

# 基于离散人工群算法的云制造服务组合

常瑞云<sup>1</sup>,周井泉<sup>1</sup>,许斌<sup>2</sup>,齐晋<sup>2</sup>

(1. 南京邮电大学 电子科学与工程学院,江苏 南京 210003;

2. 南京邮电大学 物联网学院,江苏 南京 210003)

**摘要:**随着互联网、云计算等网络技术的快速发展,单一制造服务已无法满足用户日益复杂的制造任务,所以云制造服务组合问题一直是近年来应用和研究的热点,为典型 NP 难题。文中针对云制造服务组合优选问题,改进原始人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC),提出了一种基于局部搜索离散蜂群算法(Location Search Discrete Artificial Bee Colony, LSD-ABC),从而为用户选择服务质量(Quality of Service, QoS)最优的服务组合执行路径。该算法引入种群的选择概率和对最优解的局部搜索策略,提升算法的开采能力、收敛速度,同时避免出现搜索停滞陷入局部最优。最后将 LSDABC 应用于云制造服务组合优选中进行仿真实验,并将结果与原始 ABC、DE、PSO 算法进行对比。实验结果表明, LSDABC 具有较好的求解质量和鲁棒性。

**关键词:**云制造服务组合; ABC 算法; LSDABC 算法; QoS; 局部搜索

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2016)07-0177-06

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2016.07.038

## Could Computing Service Composition Based on Discrete Artificial Bee Colony Algorithm

CHANG Rui-yun<sup>1</sup>, ZHOU Jing-quan<sup>1</sup>, XU Bin<sup>2</sup>, QI Jin<sup>2</sup>

(1. College of Electronic Science and Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications,  
Nanjing 210003, China;

2. College of Internet of Things, Nanjing University of Posts and Telecommunications,  
Nanjing 210003, China)

**Abstract:** With the rapid development of network technology such as Internet, cloud computing and so on, single manufacturing service has already not satisfied the increasingly complex tasks for users. So, cloud manufacturing service composition, as a NP hard problem, has been the applied and research hotspot in recent years. As to service composition optimal selection, a Location Search Discrete Artificial Bee Colony (LSDABC) is proposed in this paper based on improvement of original ABC to provide the service composition execution path with optimal QoS for users. This algorithm introduces selection probability based on population and local search strategy to improve the exploitation ability and convergence speed and to avoid falling into local optimum. Finally, LSDABC is applied to the cloud manufacturing service composition. The experiment shows that the LSDABC has better quality and robustness compared with the original ABC, DE and PSO.

**Key words:** cloud manufacturing service composition; ABC; LSDABC; QoS; location search

## 1 概述

21 世纪是一个全球化合作、竞争、共赢的新时代,我国制造企业向服务型转换是大势所趋。随着互联网技术特别是云计算技术的发展,应用中出现越来越多功能相似或相同的服务,组合这些功能单一的服务,使

其高效完成复杂制造任务已成为应用热点。云制造<sup>[1]</sup>中用户利用网络和云制造平台,根据自身需求调用位于不同位置的服务资源或能力,完成制造任务。云制造服务组合<sup>[2]</sup>克服地理位置上的障碍,将分散的制造资源通过云制造系统集中管理,当用户有需要时通过

收稿日期: 2015-10-12

修回日期: 2016-01-19

网络出版时间: 2016-05-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61401225); 中国博士后科学基金资助项目(2015M571790)

作者简介: 常瑞云(1992-),女,硕士研究生,研究方向为云制造服务组合; 周井泉,博士,教授,硕士生导师,研究方向为通信网络的信息管理和控制。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20160525.1711.072.html>

云服务中心对制造服务及资源进行调用。所以,如何针对用户的制造任务,构建满足各项需求和约束条件且整体 QoS 最优的组合云服务执行路径,是云制造服务环节中必需解决的关键问题。

QoS 是当前普遍采用的评价组合服务优劣的指标。基于 QoS 的服务组合<sup>[3]</sup>建模是从非功能属性角度来评价云服务的质量,通常从云制造服务的成本 (Cost, C)、时间 (Time, T)、可靠性 (Reliability, Rel)、满意度 (Satisfaction, Sa)、可用性 (Availability, A)、信誉度 (Trust, Tr)、可维护度 (Maintainability, Ma) 等几个方面来描述。基于 QoS 的服务组合问题是一个带有 QoS 约束的多目标服务组合优化问题。

近年来研究者已经开发和改进了一些智能算法来解决这些 NP 难的组合优化问题。例如,向峰<sup>[4]</sup>提出了基于群领导算法 (GLA) 的多目标优化算法,解决了基于能耗及 QoS 的多目标云制造资源服务组合优化问题;郑伟针对人工蜂群在组合优化当中的应用进行研究,并以 0-1 背包问题对智能算法在组合优化当中的应用进行仿真测试<sup>[5]</sup>;刘卫宁等<sup>[6]</sup>针对云制造系统中云服务组合优化中多目标优化问题进行建模、分析、求解,利用改进的自适应粒子群算法实现组合优化中的多目标规划问题;敬石开等<sup>[7]</sup>提出一种离散粒子群智能优化算法,保证在恶意服务占比较高时,算法也能保持较高的服务可靠性;陶飞等<sup>[8]</sup>开发了一种基于并行自适应混沌优化与反射迁移 (PC-PACO-RM) 的并行算法,针对于云制造服务组合不规则、大规模的优化空间,获得云制造中资源分享的高效策略;Xia 等<sup>[9]</sup>提出了多信息动态更新的蚁群优化算法,用以适应当服务失效或 QoS 改变的情况。

综上所述,利用智能优化算法解决云制造服务组合优选问题是一种非常有应用价值的研究思路。文中用适应度值表述组合服务的 QoS,通过引入种群选择概率和对最优解的局部搜索策略,提出一种基于局部搜索的离散人工蜂群算法,并将其应用于云制造服务组合优选问题中。

实验结果表明,该算法的求解速度和求解质量都优于原始 ABC、PSO、DE 算法。

## 2 问题描述与相关定义

云制造服务的模型如图 1 所示。在云制造环境中,服务提供方将自身富余的资源 (如知识、数据、制造设备、计算设备、软件工具等) 通过计算机系统、物联网等进行虚拟化,之后再将这些资源进行服务化封装,发布到云制造平台上;然后,服务请求方通过选择、组合云制造平台中的云服务,构建满足生产制造任务需求的云制造服务组合。

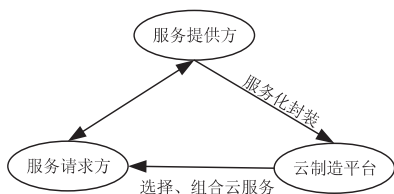


图 1 云制造服务模型

### 2.1 制造云服务组合描述

云制造服务组合的具体过程如图 2 所示。从服务请求方提交任务到满足需求,要经历三个阶段,即分解任务、为子任务搜索并匹配子服务、候选服务组合及组合路径优选。

(1) 分解任务:用户提交的制造任务 ST 被分解成  $M$  个能被单一候选服务满足需求的子任务,  $ST = \{ST^1, ST^2, \dots, ST^j, \dots, ST^M\}$ 。其中,  $ST^j$  是 ST 的第  $j$  个子任务,  $j = 1, 2, \dots, M$ 。

(2) 搜索与匹配:每个子任务  $ST^j$  会在云制造平台搜索对应服务,假设有  $M_j$  个可用服务组成子任务  $M_j$  的候选云服务集  $S^j = \{S^j_1, S^j_2, \dots, S^j_i, \dots, S^j_{M_j}\}$ 。其中,  $S^j_i$  表示  $ST^j$  的第  $i$  ( $i = 1, 2, \dots, M_j$ ) 个候选云服务,且子任务  $ST^j$  可由  $S^j$  中的单个云服务  $S^j_i$  完成。

(3) 组合及优选:从每个服务候选集中选出一个候选服务  $S^j_i$ , 生成所有可行的路径  $CS^j = \{S^1_{j1}, S^2_{j2}, \dots, S^i_{ji}, \dots, S^{M-1}_{j(M-1)}, S^M_{jM}\}$ ,  $j = 1, 2, \dots, \prod_{j=1}^M M_j$ 。然后从中优选一条 QoS 最好的路径,在给定的约束条件下完成制造任务。

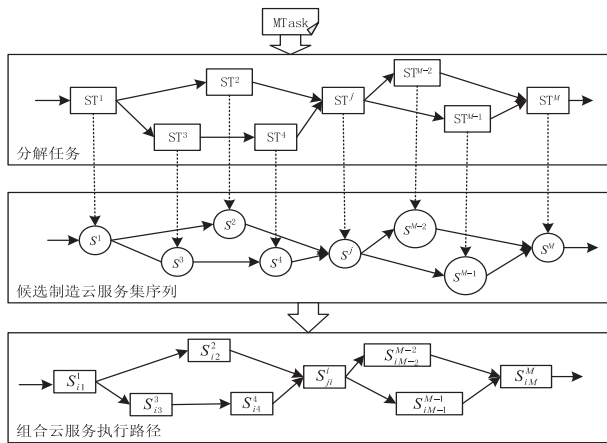


图 2 云制造服务组合的具体过程

### 2.2 云制造服务组合 QoS 评估模型

从服务组合方法和工作流基本模式<sup>[10-12]</sup>来看,服务组合执行路径 (Composite Service Execution Paths, CSEP) 的生成是一个面向服务的工作流,基本结构包含序列模式、并行模式、选择模式和循环模式。而在服务组合中,其他三种模式都要转化为序列模式进行服务质量评价。因此文中将在序列模式下,从云制造服务特点、QoS 参数重要程度和可度量的角度出发,主要

考虑成本、执行时间、能耗和可靠度,建立云制造服务 QoS 模型:  $QoS = \{ \text{时间, 成本, 能耗, 可靠度} \} = \{ T, C, E, Rel \}$ 。并用式(1)来评估 CSEP 的 QoS。

$$f_{QoS}(CS) = \alpha \sum_{j=1}^M T(S_{ji}^i) + \beta \sum_{j=1}^M C(S_{ji}^i) + \gamma \sum_{j=1}^M E(S_{ji}^i) + \frac{\varphi}{\prod_{j=1}^M Rel(S_{ji}^i)} \quad (1)$$

其中,  $\alpha, \beta, \gamma, \varphi$  分别表示相应的参量(时间、花费、能耗、可靠性)的权重,且  $\alpha + \beta + \gamma + \varphi = 1$ 。

求解最优路径的数学模型为:

$$\min(f_{QoS}(CS)) = \min(\alpha \sum_{j=1}^M T(S_{ji}^i) + \beta \sum_{j=1}^M C(S_{ji}^i) + \gamma \sum_{j=1}^M E(S_{ji}^i) + \frac{\varphi}{\prod_{j=1}^M Rel(S_{ji}^i)})$$

### 3 算法描述

#### 3.1 基本人工蜂群算法

人工蜂群<sup>[13-14]</sup>(Artificial Bee Colony, ABC)算法是模拟蜂群内部分工和觅食行为的一种较为新颖的群体智能算法。目的是让蜂群中各种类蜂更好地进行协作,从而实现蜜蜂采蜜量的最大化,即找到优化问题的最优解。在该智能行为中,蜂群分为引领蜂、跟随蜂和侦查蜂三类,蜜源的位置代表优化问题的潜在解,花蜜的丰富程度代表解的质量即适应度。蜂群完成一次迭代分为3步:

(1)引领蜂对当前蜜源按式(2)进行邻域搜索,并选择蜜源较为丰富的目标。

$$v_{ij} = x_{ij} + r(x_{ij} - x_{kj}) \quad (2)$$

式中,  $x_{ij}$ ,  $x_{kj}$  表示种群中的两个蜜源;  $v_{ij}$  是新产生的蜜源。

(2)跟随蜂根据引领蜂分享的信息,按式(3)计算的概率选择蜜源并进行邻域搜索,保留较好蜜源信息。

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{j=1}^{SN} fit_j} \quad (3)$$

式中,  $fit_i$  是个体  $i$  的适应度值。

(3)如果经过  $limit$  次搜索之后,蜜源的质量仍未提高,则该雇佣蜂将变成侦察蜂,按式(4)寻找新的蜜源。

$$x_{ij} = lb + r(ub - lb) \quad (4)$$

其中,  $r$  是  $(-1, 1)$  中的随机数;  $ub$ ,  $lb$  是种群蜜源的上下限;  $x_{ij}$  是随机产生的新个体。

#### 3.2 改进人工蜂群算法

在 ABC 中,影响优化效果的关键是算法的局部“开采”与全局“探测”。而原始 ABC 算法局部搜索

中,跟随蜂根据式(3)的概率选择蜜源,较差蜜源几乎得不到更新,种群多样性无法保障,同时在全局搜索中,对当前找到的最优解没有充分开发,使得蜂群接近最优蜜源时搜索效率明显下降,从而算法的收敛速度变得很慢。

##### 3.2.1 基于种群的概率选择

原始 ABC 算法中,概率选择仅依据适应度值,使得包含有用信息但适应度值较差的超常个体易被淘汰,而这些漏选的信息将会直接影响算法的全局收敛能力。而基于种群的方法选择蜜源进行更新,不考虑目标函数值,保持了种群多样性。位于第  $k$  位蜜源的个体按式(5)计算被选概率,这种基于种群的概率选择,使得较差蜜源被选择的概率增加,避免超常个体对选择过程的负面影响。

$$\begin{cases} P_k = \frac{1}{SN} + a(t) \frac{SN + 1 - 2k}{SN(SN + 1)}, k = 1, 2, \dots, SN \\ a(t) = 0.2 + \frac{3t}{4Max\_cycle}, t = 1, 2, \dots, Max\_cycle \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $a(t)$  为自适应参数;  $Max\_cycle$  最大迭代次数。

进化前期,设置较小的  $a(t)$  值来保证种群多样性;进化后期,个体差异变小,为避免陷入局部最优,出现搜索停滞状态,  $a(t)$  的值应较大。

##### 3.2.2 局部搜索策略

为解决 ABC 算法“开采”能力差的问题,现引进局部搜索算子对当前最优解进行邻域搜索,使其快速找到最优蜜源。同时,原始 ABC 算法中的搜索算子每次只改变一个变量,而局部搜索算子可以同时改变多个变量,这样的搜索方式能够有效加快算法的收敛速度。

局部搜索算法的执行步骤如下:

Step1:参数设置。局部搜索迭代  $E$  次,初始搜索步长  $\alpha_0$ ,局部搜索迭代计数器  $epoch = 0, k = 0, x_{current} = x_{best}$ ;

Step2:迭代计数器  $n = 0$ ;

Step3:生成随机向量  $dx$ , 且  $-\alpha_k \leq dx \leq \alpha_k$ ;

Step4:更新  $epoch, epoch = epoch + 1$ ;

Step5:  $f_{new} = f(x_{current} + dx)$ , 若  $f_{new} \leq f_{current}$ , 则  $f_{best} = f_{new}, x_{best} = x_{current} + dx, n = n + 1$ , 转 Step7;

Step6:  $f_{new} = f(x_{current} - dx)$ , 若  $f_{new} \leq f_{best}$ , 则  $f_{best} = f_{new}, x_{best} = x_{current} - dx, n = n + 1$ , 转 Step7;

Step7:如果  $n < N$ , 则转 Step3;

Step8:  $k = k + 1$ ;

Step9:  $\alpha_k = \alpha_{k-1} \times 0.5$ ;

Step10:如果  $epoch = E$ , 则终止,否则转 Step2。

为了充分发挥局部搜索算子的开采能力,初始搜

索步长  $\alpha_0$  与当前最优解的数量级应尽量保持一致。文中取  $\alpha_0 = x_{\text{best}}$ , 同时在每一次更新解之后, 都要对新解进行判定, 保证其在设定范围之内。

3.3 LSDABC 解决云制造服务组合问题

应用 LSDABC 算法求解云制造服务组合, 首先是优化解与蜂群成员的映射, 即蜂群的初始化。文中以序列模式为例进行实验论证。目标函数用式(1)表示, 函数值越小, 证明该组解的 QoS 越好。

假设制造任务共包含  $n$  个子任务, 每个子任务都对应  $m$  个候选服务数  $S_{ij}(T, C, E, \text{Rel})$ ,  $i$  表示第  $i$  个子任务,  $j$  表示第  $j$  个子服务。蜂群的每个成员(解)代表一条服务组合路径, 用向量  $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_D]$  表示, 其中解的序列组合的维度与组合问题中子任务数一致。如: 服务组合路径  $S_{16} \rightarrow S_{23} \rightarrow S_{31} \rightarrow S_{47} \rightarrow \dots \rightarrow S_{m4}$  和  $S_{18} \rightarrow S_{24} \rightarrow S_{32} \rightarrow S_{49} \rightarrow \dots \rightarrow S_{m6}$ , 可以用  $\mathbf{X} = [6, 3, 1, 7, \dots, 4]$  和  $\mathbf{X} = [8, 4, 2, 9, \dots, 6]$  来表示解向量。

基于局部搜索离散人工蜂群算法首先设置相关参数, 初始化种群产生新蜜源, 利用式(1)计算每组蜜源的适应度值, 记录最好适应度值及对应蜜源, 然后进入迭代。引领蜂根据式(2)去更新解, 并对新解进行评估, 然后用式(5)计算每个蜜源被选择的概率, 跟随蜂依概率更新蜜源, 并做出评估保留较好的, 侦察蜂根据 limit 的值, 即每次更新中解的变化情况, 有选择性地淘汰蜜源, 并重新产生新蜜源, 最后对得到的最优解利用局部搜索算子进行局部搜索, 得到最优解。多次重复以上的迭代过程, 找到最优解。

- 改进算法的具体步骤如下:
- Step1: 设置相关参数。引领蜂个数 = 跟随蜂个数 = SN, 最大迭代次数 maxCycle, 控制参数 limit。
- Step2: 随机产生初始解集  $x_{ij}$ ,  $i = 1, 2, \dots, \text{SN}; j = 1, 2, \dots, D$ , 其中  $1 \leq x_{ij} \leq 100$ 。
- Step3: 计算初始化蜜源的适应度。

表 1 LSDABC 算法在候选服务为 500 ~ 5 000 时解决 10 任务服务组合对应的均值和方差

子任 务数	候选 服务数	LSDABC		ABC		DE		PSO	
		mean	std	mean	std	mean	std	mean	std
D = 10	500	6.432 5	0.339	6.551 3	0.367 1	6.573 1	0.310 5	7.142 5	0.293 4
	1 000	6.475 3	0.336 1	6.531 6	0.395 1	6.653 7	0.353 1	7.053 4	0.296 8
	1 500	6.374 9	0.332 8	6.432 6	0.384 2	6.732 8	0.376 4	6.862 4	0.302 7
	2 000	6.452 1	0.331 4	6.553 2	0.398 6	6.671 8	0.421 7	6.531 6	0.308 6
	2 500	6.512 4	0.332 6	6.521 7	0.412 6	6.752 4	0.393 6	6.514 3	0.313 7
	3 000	6.372 1	0.326 1	6.583	0.421 7	6.610 6	0.410 5	7.081 7	0.322 5
	3 500	6.502 3	0.336 4	6.631 4	0.461 5	6.832 4	0.4367 5	6.487 3	0.335 4
	4 000	6.396 4	0.333 6	6.863 2	0.447 3	6.901 7	0.445 8	6.485 2	0.354 2
	4 500	6.462 1	0.331 6	7.103 4	0.465 7	7.153 2	0.463 4	6.483 1	0.350 3
	5 000	6.481 4	0.328 1	7.124 3	0.490 5	7.264 9	0.471 2	6.481 5	0.370 6

- Step4: 引领蜂搜索新蜜源  $v_i$ , 计算其适应度。
- Step5: 如果新蜜源  $f(v_i) \leq f(x_i)$ , 则  $x_i = v_i$ ; 否则保留  $x_i$ 。
- Step6: 计算蜜源的选择概率  $P$ 。
- Step7: 跟随蜂根据概率  $P$  选择蜜源, 搜索新蜜源  $v_i$ , 计算其适应度。
- Step8: 如果新蜜源  $f(v_i) \leq f(x_i)$ , 则  $x_i = v_i$ , 否则保留  $x_i$ 。
- Step9: 记忆最优蜜源。
- Step10: 如果达到迭代间隔  $t_{\text{step}}$ , 则利用局部搜索算子对当前最优位置进行局部搜索, 更新最优位置。
- Step11: 判断是否存在要放弃的蜜源, 若存在, 该处的引领蜂变为侦察蜂。
- Step12: 如果满足终止条件, 算法终止, 输出结果, 否则转步骤 3。

4 实验与分析

为验证 LSDABC 对于解决云制造服务组合问题的有效性, 选择序列结构模型进行实验, 对该算法进行性能测试。文中以三个典型案例: 10, 20, 30 个子任务, 作为实验数据集, 数据集中所有候选云服务 QoS 属性的范围均为  $[0.1, 10]$ , 采用随机的方式生成。

实验中, LSDABC 算法参数设置: 种群规模 SN = 100, 最大迭次数 maxCycle = 100, 算法运行次数 runtime = 100, limit = 100, 候选服务数据集是 4 维(响应时间、成本、能耗、可靠度), 且每个子任务均有相同数目的候选服务。服务组合优选中每项评价指标设置相同的权重,  $\alpha = \beta = \gamma = \varphi = 1/4$ 。在满足以上约束条件的情况下, 仿真实验, 并与原始 ABC、PSO、DE 算法进行比较。记录算法运行中的适应度平均值和标准差。

表 1 ~ 3 分别表示在任务数分别是 10, 20, 30, 候选服务数目在 500 ~ 5000 中变化时, 四种算法运行 100



表 2 LSDABC 算法在候选服务为 500~5 000 时解决 20 任务服务组合对应的均值和方差

子任务数	候选服务数	LSDABC		ABC		DE		PSO	
		Mean	std	mean	std	mean	std	mean	std
D = 20	500	12.476 3	0.336 7	12.753 1	0.376 5	12.783 5	0.233 7	12.957 3	0.132 6
	1 000	12.478 5	0.332 8	12.756 9	0.379 6	12.829 3	0.245 3	12.959 6	0.142 7
	1 500	12.512 7	0.341 5	12.770 3	0.421 7	12.853 4	0.251 9	12.965 7	0.151 8
	2 000	12.493 6	0.334 6	12.778 2	0.431 6	12.839 3	0.273 1	12.983 5	0.154 6
	2 500	12.521 7	0.337 1	12.780 5	0.445 7	12.915 3	0.284 3	12.994 7	0.163 7
	3 000	12.530 4	0.341 3	12.783 4	0.448 3	12.921 8	0.311 8	13.210 8	0.167 8
	3 500	12.547 2	0.344 1	12.786 5	0.451 5	12.943 7	0.358 2	13.263 7	0.193 7
	4 000	12.538 1	0.339 1	12.791 3	0.478 3	12.932 5	0.371 6	12.257 6	0.214 3
	4 500	12.491 7	0.342 7	12.798 7	0.493 7	12.953 2	0.425 3	13.314 7	0.240 8
	5 000	12.486 3	0.338 3	12.801 5	0.513 2	12.9567	0.443 6	13.346 5	0.253 7

表 3 LSDABC 算法在候选服务为 500~5 000 时解决 30 任务服务组合对应的均值和方差

子任务数	候选服务数	LSDABC		ABC		DE		PSO	
		mean	std	mean	std	mean	std	mean	std
D = 30	500	26.351 6	0.332 7	26.932 7	0.401 5	27.101 6	0.366 1	27.798 3	0.335 7
	1 000	26.472 8	0.345 3	26.953 7	0.432 7	27.173 1	0.387 3	27.821 7	0.353 6
	1 500	26.495 3	0.336 1	27.085 6	0.415 3	27.265 5	0.388 7	27.813 8	0.286 5
	2 000	26.563 9	0.335 7	27.156 3	0.435 6	27.346 4	0.396 4	27.805 4	0.393 1
	2 500	26.586 3	0.327 1	27.205 1	0.447 3	27.384 7	0.415 4	27.809 3	0.401 7
	3 000	26.763 5	0.346 3	27.210 9	0.456 1	27.423 7	0.434 7	27.810 6	0.442 7
	3 500	26.776 3	0.339 2	27.243 5	0.466 3	27.453 6	0.451 1	27.836 4	0.456 3
	4 000	26.765 3	0.340 8	27.315 7	0.482 8	27.487 1	0.472 7	27.843 1	0.476 7
	4 500	26.771 6	0.331 8	27.352 4	0.532 1	27.696 7	0.481 8	27.840 5	0.512 1
	5 000	26.765 8	0.348 2	27.376 1	0.556 7	27.778 3	0.488 3	27.853 7	0.530 7

次时最优解适应度值的平均值及方差。

从表中可以看出,LSDABC 算法在候选服务数增加时,适应度值与其他算法之间的差距更加明显,且方差变化不大;同时,当任务数增加时,LSDABC 能兼备适应度值较好情况下,保持较好的稳定性。

图 3 表示的是在统一每个子任务候选服务数为 100 的情况下,在任务数分别为 10、20、30 时,四种算法的平均适应度值随迭代次数变化的趋势。由图可知,无论子任务数目是 10、20 或是 30,改进算法的平均适应度值和稳定性均优于其他三种算法。

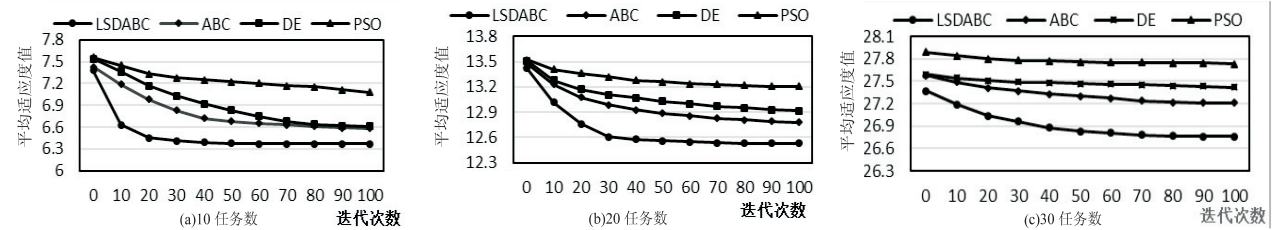


图 3 算法平均适应度值演变趋势

从数据分析可知,LSDABC 算法在迭代前期,跟随蜂基于种群概率对蜜源进行选择更新,保持种群多样性,避免陷入局部优化;在迭代后期,对最优解周围进行局部搜索,使其快速找到最优解。所以文中提出的 LSDABC 算法开采能力强、收敛速度快、鲁棒性好,避免陷入局部最优,且对复杂问题的适应性较强。

5 结束语

文中基于服务组合 QoS 评估组合服务的好坏,并构建了云制造服务组合优化的 QoS 数学模型。通过基于种群的概率选择及对最优解的局部搜索策略改进人工蜂群算法,提出具有更好收敛能力和全局搜索能力

的基于局部搜索的离散人工蜂群算法来解决云制造服务组合问题。实验仿真证实了 LSDABC 的有效性及其可行性。然而,基于 QoS 的评估模型仅仅考虑了服务的技术指标,忽略了服务使用者的感受,因此仍有待改进。所以下一步的研究工作将集中于兼顾用户体验质量综合考虑,优化云制造服务组合路径。

#### 参考文献:

- [1] 李伯虎,张霖,柴旭东. 云制造概论[J]. 中兴通讯技术, 2010(4):5-8.
- [2] 陶飞,张霖,郭华,等. 云制造特征及云服务组合关键技术研究[J]. 计算机集成制造系统, 2011, 17(3):477-486.
- [3] Xiang F, Hu Y, Yu Y, et al. QoS and energy consumption aware service composition and optimal-selection based on Pareto group leader algorithm in cloud manufacturing system[J]. Central European Journal of Operations Research, 2014, 22(4):663-685.
- [4] 向峰. 云制造系统中基于能耗的服务组合关键技术研究[D]. 武汉:武汉理工大学, 2013.
- [5] Huo Y, Zhuang Y, Gu J, et al. Discrete gbest-guided artificial bee colony algorithm for cloud service composition[J]. Applied Intelligence, 2015, 42(4):661-678.
- [6] 刘卫宁,李一鸣,刘波. 基于自适应粒子群算法的制造云服务组合研究[J]. 计算机应用, 2012, 32(10):2869-2874.

(上接第 176 页)

的识别算法识别速度快,识别率高。

实验中还存在一些问题:第一,通过拍摄或扫描的图片清晰度各异,经过图像预处理后仍有不清晰现象;第二,由于特征提取算法本身的问题,提取的特征可能出现误差。

#### 参考文献:

- [1] 林强. 基于 OCR 的支票识别系统的研究与实现[D]. 北京:北京邮电大学, 2010.
- [2] 李琥,卜佳俊,陈纯. 一种新的基于特征线检取的票据识别算法[J]. 浙江大学学报:工学版, 2003, 37(2):173-177.
- [3] 严国莉,黄山,李岱璋,等. 印刷体数字快速识别算法在身份证编号数字识别中的应用[J]. 计算机工程, 2003, 29(1):178-179.
- [4] Zhang Zongjian, Chen Guanghua, Li Jianwei. The research on digit recognition algorithm for automatic meter reading system[C]//Proceedings of the 8th world congress on intelligent control and automation. Jinan, China: [s. n.], 2010:5399-5403.
- [5] Li Yueqin, Li Jinping, Han Lei, et al. A bank note number au-

- [7] 敬石开,姜浩,许文婷,等. 考虑执行可靠性的云制造服务组合算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(3):392-400.
- [8] Tao F, Lai Li Y, Xu L, et al. FC-PACO-RM: a parallel method for service composition optimal-selection in cloud manufacturing system[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2013, 9(4):2023-2033.
- [9] Xia Y M, Cheng B, Chen J L, et al. Optimizing services composition based on improved ant colony algorithm[J]. Jisuanji Xuebao (Chinese Journal of Computers), 2012, 35(2):270-281.
- [10] Fan Y, Zhao D, Zhang L, et al. Manufacturing grid: needs, concept, and architecture[M]//Grid and cooperative computing. Brilin: Springer, 2004:653-656.
- [11] Tao F, Hu Y F, Zhou Z. Study on manufacturing grid & its resource service optimal-selection system[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2008, 37(9-10):1022-1041.
- [12] Tao F, Zhao D, Hu Y, et al. Resource service composition and its optimal-selection based on particle swarm optimization in manufacturing grid system[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2008, 4(4):315-327.
- [13] 秦全德,程适,李丽,等. 人工蜂群算法研究综述[J]. 智能系统学报, 2014, 9(2):127-135.
- [14] 张平,刘三阳,朱明敏. 基于人工蜂群算法的贝叶斯网络结构学习[J]. 智能系统学报, 2014, 9(3):325-329.

tomatic identification method[C]//Proc of international conference on environment science. Melbourne: IEEE, 2012:185-192.

- [6] 徐哲,楼文高. 基于模版对比的手写体数字识别神经网络模型[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(9):226-228.
- [7] 戴静,胡钊政,白建川. 一种基于交点特征的印刷体数字识别方法[J]. 电视技术, 2014, 38(13):28-30.
- [8] 高菊,叶桦. 一种有效的水表数字图像二次识别算法[J]. 东南大学学报:自然科学版, 2013, 43(S):153-157.
- [9] 滕书华,孙即祥,邵晓芳. 一种鲁棒性的印刷体数字识别算法[J]. 光学与光电技术, 2005, 3(6):12-15.
- [10] 倪桂博,梁晓尊. 基于结构形状的印刷体数字识别方法[J]. 软件导刊, 2010, 9(5):67-68.
- [11] 张翼成,陈欣,杨红军,等. 基于组合特征的 BP 神经网络数字识别方法[J]. 计算机系统应用, 2013, 22(3):113-116.
- [12] 李春宇. 金融发票印刷体数字及面值识别方法的研究[D]. 沈阳:沈阳工业大学, 2006.
- [13] 郭建瓴. 数字识别及其应用[D]. 武汉:华中科技大学, 2006.
- [14] 徐敬,刘炜. 基于特征矩阵的高效数字识别算法[J]. 软件导论, 2014, 13(1):59-61.