

# 基于改进人工蜂群算法的云制造服务组合优化方法

胡强<sup>1</sup>, 田雨晴<sup>1</sup>, 綦浩泉<sup>1</sup>, 吴鹏<sup>1</sup>, 刘庆雪<sup>2</sup>

(1. 青岛科技大学信息科学技术学院, 山东 青岛 266061; 2. 昆明学院机电工程学院, 云南 昆明 650214)

**摘要:** 为提高云制造服务组合的流程寻优质量、效率和稳定性, 提出一种基于改进人工蜂群算法的云制造服务组合优化方法。首先, 建立了云制造服务组合场景下的3种服务协同质量计算方法; 然后, 构建了一种融合服务协同质量的云制造服务组合优化模型; 最后, 设计了一种具有多搜索策略岛屿模型的人工蜂群算法, 实现最优云制造服务组合流程的求解。实验结果表明, 所提算法在组合流程的寻优质量、效率和稳定性方面均优于当前流行的人工蜂群改进算法和其他群智能算法。

**关键词:** 云制造; 服务组合; 流程优化; 人工蜂群

**中图分类号:** TN92

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2023024

## Optimization method for cloud manufacturing service composition based on the improved artificial bee colony algorithm

HU Qiang<sup>1</sup>, TIAN Yuqing<sup>1</sup>, QI Haoquan<sup>1</sup>, WU Peng<sup>1</sup>, LIU Qingxue<sup>2</sup>

1. School of Information Science and Technology, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China

2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University, Kunming 650214, China

**Abstract:** To improve the optimization quality, efficiency and stability of cloud manufacturing service composition, a optimization method for cloud manufacturing service composition based on improved artificial bee colony algorithm was proposed. Firstly, three methods of service collaboration quality calculation under cloud manufacturing service composition scenario were put forward. Then, the optimization model with service collaboration quality was constructed. Finally, an artificial bee colony algorithm with multi-search strategy island model was designed to solve the optimal cloud manufacturing service composition. The experimental results show that the proposed algorithm is superior to the current popular improved artificial bee colony algorithms and other swarm intelligence algorithms in terms of optimization quality, efficiency and stability.

**Keywords:** cloud manufacturing, service composition, process optimization, artificial bee colony

## 0 引言

作为一种典型的“互联网+”制造实现模式, 云制造通过共享或协同分布式制造资源与能力, 快速实

现各类产品的定制<sup>[1]</sup>。企业将自身的制造资源或业务功能进行服务化封装, 发布在各类云平台, 用户可以按照需求租用云制造服务, 弥补自身制造能力的不足, 从而便捷地构建和部署新的制造业务。

收稿日期: 2022-08-16; 修回日期: 2022-12-17

通信作者: 刘庆雪, hmxue2000@163.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61973180); 山东省自然科学基金资助项目 (No.ZR2019MF033, No.ZR2021MF092); 山东省重点研发计划基金资助项目 (No.2021RKY02037); 云南省教育厅科学研究基金资助项目 (No.2022J0635)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.61973180), The Natural Science Foundation of Shandong Province (No.ZR2019MF033, No.ZR2021MF092), The Key Research and Development Program of Shandong Province (No.2021RKY02037), Foundation of Yunnan Provincial Education Department (No.2022J0635)

对于一些复杂的制造需求，云制造服务平台需要将一组相关的制造服务进行组合，以云制造服务流程的形式实现响应。云平台中存在许多功能相似的云制造服务，在建立服务组合流程时，每个业务节点都可能存在多个可供选择的服务，不同的业务节点中的云制造服务之间通过组合，可以产生大量的云制造流程实例<sup>[2]</sup>。因此，如何从大量的服务组合中求解最优组合流程实例成为云制造领域所面临的一个难题<sup>[3]</sup>。

群智能算法是服务组合流程优化的主流解决方法，如遗传算法（GA, genetic algorithm）<sup>[4]</sup>、粒子群优化（PSO, particle swarm optimization）算法<sup>[5-6]</sup>、人工蜂群（ABC, artificial bee colony）算法<sup>[7-8]</sup>等。为了提高搜索能力和优化质量，研究者在上述算法的基础上提出了一系列的改进方法，这些方法在组合优化求解过程中已取得不错效果。然而，已有研究在构建组合优化求解模型时，主要关注服务自身质量属性，缺乏考虑服务之间的协同质量，此外，在组合流程的寻优质量、效率及稳定性等方面也存在进一步提升的空间。

为此，本文提出一种基于改进人工蜂群算法的云制造服务组合优化方法，主要贡献如下。

1) 挖掘云制造服务组合场景下的服务协同要素，建立了3种服务协同质量度量方法，用于评价云制造服务之间的组合关联强度。

2) 构建了融合云制造服务自身质量与协同质量的组合优化决策模型，提升了云制造服务组合优化的合理性。

3) 设计了一种具有多搜索策略岛屿模型的人工蜂群算法，并将其用于云制造服务组合优化模型的求解。实验证明所提算法有效提升了组合流程的寻优质量、效率和稳定性。

## 1 相关工作

服务成本、可靠性、可用性、响应时间等属性是研究者在构建服务组合优化模型时常考虑的基本要素。例如，考虑到不稳定的QoS可能会影响服务组合的可靠性，Xie等<sup>[4]</sup>通过计算历史QoS的偏差值来确定QoS的稳定性，综合考虑QoS稳定性和协作能力来提高服务组合的有效性。Thangaraj等<sup>[9]</sup>通过可用性、响应时间、吞吐量和服务之间的互操作性建立组合优化模型评估服务组合的质量，为用户提供了具有最大吞吐量和互操作性的高可靠性服务组合。

Wang<sup>[10]</sup>在研究云制造服务组合异常重构时，在传统服务质量基础上，将加工质量和占用时间等因素作为约束构建优化模型，提出基于强化Harris-Hawks优化器服务组合重构算法，提高了重构的效率和精确度。任磊等<sup>[11]</sup>提出了服务合作强度，将其划分为交易合作关系强度、共同社区强度、物理距离关系强度、资源相关关系强度、社会相似关系强度五类，以传统服务质量和合作强度的加权最大化为目标构建了服务组合优化模型，提高了流程优化质量。在上述成果的基础上，本文将进一步挖掘云制造服务组合流程中涉及的协同要素，建立更加科学合理的优化决策模型。

在组合优化模型求解方面，为了解决现有群智能算法在组合优化求解中质量不高、难以兼顾局部与全局最优等问题，研究者从不同角度改进各类算法。例如，Tarawneh等<sup>[12]</sup>构建一种蜘蛛猴优化算法，通过使用负载均衡器来分配工作负载，最大限度地减少服务组合的响应时间，很好地平衡虚拟机资源、处理机位置等信息来为用户推荐最合适的Web服务。Jin<sup>[13]</sup>提出一种基于均匀变异和改进鲸鱼算法的eagle搜索策略，利用均匀变异进行全局搜索来保持种群的多样性，基于改进鲸鱼优化算法进行局部搜索，平衡算法的全局和局部搜索能力，提高组合最优解的求解质量。Wu等<sup>[14]</sup>将花卉授粉算法与快速非支配排序及种群选择策略相结合，提出一种混合花卉授粉算法，在执行过程引入差分进化策略和随机干扰策略，提高了服务组合算法的优化能力。

在众多的群智能算法中，人工蜂群算法因参数少、收敛快、计算简便等特点在各类优化问题中备受青睐。为提高人工蜂群算法的性能，Zhou等<sup>[15]</sup>通过构造精英群体，在雇佣蜂和观察蜂阶段分别改进解搜索方法，并基于精英群体改进邻域搜索算子，更好地实现探索和开发能力之间的平衡。Arunachalam等<sup>[16]</sup>提出了一种基于综合概率多搜索解决方案的人工蜂群优化方法，能够有效地确定工作流图的源顶点和汇顶点之间存在的最佳路径，利用接受规则和多搜索概率参数来解决服务组合的全局优化。Ye等<sup>[17]</sup>提出了一种基于随机邻域结构的高效搜索人工蜂群算法，为每个解设计独立且大小随机的邻域结构，并在随机邻域结构上改进搜索策略，采用深度优先搜索方法来增强观察蜂的探索能力，使该算法具有更优的性能。

## 2 云制造服务组合优化模型

云平台中存在许多相似的云制造服务，对于服务组合流程，流程中每个节点都存在一组满足需求的候选服务，形成候选响应服务集合。从每个候选响应服务集合中选择一个服务，即可组合成为用户所需的云制造服务流程实例。如图 1 所示，若流程模型包含 4 个服务节点，每个节点对应的候选响应服务集合中的服务数目分别为  $w$ 、 $x$ 、 $y$  和  $z$  个，则可形成  $wxyz$  种服务组合。

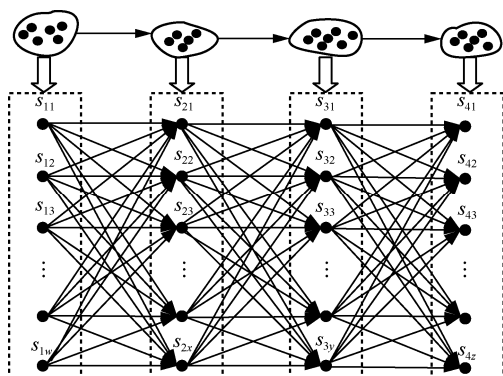


图 1 流程实例优化示意

随着流程中服务节点数量的增多，可满足用户需求的云制造服务组合流程数量将呈指数级增加，这些服务组合流程的质量各异，因此，如何从候选响应服务集合中构建高质量的服务组合流程是云制造流程响应所面临的一个重要问题。

### 2.1 组合优化决策要素

在构建服务组合流程时，流程的服务质量包含两类，一类是组成服务本身所固有的质量属性，质量属性在大量服务计算相关文献中均有介绍，不再详述。本文选取制造周期 (MT)、价格 (SC)、信誉 (SP)、可靠性 (SR) 参与流程优化。另一类是服务节点之间的协同质量，在构建服务组合流程时，服务之间的历史合作关系、当前的政策以及迁移代价都会对相邻服务节点选择产生影响，从而影响最终服务组合流程的质量。

本文将服务节点之间的协同质量归结为迁移代价 (MC)、合作强度 (CI)、合作意向 (CP) 这三类。由于存在量纲与数值上的差异，所有决策要素的质量求解均采用最大最小归一化后的属性值。

1) 迁移代价。不同领域的云制造服务迁移代价度量要素不同，通常情况下，迁移代价主要包含迁移时间、迁移成本和迁移损耗。令  $mt$ 、 $mc$  和  $ml$

分别表示归一化后的迁移时间、迁移成本和迁移损耗，迁移代价计算方法为。

$$MC = \frac{mt + mc + ml}{3} \quad (1)$$

2) 合作强度。存在合作关系的服务形成了事实上的交互协作，具有服务组合质量上的潜在优势，再次合作的可能性会更大，因此合作强度是服务关联质量属性的重要评估要素。合作强度通常采用合作频次比来计算，但此类方法忽视了时间对合作强度的影响。同样的合作频次比，近期合作次数多的 2 个服务的合作强度应该更大，基于上述考虑，本文构建了式(2)所示的合作强度计算方法。

$$CI(s_i, s_j) = \frac{\sum_{k=1}^m e^{-(tc-tk)} C_{tk}(s_i, s_j)}{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m e^{-(tc-tk)} C_{tk}(s_i, s_j)} \quad (2)$$

其中， $tc$  和  $tk$  分别为当前时间段和  $tk$  时间段， $C_{tk}(s_i, s_j)$  为  $tk$  时间段服务  $s_i$  与  $s_j$  的合作次数， $e^{-(tc-tk)}$  为时间修正因子，通过  $tk$  与  $tc$  的差值大小来调节不同时间段中的合作次数在合作强度中的贡献大小。

3) 合作意向。合作意向由历史合作满意度和政策扶持度共同决定。历史合作满意度高的服务之间通常具备更优的服务组合质量，同时，受国家政策扶持力度大的服务通常具备服务质量上的优势。历史合作满意度  $hc$  和政策扶持度  $ps$  均采用等级分制进行评价。

历史合作满意度  $hc$  的评分规则借鉴文献[18]中的量化规则，将对关联服务的满意度划分为 5 个等级，各级赋分为{(非常不满意: 1 分), (不满意: 3 分), (基本满意: 5 分), (满意: 7 分), (非常满意: 9 分)}。政策扶持度  $ps$  由政策发布单位等级评分和政策类型评分共同决定。依据政策发布单位级别，赋分为{(国家级: 4 分), (省级: 3 分), (市级: 2 分), (地区级: 1 分)}; 依据政策类型，赋分为{(规划级: 3 分), (条例级: 2 分), (通知级: 1 分)}。令  $hc$  和  $ps$  为归一化后的历史合作满意度和政策扶持度，则合作意向为

$$CP = 0.5(hc + ps) \quad (3)$$

### 2.2 组合优化决策模型

为了便于构建云制造服务组合优化决策模型，首先给出云制造服务组合模型的形式化定义。

**定义 1** 云制造服务组合模型

云制造服务组合模型定义为二元组  $csp$ ， $csp$  及

其组成元素规约形式如下

- csp:={sn,→};
- sn:={sb, se, s, sp};
- sp:={m, sl};
- sl:={s, →};
- rn:={as, os, aj, or, ls, le};

其中, sn 表示流程业务节点, 符号→表示顺序关系。csp 表示由 sn 节点按照顺序结构组成的业务逻辑序列。sn 节点分为流程起始节点 sb、流程终止节点 se、服务节点 s 和子流程结构块 sp 这 4 种类型。其中, s 用于描述云制造服务, sp 用于描述流程需求中存在的选择、并发或循环结构的子流程。

sp 定义为路由节点 m 与服务节点序列 sl 的集合, 其中 sl 为顺序执行的服务节点序列; m 中的节点成对匹配出现, 路由节点对 {as, aj}、{os, oj} 和 {ls, le} 分别用于构建并发结构、选择结构和循环结构。图 2 为一个云制造服务组合模型示例, 由 3 个云制造服务 s<sub>1</sub>, s<sub>2</sub> 和 s<sub>3</sub> 以及子流程结构块 sp<sub>1</sub> 组成。sp<sub>1</sub> 是通过路由节点 as<sub>1</sub> 和 aj<sub>1</sub> 构建的并发流程结构, 对应 3 个分支流程 sl<sub>1</sub>、sl<sub>2</sub> 和 sl<sub>3</sub>, 每个分支均为顺序结构的云制造服务节点序列。

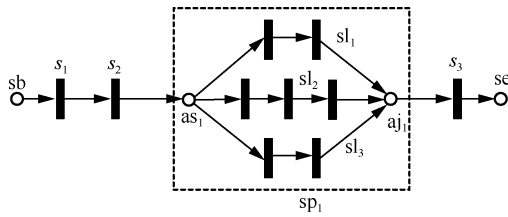


图 2 云制造服务组合模型示例

假设服务组合模型 csp 中包含起始节点 sb、终止节点 se、n 个服务节点(s<sub>1</sub>,s<sub>2</sub>,...,s<sub>n</sub>)、m 个子流程结构块(sp<sub>1</sub>,sp<sub>2</sub>,...,sp<sub>m</sub>)。子流程结构块 sp<sub>i</sub> 所包含的服务数量为 u<sub>i</sub>, 其组成服务表示为 {sp<sub>i</sub>\_s<sub>1</sub>,sp<sub>i</sub>\_s<sub>2</sub>,...,sp<sub>i</sub>\_s<sub>u<sub>i</sub></sub>}。为了便于计算流程的服务质量, 将 sb 和 se 分别编号为 s<sub>0</sub> 和 s<sub>n+1</sub>。

服务组合的 4 种流程结构如图 3 所示, 循环结构可以看作重复执行的顺序结构, 因此多数文献中将循环结构的服务质量求解等价于顺序结构, 本文也采取类似处理方式。表 1 提供了由 n 个服务节点组成的 4 种流程结构的服务质量计算方法, 按照表中提供的求解规则, 服务组合模型 csp 对应的流程质量模型如式(4)~式(8)所示。

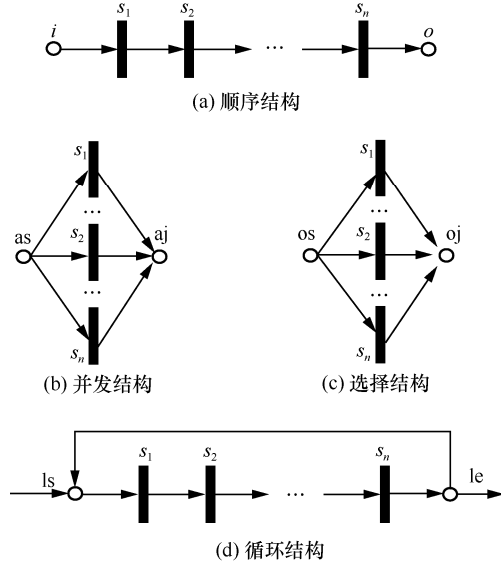


图 3 服务组合流程结构

表 1 不同流程结构的服务质量计算方法

名称	顺序结构	并行结构	选择结构	循环结构
MT	$\sum_{i=1}^n MT(s_i)$	$\max(MT(s_i))$	$\max(MT(s_i))$	$\sum_{i=1}^n MT(s_i)$
SC	$\sum_{i=1}^n SC(s_i)$	$\sum_{i=1}^n SC(s_i)$	$\max(SC(s_i))$	$\sum_{i=1}^n SC(s_i)$
SP	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n SP(s_i)$	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n SP(s_i)$	$\min(SP(s_i))$	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n SP(s_i)$
SR	$\prod_{i=1}^n SR(s_i)$	$\min(SR(s_i))$	$\min(SR(s_i))$	$\prod_{i=1}^n SR(s_i)$

$$MT(csp) = \sum_{i=1}^n MT(s_i) + \sum_{j=1}^m MT(sp_j) \quad (4)$$

$$SC(csp) = \sum_{i=1}^n SC(s_i) + \sum_{j=1}^m SC(sp_j) \quad (5)$$

$$SP(csp) = \frac{\sum_{i=1}^n SP(s_i) + \sum_{j=1}^m SP(sp_j)}{(m+n)} \quad (6)$$

$$SR(csp) = \prod_{i=1}^n SR(s_i) \prod_{j=1}^m SR(sp_j) \quad (7)$$

$$QoS\_IA(csp) = \partial_1 MT(csp) + \partial_2 CS(csp) + \partial_3 SP(csp) + \partial_4 SR(csp), \quad (8)$$

$$\partial_1 + \partial_2 + \partial_3 + \partial_4 = 1$$

包含 n 个服务节点的 csp 对应的迁移代价 MC、合作强度 CI、合作意向 CP 的计算方法如式(9)~式(11)所示。

$$MC(csp) = \sum_{i=0}^n MC(s_i, s_{i+1}) \quad (9)$$

$$CI(csp) = \frac{1}{n+1} \sum_{i=0}^n CI(s_i, s_{i+1}) \quad (10)$$

$$CP(csp) = \frac{1}{n+1} \sum_{i=0}^n CP(s_i, s_{i+1}) \quad (11)$$

其中,  $MC(s_i, s_{i+1})$ 、 $CI(s_i, s_{i+1})$ 和  $CP(s_i, s_{i+1})$ 分别为服务

节点  $s_i$  与  $s_{i+1}$  之间的迁移代价、合作强度和合作意向, 特别地,  $s_0$  与  $s_1$ 、 $s_n$  与  $s_{n+1}$  之间的上述质量属性值均设置为 0。

服务节点  $s_i$  和  $s_{i+1}$  之间加入子流程结构块, 将改变  $MC(s_i, s_{i+1})$ 、 $CI(s_i, s_{i+1})$ 和  $CP(s_i, s_{i+1})$ 的值。将  $m$  个子流程结构块融入流程节点  $s_0, s_1, s_2, \dots, s_n, s_{n+1}$ , 存在如图 4 所示的 3 种融入模式。

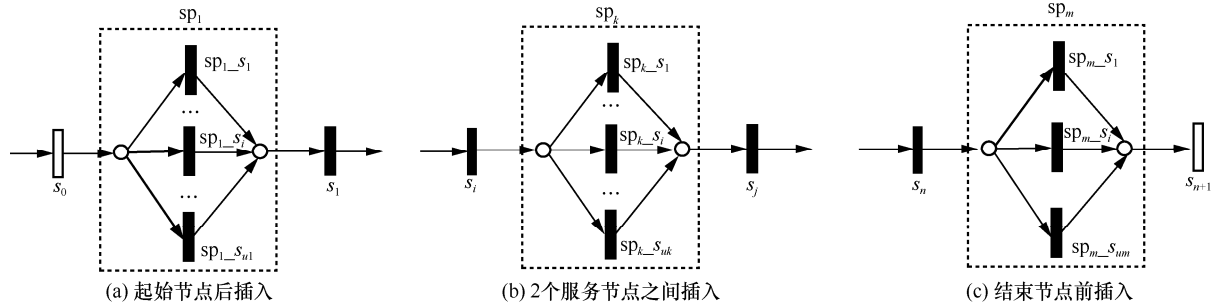


图 4 子流程结构块的融入模式

加入并行子流程结构块后的服务组合之间的协同质量属性  $MC$ 、 $CI$  和  $CP$  计算式如式(12)~式(14)所示。其中, 每个计算式的第一行对应起始节点  $s_0$  与第一个节点之间加入并行子流程结构块  $sp_1$ , 此时服务协同质量变为  $sp_1$  中所有服务节点与  $s_1$  之间的协同服务质量之和。计算式的第二行表示在节点

$s_i$  与  $s_{i+1}$  之间加入了并行子流程结构块  $sp_k$ , 服务协同质量变为  $s_i$  与  $sp_k$  以及  $s_{i+1}$  与  $sp_k$  中所有服务节点的协同质量值之和。计算式的第三行表示在最后一个节点  $s_n$  与终止节点  $s_{n+1}$  之间加入并行子流程结构块  $sp_m$ , 服务协同质量变为  $s_n$  与  $sp_m$  中所有服务节点的协同质量值之和。

$$\begin{cases} MC(s_0, s_1) = \sum_{j=1}^{u_1} MC(sp_1 - s_j, s_1) & , < s_0, sp_1, s_1 > \\ MC(s_i, s_{i+1}) = \sum_{j=1}^{u_k} (MC(s_i, sp_k - s_j) + MC(sp_k - s_j, s_{i+1})) & , < s_i, sp_k, s_{i+1} > \\ MC(s_n, s_{n+1}) = \sum_{j=1}^{u_m} (s_n, sp_m - s_j) & , < s_n, sp_m, s_{n+1} > \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} CI(s_0, s_1) = \frac{1}{u_1} \sum_{j=1}^{u_1} CI(sp_1 - s_j, s_1) & , < s_0, sp_1, s_1 > \\ CI(s_i, s_{i+1}) = \frac{1}{u_k} \sum_{j=1}^{u_k} (CI(s_i, sp_k - s_j) + CI(sp_k - s_j, s_{i+1})) & , < s_i, sp_k, s_{i+1} > \\ CI(s_n, s_{n+1}) = \frac{1}{u_m} \sum_{j=1}^{u_m} CI(s_n, sp_m - s_j) & , < s_n, sp_m, s_{n+1} > \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} CP(s_0, s_1) = \frac{1}{u_1} \sum_{j=1}^{u_1} CP(sp_1 - s_j, s_1) & , < s_0, sp_1, s_1 > \\ CP(s_i, s_{i+1}) = \frac{1}{u_k} \sum_{j=1}^{u_k} (CP(s_i, sp_k - s_j) + CP(sp_k - s_j, s_{i+1})) & , < s_i, sp_k, s_{i+1} > \\ CP(s_n, s_{n+1}) = \frac{1}{u_m} \sum_{j=1}^{u_m} CP(s_n, sp_m - s_j) & , < s_n, sp_m, s_{n+1} > \end{cases} \quad (14)$$

加入选择子流程结构块后的流程服务之间的协同质量属性 MC、CI 和 CP 计算式如式(15)~式(17)所示，计算式中每一行的含义与式(14)~式(16)相

同，但由于是选择结构的子流程结构块，在进行协同质量处理时不再是汇总求和，而是根据质量属性的不同，分别取最大值或最小值。

$$\begin{cases} MC(s_0, s_1) = \max_{1 \leq j \leq u_1} (MC(sp_1 - s_j, s_1)) & , < s_0, sp_1, s_1 > \\ MC(s_i, s_{i+1}) = \max_{1 \leq j \leq u_k} (MC(s_i, sp_k - s_j) + MC(sp_k - s_j, s_{i+1})) & , < s_i, sp_k, s_{i+1} > \\ MC(s_n, s_{n+1}) = \max_{1 \leq j \leq u_m} (MC(s_n, sp_m - s_j)) & , < s_n, sp_m, s_{n+1} > \end{cases} \quad (15)$$

$$\begin{cases} CI(s_0, s_1) = \min_{1 \leq j \leq u_1} (CI(sp_1 - s_j, s_1)) & , < s_0, sp_1, s_1 > \\ CI(s_i, s_{i+1}) = \min_{1 \leq j \leq u_k} (CI(s_i, sp_k - s_j) + CI(sp_k - s_j, s_{i+1})) & , < s_i, sp_k, s_{i+1} > \\ CI(s_n, s_{n+1}) = \min_{1 \leq j \leq u_m} (CI(s_n, sp_m - s_j)) & , < s_n, sub_n, s_{n+1} > \end{cases} \quad (16)$$

$$\begin{cases} CP(s_0, s_1) = \min_{1 \leq j \leq u_1} (CP(sp_1 - s_j, s_1)) & , < s_0, sp_1, s_1 > \\ CP(s_i, s_{i+1}) = \min_{1 \leq j \leq u_k} (CP(s_i, sp_k - s_j) + CP(sp_k - s_j, s_{i+1})) & , < s_i, sp_k, s_{i+1} > \\ CP(s_n, s_{n+1}) = \min_{1 \leq j \leq u_m} (CP(s_n, sp_m - s_j)) & , < s_n, sub_n, s_{n+1} > \end{cases} \quad (17)$$

基于融入子流程结构块后的 MC、CI 和 CP 计算方法，csp 对应的服务协同质量的 QoS 值的计算式为

$$QoS\_AA(csp) = \beta_1 MC(csp) + \beta_2 CI(csp) + \beta_3 CP(csp), \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 = 1 \quad (18)$$

式(19)为本文基于服务属性（制造周期 MT、价格 SC、信誉 SP、可靠性 SR）和服务协同属性（迁移代价 MC、合作强度 CI、合作意向 CP）建立起来的服务组合流程的质量优化决策模型。

$$QoS(csp) = \max(\gamma_1 QoS\_IA(csp) + \gamma_2 QoS\_AA(csp)), \gamma_1 + \gamma_2 = 1 \quad (19)$$

文献[11]指出，复杂制造业务过程中广泛存在着资源运输、信息传递和知识共享问题，服务之间也存在社会协作关系，因此，将本文构建的包含迁移代价、合作强度、合作意向 3 个要素的协同质量融入组合优化模型中，使优化模型更合理，最终求得的最优流程实例将优于不考虑这些要素的传统组合优化模型。

### 3 云制造服务组合优化求解

#### 3.1 标准 ABC 算法

设  $D$  为问题的维数，SN 为蜜源总量（解空间数量）， $\mathbf{x}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D})$  为一个蜜源（解向量），其中， $x_{i,d}$  为  $\mathbf{x}_i$  的第  $d$  维值。 $x_{i,d} \in (L_d, H_d)$ ， $H_d$  和  $L_d$

分别为  $x_{i,d}$  的上限和下限，算法迭代次数为 CSN，蜜源耗尽上限 limit 为 S<sub>NDc</sub> ( $c$  为 0~1 的参数)。

1) 初始化阶段。利用式(20)生成初始蜜源。

$$x_{i,d} = L_d + \text{rand}(0,1)(H_d - L_d) \quad (20)$$

每个初始蜜源的蜜源量  $fit_i$  为

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{1 + f_i}, & f_i \geq 0 \\ 1 + |f_i|, & f_i < 0 \end{cases} \quad (21)$$

其中， $f_i$  为所需解决问题的优化函数。

2) 雇佣蜂阶段。利用式(22)更新蜜源，计算蜜源量，用贪婪算法保留较好的蜜源，丢弃较差的蜜源。

$$v_{i,d} = x_{i,d} + \varphi_{i,d}(x_{i,d} - x_{k,d}) \quad (22)$$

其中， $\mathbf{x}_k = (x_{k,1}, x_{k,2}, \dots, x_{k,D})$  为  $\mathbf{x}_i$  的邻域蜜源， $v_{i,d}$  为蜜源更新后的第  $d$  维值， $\varphi_{i,d}$  为值域在  $[-SF, SF]$  的均匀分布函数，用于控制  $x_{i,d}$  的更新步长，其中 SF 为尺度因子，在标准 ABC 算法中 SF 设置为 1。

3) 观察蜂阶段。利用式(23)计算蜜源概率。

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{i=1}^{NP} fit_i} \quad (23)$$

其中，NP 为雇佣蜂的总量。根据  $P_i$  选择蜜源对其进行局部搜索，用贪婪算法保留最优解，局部搜索无法提高适应度，计数器 trial 加 1。

侦查蜂阶段。检查计数器 trial 最大的值，若超

过蜜源耗尽上限 limit, 则用式(20)重新生成新蜜源。

在 ABC 算法的 3 个阶段中, 雇佣蜂随机搜索蜜源并把信息分享给观察蜂, 观察蜂对依据  $P_i$  选择的蜜源进一步搜索, 如果蜜源质量得不到提高, 雇佣蜂或观察蜂转化为侦查蜂进行新蜜源的开采。在这 3 个阶段中, 每种蜜蜂都有其各自的功能, 雇佣蜂用来开发新蜜源, 观察蜂用来对优秀蜜源进行进一步探索, 侦查蜂用来摆脱局部最优。

### 3.2 融合多搜索策略岛屿模型的 ABC 算法

标准 ABC 算法优化求解时, 往往存在收敛过早、陷入局部最优等问题。引入岛屿模型, 通过多岛屿演化的方式可增加解的多样性, 是解决上述问题的一种有效方法。然而, 现有基于岛屿模型的 ABC 算法通常在每个岛屿(子种群)中采用相同的搜索方式, 独立寻优的能力有待提高。

为增加种群多样性和丰富岛屿演化模式, 提升 ABC 算法的寻优能力, 本文设计了一种融合精英种群与最优解指导的搜索策略, 并结合其他已有的三类搜索策略, 构建了一种融合多搜索策略岛屿模型的 ABC 算法(MSSIABC)。在 MSSIABC 的岛屿演化中, 为每个岛屿随机选用以下搜索策略。

1) 标准人工蜂群搜索策略。在雇佣蜂阶段和观察蜂阶段采用相同的搜索方式, 如式(24)所示, 该策略虽然局部搜索能力较弱, 但其较强的全局搜索能力能提供多样化的蜜源。

2) 基于精英种群的搜索策略<sup>[15]</sup>。选取前 10% 的最优的蜜源作为精英种群, 在每次迭代时都计算本次迭代中最优的蜜源, 采用更高密度的搜索方式进行寻优, 增强局部搜索能力。

3) 融合精英种群与最优解指导的搜索策略。雇佣蜂阶段沿用标准 ABC 算法搜索式。在观察蜂阶段, 搜索式采用式(25)和式(26), 分别采用精英种群和当前全局最优解指导蜜源开发, 在每迭代  $m$  次后选取前  $n$  个优秀蜜源对指导方向进行调整。该策略可有效提升局部搜索能力。

$$v_{i,d} = \begin{cases} x_{e,d} + \varphi_{i,d}(x_{e,d} - x_{i,d}), & \varphi \leq MR \\ x_{i,d}, & \text{其他} \end{cases} \quad (24)$$

其中,  $\varphi$  为 0~1 的随机数; MR 为修正率, 用于控制扰动频率, 本文取值为 0.5。

4) 自适应的搜索策略<sup>[18]</sup>。根据蜜源更新情况,

$$v_{i,d} = x_{e,d} + \varphi_{i,d}(x_{e,d} - x_{i,d}) \quad (25)$$

$$v_{i,d} = x_{best,d} + \phi_{i,j}(x_{best,d} - x_{i,d}) \quad (26)$$

动态改变寻优方向以提高更新成功率、加快算法的收敛速度, 在雇佣蜂的搜索阶段, 当邻域  $x_k$  的适应度高于当前蜜源的适应度时, 搜索式为

$$v_{i,d} = x_{i,d} + \varphi \text{step}_{e1} \quad (27)$$

其中,  $\varphi$  为 0.95~1.5 的随机数, 步长  $\text{step}_{e1}$  为

$$\text{step}_{e1} = |x_{i,d} - x_{k,d}| \arctan\left(\frac{\text{fit}_k}{\text{fit}_i}\right) \quad (28)$$

若低于当前蜜源的适应度, 搜索式为

$$v_{i,d} = x_{i,d} - \psi \text{step}_{e2} + \varphi |x_{best,d} - x_{i,d}| \quad (29)$$

其中,  $\psi$  为 1.2~1.6 的随机数,  $\varphi$  为 0.5~1.5 的随机数, 步长  $\text{step}_{e2}$  为

$$\text{step}_{e2} = |x_{i,d} - x_{k,d}| \arctan\left(\frac{\text{fit}_i}{\text{fit}_k}\right) \quad (30)$$

在观察蜂阶段, 邻域适应度高于当前蜜源的适应度时, 搜索式为

$$v_{i,d} = x_{k,d} + \varphi \text{step}_{f1} \quad (31)$$

其中,  $\varphi$  为 -0.45~0.45 的随机数, 步长  $\text{step}_{f1}$  为

$$\text{step}_{f1} = |x_{i,d} - x_{k,d}| \left( \arctan\left(\frac{\text{fit}_k}{\text{fit}_i}\right) \right)^{-1} \quad (32)$$

邻域适应度低于当前蜜源适应度时, 搜索式为

$$v_{i,d} = x_{i,d} + \varphi \text{step}_{f2} \quad (33)$$

其中,  $\varphi$  为 -0.45~0.45 的随机数, 步长  $\text{step}_{f2}$  为

$$\text{step}_{f2} = |x_{i,d} - x_{k,d}| \left( \arctan\left(\frac{\text{fit}_i}{\text{fit}_k}\right) \right)^{-1} \quad (34)$$

基于 MSSIABC 的云制造服务组合流程优化求解算法如算法 1 所示。

**算法 1** 基于 MSSIABC 的云制造服务组合流程优化求解算法

**输入** 组合模型 csp, 候选响应服务集合 CandiServ, 最大迭代次数 max\_iter, 岛屿数量 ln, 迁移频率 Fm, 迁移比例 Rm

**输出** 流程响应集合 RespServ, 流程服务质量 QoS(csp)

1) 基于 csp 和 Candiserv 初始化种群  $x_i, i \in [1, SN]$

2)  $\text{fit}(x_{i,d}) = \text{QoS}(\text{csp})$

3) 将初始种群划分为 ln 个岛屿

4) 为每个岛屿随机分配搜索方式

```

5) iter=0
6) while iter < max_iter:
7)   for island in islands_array:
8)     for i=1 to  $\frac{SN}{\ln}$ : //雇佣蜂阶段开始
9)       根据雇佣蜂阶段的搜索机制生成新的解向量  $x'_i$ 
10)      if (fit( $x'_i$ )>fit( $x_i$ )):  $x'_i = x_i$ 
11)    end for //雇佣蜂阶段结束
12)  for i=1 to  $\frac{SNP_i}{\ln}$ : //观察蜂阶段开始
13)    trail = 0;
14)    根据  $P_i$  选择优秀解向量  $x_i$ 
15)    根据对应的搜索方式生成  $x'_i$ 
16)    if (fit( $x'_i$ )>fit( $x_i$ )):  $x'_i = x_i$ 
17)    else trail++;
18)    end if
19)  end for //观察蜂阶段结束
20)  if (trail ≥ limit): //侦查蜂阶段开始
21)    根据侦查蜂阶段的搜索机制生成新的解向量  $x'_i$ 
22)    trail=0;
23)  end if //侦查蜂阶段结束
24) end for
25) if(iter%Fm): 将岛屿中适应度最差的Rm个解向量给相邻岛屿
26) else 更新每个岛屿当前寻优结果  $x_{best}$ 
27)   iter++;
28) end if
29) end while
30)选择最优的解向量  $x_{best}$  作为 CSS
31) QoS(pr)=fit( $x_{best}$ );
32) return (CSS, QoS(pr));

```

步骤 1)~步骤 4)根据组合模型 csp 和候选响应服务集合 Candiserv 完成解空间的初始化, 构建流程服务质量的适应度函数, 然后将解空间划分为  $\ln$  个岛屿, 并为每个岛屿随机分配搜索策略。随后, 在算法达到最大迭代次数前, 针对每个岛屿循环执行以下处理。

步骤 8)~步骤 11)执行所在岛屿分配的雇佣蜂阶段搜索策略, 产生新的解  $x'_i$  并根据贪婪算法选择适应度最优的解。步骤 12)~步骤 19)根据式(25)计算出的  $P_i$  选择观察蜂阶段需要进一步开发的解  $x_i$ ,

通过岛屿所对应的搜索方式产生新的解向量, 根据贪婪算法选择适应度更优的解, 当解空间的适应度不再提高时, 令  $trial+1$ , 直至  $trial$  达到更新失败阈值上限  $limit$  (本文取值为 20)。步骤 20)~步骤 28), 当  $trail$  达到  $limit$  时, 进入侦查蜂阶段开发新解。每迭代  $Fm$  次, 将岛屿中适应度最差的  $Rm$  个解向量转移到相邻岛屿, 直到达到  $max\_iter$ 。

当迭代次数到  $max\_iter$  时, 步骤 30)~步骤 32) 将岛屿中的最优解  $x_{best}$  及其适应度作为最终的返回结果 CSS 和 QoS(csp)。

## 4 实验

为验证本文方法在服务组合中的寻优质量、效率和稳定性, 构建如图 5 所示的服务组合模型。为测试在不同规模数据的算法性能, 数据集 1~数据集 4 中每个节点的候选响应服务集中服务数量分别设置为 50、100、300 和 600。实验选取近 3 年发表论文中的 8 种算法进行对比, 包含 4 种 ABC 改进算法和 4 种非 ABC 类型的群智能算法。取 50 次运行结果的平均值确定最终结果, 将组合流程中节点属性设置为相同的权值。

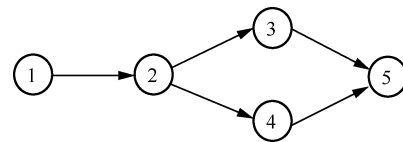


图 5 服务组合模型

在对比不同算法优化得到的流程服务质量时, 100 次迭代内, 每 10 次迭代监测一次流程服务质量; 100~500 次迭代过程中, 每 100 次迭代监测一次流程服务质量。

图 6~图 9 为 4 个数据集下 MSSIABC 与 4 种 ABC 改进算法 MGABC<sup>[15]</sup> (multi-elite guidance artificial bee colony)、MABCM<sup>[19]</sup> (multi-subpopulations artificial bee colony with memory)、SFABC<sup>[20]</sup> (self-learning artificial bee colony)、IABC<sup>[21]</sup> (island artificial bee colony) 的迭代次数-服务质量的对比。从 4 个折线图中可以看出, 本文 MSSIABC 算法在 500 次迭代过程中, 在 4 个数据集的 56 个监测点中, 仅有 3 个监测点 (图 6 迭代次数为 30 次时, 图 7 迭代次数为 20 次时, 图 9 迭代次数为 300 次时) 的服务质量与 MABCM 重合, 其他 53 个监测点均高于其他算法优化得到的

服务质量，因此，MSSIABC 算法在模型寻优质量上得到明显提升。

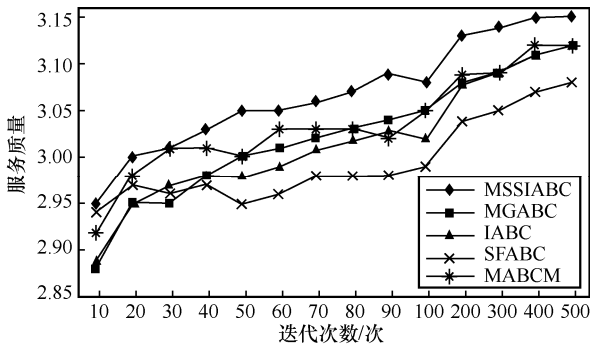


图 6 MSSSIABC 与 ABC 改进算法在数据集 1 中流程优化质量对比

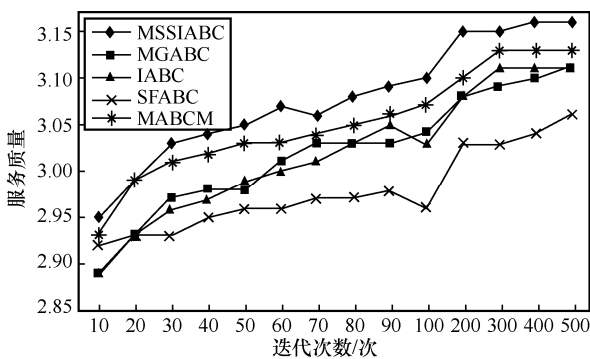


图 7 MSSSIABC 与 ABC 改进算法在数据集 2 中流程优化质量对比

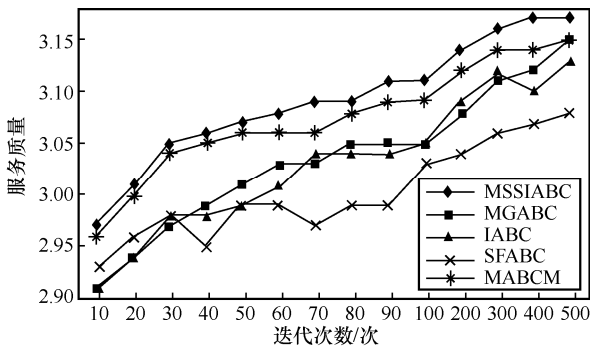


图 8 MSSSIABC 与 ABC 改进算法在数据集 3 中流程优化质量对比

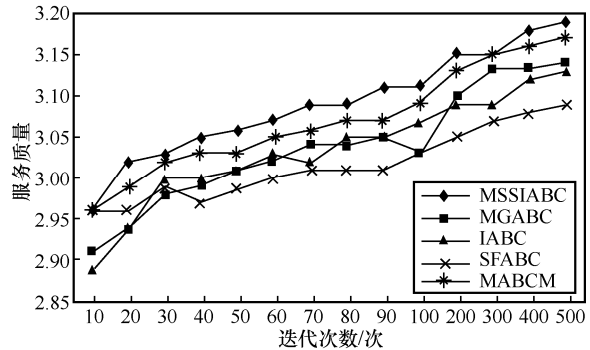


图 9 MSSSIABC 与 ABC 改进算法在数据集 4 中流程优化质量对比

此外，从图 6~图 9 可以看出，相比其他 ABC 改进算法，MSSIABC 算法能够在较少迭代轮次内

获得较高的适应度值，收敛速度较快，效率较高。图 10~图 13 为 MSSSIABC 与非 ABC 类群智能算法 SCRIHHO<sup>[10]</sup> (service composition reconfiguration based on harris hawks optimizer)、IGSA<sup>[11]</sup> (improved gravitational search algorithm)、GA-HH<sup>[22]</sup> (genetic algorithm based hyper-heuristic)、A-NSGA-III<sup>[23]</sup> (adaptive non-dominated sorting genetic algorithm III) 的迭代次数-服务质量的对比。在 4 个数据集的 56 个监测点中，本文 MSSSIABC 算法均高于其他类型算法获得的流程服务质量。相比 ABC 类算法，非 ABC 类算法的求解得到的流程服务质量与 MSSSIABC 算法的求解得到的流程服务质量差距较大，这说明 MSSSIABC 算法的寻优能力显著高于实验中非 ABC 类群智能算法。

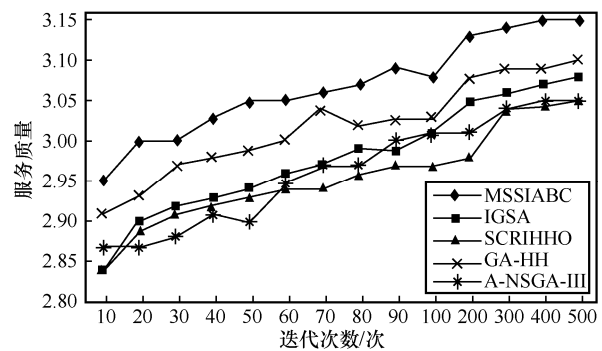


图 10 MSSSIABC 与其他类型群智能算法在数据集 1 中流程优化质量对比

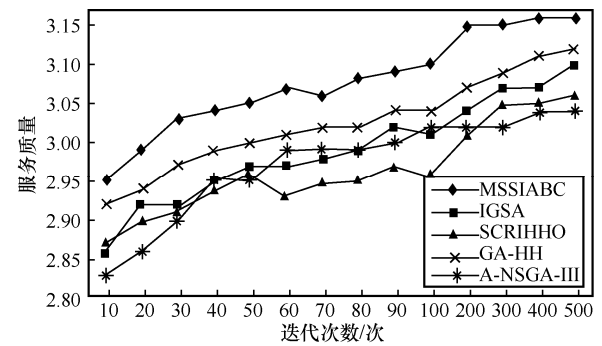


图 11 MSSSIABC 与其他类型群智能算法在数据集 2 中流程优化质量对比

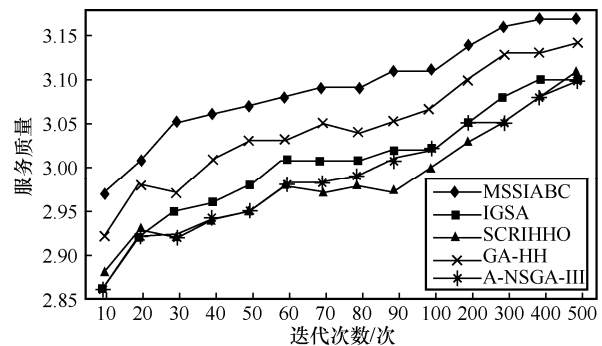


图 12 MSSSIABC 与其他类型群智能算法在数据集 3 中流程优化质量对比

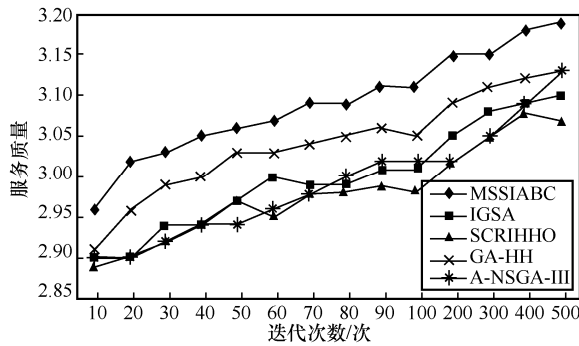


图 13 MSSSIABC 与其他类型群智能算法在数据集 4 中流程优化质量对比

除了拥有较好的寻优能力之外，MSSIABC 算法表现出优秀的稳定性。表 2~表 5 给出了迭代次数为 20 时，各算法在多轮次运行时求得服务流程值的最差值、最优值、平均值和标准差。选择第 20 次迭代时的数据做稳定性对比是因为在 4 个数据集中，迭代轮次为 20 时，流程服务质量对应的折线形态变化均最显著。

表 2 数据集 1 中各算法稳定性对比

算法	最差值	最优值	平均值	标准差
MGABC	2.71	3.07	2.94	0.102
MABCM	2.83	3.1	2.905	0.079
SFABC	2.74	3.12	2.869	0.105
IABC	2.71	3.12	2.918	0.148
MSSIABC	2.83	3.12	2.985	0.075
IGSA	2.73	3	2.857	0.099
SCRIHHO	2.7	3	2.825	0.113
GA-HH	2.65	3	2.825	0.093
A-NSGA-III	2.69	3.03	2.896	0.114

表 3 数据集 2 中各算法稳定性对比

算法	最差值	最优值	平均值	标准差
MGABC	2.87	3.07	2.952	0.074
MABCM	2.9	3.12	2.99	0.076
SFABC	2.73	3.02	2.898	0.088
IABC	2.73	3.04	2.91	0.12
MSSIABC	2.98	3.14	3.039	0.07
IGSA	2.7	3.03	2.862	0.111
SCRIHHO	2.72	3.05	2.855	0.098
GA-HH	2.68	3.03	2.845	0.113
A-NSGA-III	2.75	3.09	2.933	0.116

表 4 数据集 3 中各算法稳定性对比

算法	最差值	最优值	平均值	标准差
MGABC	2.87	3.09	2.995	0.073
MABCM	2.92	3.12	3.011	0.803
SFABC	2.8	3.12	2.918	0.099
IABC	2.73	3.03	2.918	0.132
MSSIABC	3	3.14	3.09	0.067
IGSA	2.74	2.99	2.81	0.077
SCRIHHO	2.76	3.01	2.856	0.070
GA-HH	2.85	3.01	2.918	0.059
A-NSGA-III	2.84	3.08	2.927	0.079

表 5 数据集 4 中各算法稳定性对比

算法	最差值	最优值	平均值	标准差
MGABC	2.71	3.14	2.859	0.14
MABCM	2.9	3.09	2.967	0.073
SFABC	2.83	3.02	2.896	0.069
IABC	2.8	3.12	2.97	0.130
MSSIABC	2.97	3.15	3.07	0.064
IGSA	2.75	3.04	2.85	0.096
SCRIHHO	2.66	3.01	2.838	0.094
GA-HH	2.81	3.01	2.922	0.660
A-NSGA-III	2.85	3.08	2.945	0.073

从表 2~表 5 中的数据可以看出，与其他 8 种算法相比，MSSIABC 在 4 个数据集上的最优值均最高，这说明了 MSSIABC 的寻优能力优于所有对比算法。从标准差反映的优化稳定性角度来看，MSSIABC 在 4 个数据集中的标准差均小于 ABC 类对比算法，这说明 MSSIABC 提高了 ABC 算法的优化稳定性。

与 4 种非 ABC 类的群智能算法相比，MSSIABC 仅在数据集 3 中的标准差略高于 GA-HH 算法，在其他对比数据集中 MSSIABC 均取得了较低的标准差，这也进一步证明了 MSSIABC 算法的优化稳定性。

## 5 结束语

本文提出一种基于改进人工蜂群算法的云制造服务组合优化方法。从迁移代价、合作强度与合作意向 3 个方面建立服务协同质量度量方法，构建了融合服务质量与协同质量的服务组合优化决策模型，提升了组合优化的合理性。设计了具有多搜索策略岛屿模型的人工蜂群算法，实验表明，该算法的组合流程的寻优质量、效率和稳定性均优于对比方法，能有效提升云制造服务组合的优化效果。

后续研究工作将进一步完善组合优化模型中服务协同质量的度量方法，探讨岛屿个数与搜索策

略之间的关系, 以进一步提升云制造服务组合的优化质量、效率和稳定性。

### 参考文献:

- [1] BOUZARY H. A classification-based approach for integrated service matching and composition in cloud manufacturing[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2020, 66: 101989.
- [2] WANG Y K. Adaptive multi-objective service composition reconfiguration approach considering dynamic practical constraints in cloud manufacturing[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2021, 234: 107607.
- [3] 谢晓兰, 曾兰英, 翟青海. 制造云服务组合中支持服务关联的 QoS 感知评估模型[J]. *通信学报*, 2021, 42(1): 118-129.
- XIE X L, ZENG L Y, ZHAI Q H. QoS aware evaluation model supporting service correlation in manufacturing cloud service composition[J]. *Journal on Communications*, 2021, 42(1): 118-129.
- [4] XIE N, TAN W, ZHENG X, et al. An efficient two-phase approach for reliable collaboration-aware service composition in cloud manufacturing[J]. *Journal of Industrial Information Integration*, 2021, 23: 100211.
- [5] NASERI A, JAFARI N N. A new agent-based method for QoS-aware cloud service composition using particle swarm optimization algorithm[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2019, 10(5): 1851-1864.
- [6] FEKIH H, MTIBAA S, BOUAMAMA S. An efficient user-centric web service composition based on harmony particle swarm optimization[J]. *International Journal of Web Services Research*, 2019, 16(1): 1-21.
- [7] SEGHIR F. FDMOABC: fuzzy discrete multi-objective artificial bee colony approach for solving the non-deterministic QoS-driven Web service composition problem[J]. *Expert Systems With Applications*, 2021, 167: 114413.
- [8] ZHANG S D, SHAO Y R, ZHOU L J. Optimized artificial bee colony algorithm for Web service composition problem[J]. *International Journal of Machine Learning and Computing*, 2021, 11(5): 327-332.
- [9] THANGARAJ P, BALASUBRAMANIE P. Retraction note to: meta heuristic QoS based service composition for service computing[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2022: doi.org/10.1007/s12652-022-03932-8.
- [10] WANG Y K. An effective dynamic service composition reconfiguration approach when service exceptions occur in real-life cloud manufacturing[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2021, 71: 102143.
- [11] 任磊, 任明仑. 基于加权协同网络的制造服务组合方法[J]. *机械工程学报*, 2018, 54(16): 70-78.
- REN L, REN M L. Manufacturing service composition method based on service weighted synergy network[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(16): 70-78.
- [12] TARAWNEH H, ALHADID I, KHWALDEH S, et al. An intelligent cloud service composition optimization using spider monkey and multistage forward search algorithms[J]. *Symmetry*, 2022, 14(1): 82.
- [13] JIN H. Eagle strategy using uniform mutation and modified whale optimization algorithm for QoS-aware cloud service composition[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 114: 108053.
- [14] WU J K, TAN W A. Method towards service composition optimization on cost-effective using mixed flower pollination algorithm[C]//*Proceedings of 2021 IEEE 24th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 37-42.
- [15] ZHOU X, LU J, HUANG J, et al. Enhancing artificial bee colony algorithm with multi-elite guidance[J]. *Information Sciences*, 2021, 543: 242-258.
- [16] ARUNACHALAM N, AMUTHAN A. Integrated probability multi-search and solution acceptance rule-based artificial bee colony optimization scheme for Web service composition[J]. *Natural Computing*, 2021, 20(1): 23-38.
- [17] YE T Y, WANG W J, WANG H, et al. Artificial bee colony algorithm with efficient search strategy based on random neighborhood structure[J]. *Knowledge- Based Systems*, 2022, 241: 108306.
- [18] 向峰, 钟雷, 左颖, 等. 面向工业互联网平台的制造服务可信特征识别方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2021, 27(10): 2762-2773.
- XIANG F, ZHONG L, ZUO Y, et al. Trusted feature recognition method of manufacturing services for industrial Internet platform[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2021, 27(10): 2762-2773.
- [19] ZHAO Y, LIU H, GAO K Z. An evacuation simulation method based on an improved artificial bee colony algorithm and a social force model[J]. *Applied Intelligence*, 2021, 51(1): 100-123.
- [20] LI T H, YIN Y C, YANG B, et al. A self-learning bee colony and genetic algorithm hybrid for cloud manufacturing services[J]. *Computing*, 2022, 104(9): 1977-2003.
- [21] AWADALLAH M A, AL-BETAR M A, BOLAJI A L, et al. Island artificial bee colony for global optimization[J]. *Soft Computing*, 2020, 24(17): 13461-13487.
- [22] ZHANG S. Multitask-oriented manufacturing service composition in an uncertain environment using a hyper-heuristic algorithm[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 60: 138-151.
- [23] SONG H, LU X N, ZHANG X, et al. Collaborative optimization for energy saving and service composition in multi-granularity heavy-duty equipment cloud manufacturing environment[J]. *Journal of Industrial and Management Optimization*, 2023, 19(4): 2742-2771.

### [作者简介]



胡强(1980-), 男, 山东邹城人, 博士, 青岛科技大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为服务计算、人工智能。



田雨晴(1998-), 女, 陕西咸阳人, 青岛科技大学硕士生, 主要研究方向为服务计算、智能优化算法。

綦浩泉(1998-), 男, 山东高密人, 青岛科技大学硕士生, 主要研究方向为云计算、自然语言处理。

吴鹏(1967-), 男, 山东菏泽人, 青岛科技大学高级工程师, 主要研究方向为大数据分析、人工智能。

刘庆雪(1980-), 男, 山东邹城人, 博士, 昆明学院副教授, 主要研究方向为群智能优化算法。