

基于改进NSGA-III算法的云制造服务组合优化

王平^{1,2}, 周鑫¹

(1. 江苏科技大学经济管理学院; 2. 江苏科技大学服务制造模式与信息化研究中心, 江苏镇江 212003)

摘要: 为解决云制造环境下复杂制造任务的服务组合问题, 促进云制造模式的良性发展, 构建综合考虑服务需求方、云制造平台和服务提供方三方利益的多目标服务组合优化模型。基于反向学习机制和多目标种群自适应进化机制改进NSGA-III算法, 并将该算法应用于多目标服务组合优化模型求解。通过比较NSGA-III算法与改进NSGA-III算法的各个方向适应度的均值和方差, 验证了后者在求解多目标服务组合优化问题上的有效性。

关键词: 云制造; 多目标优化; 反向学习; 自适应进化; NSGA-III

DOI: 10.11907/rjtk.231007

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2024)003-0071-09



Optimization of Cloud Manufacturing Service Portfolio Based on Improved NSGA-III Algorithm

WANG Ping^{1,2}, ZHOU Xin¹

(1. School of Economics and Management, Jiangsu University of Science and Technology; 2. Research Center of Service Manufacturing Mode and Informationization, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China)

Abstract: To solve the service composition problem of complex manufacturing tasks in cloud manufacturing environment and promote the healthy development of cloud manufacturing mode, a multi-objective service composition optimization model is constructed that comprehensively considers the interests of service demanders, cloud manufacturing platforms, and service providers. Based on the reverse learning mechanism and multi-objective population adaptive evolution mechanism, the NSGA-III algorithm is improved and applied to solve the multi-objective service composition optimization model. By comparing the mean and variance of fitness in various directions of the NSGA-III algorithm with the improved NSGA-III algorithm, the effectiveness of the latter in solving multi-objective service composition optimization problems was verified.

Key Words: cloud manufacturing; multi objective optimization; reverse learning; adaptive evolution; NSGA-III

0 引言

随着物联网、大数据、云计算等信息技术的发展, 云制造作为一种新的生产模式被提出^[1], 为我国制造业转型与升级提供了新思路。云制造的核心在于对虚拟化、服务化的制造资源进行集中化、智能化管理, 为需求方提供覆盖全生命周期的质优价廉的制造服务, 而实现制造资源的高效配置是云制造平台面临的重要问题^[2]。为此, 许多学者进行了研究。例如, 苏凯凯等^[3]考虑到制造服务过程中的不确定因素, 在服务质量(Quality of Service, QoS)指标的基

础上引入云制造服务柔性指标, 建立了反映云制造服务需求方和平台运营方利益的双层规划模型, 并通过非支配排序遗传算法II(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGA-II)对模型进行求解; 赵金辉等^[4]针对决策主体对服务质量收益和损失的不同心理建立了同时考虑服务需求方和服务提供方满意度的双层规划模型, 并采用反弹改进的自适应粒子群算法进行模型求解; 吴燕霞等^[5]考虑到云制造平台的可持续性, 在QoS的基础上引入知识贡献度等指标, 建立了以平台运营方和服务需求方利益为优化目标的双层规划模型, 并通过模拟退火算法对模型进行求解; 王平等^[6]以服务质量和资源利用率为优化目标建立双层

收稿日期: 2023-01-03

基金项目: 国家社会科学基金项目(22BJY021)

作者简介: 王平(1975-), 男, 江苏科技大学经济管理学院副教授, 研究方向为基于云的管理信息系统、制造业信息化等; 周鑫(1995-), 男, 江苏科技大学经济管理学院硕士研究生, 研究方向为制造业信息化。

规划模型,通过云遗传算法对模型进行求解;陈友玲等^[7]以资源提供方和服务需求方双边要求作为约束条件建立双方互选的资源组合模型,并采用*i-NSGA-II-JG*算法进行模型求解;胡杨等^[8]综合考虑云制造服务的经济、社会、环境要素,建立了以服务质量和可持续性为目标的优化模型,并采用*DA-PESA2*算法进行模型求解;尹超等^[9]基于云制造服务的非功能属性和历史评价属性建立了以服务需求方利益为主体的多目标组合优化模型,并采用*NSGA-III*算法进行模型求解。

然而,现有研究多通过简单的线性加权将多个服务优化目标转化为单目标优化任务,提供的制造服务组合主观性较强;部分研究建立的双层规划模型只考虑到服务需求方的利益,不能兼顾云制造服务其他参与主体的利益;还有部分研究建立了以服务质量为主要目标的优化模型,忽视了云制造服务过程中的其他影响因素。因此,本文综合考虑云制造服务需求方、云制造平台和云制造服务提供方的利益,选取能够反映各方利益的指标建立多目标优化模型对云制造服务组合问题进行描述,通过引入反向学习机制和自适应种群进化机制改进*NSGA-III*算法对优化模型进行求解,实现对云制造服务组合的动态选择。

1 问题描述

云制造模式是由制造服务需求方将需求发布至云制造服务平台,云制造服务平台根据需求特征为其分配制造资源,最终由服务提供方为服务需求方提供真实服务的过程。其基本流程如图1所示。

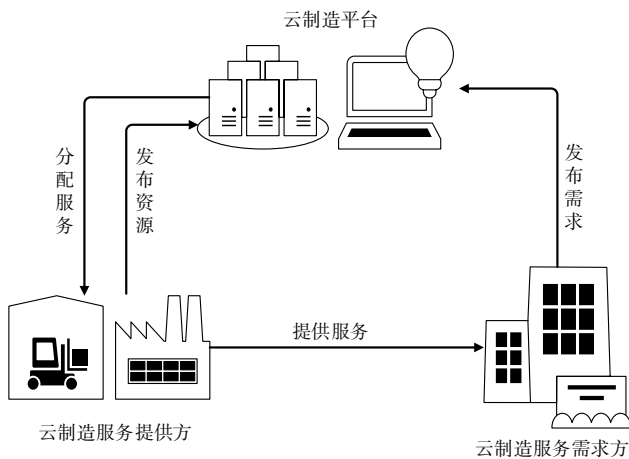


Fig. 1 Basic process of cloud manufacturing mode

图1 云制造模式基本流程

根据复杂程度,云制造服务需求方提出的服务请求可分为简单制造任务和复杂制造任务两种。对于简单制造任务,云制造平台只需从提供该服务的候选资源中筛选出符合要求的服务提供方即可;而对于复杂制造任务,云制造平台首先需要将任务分解为若干可以独立执行的子任务,为各子任务找到提供相应服务的候选资源,同时还需

要考虑各子任务之间的关系以及服务提供方地理位置、成本等因素,从而对任务与服务之间进行最适宜的匹配。

由复杂制造任务分解成的各子任务之间主要有串行、并行、分支、循环4种结构关系^[10],分别对应服务提供方完成任务的顺序,其中串行是最为基础和常见的结构。为更好地反映实际生产情况以及云制造资源服务组合问题的核心要素,本文根据串行结构建立复杂制造任务的数学模型,对云制造服务组合问题进行研究。

2 评价指标体系

为促进云制造模式的良性发展,云制造服务评价指标的选取不仅要关注服务需求方的利益,而且要考虑云制造平台以及服务提供方的利益。因此,本文分别从服务需求方、云制造平台以及服务提供方的角度选取评价指标,建立综合评价指标体系,具体如图2所示。

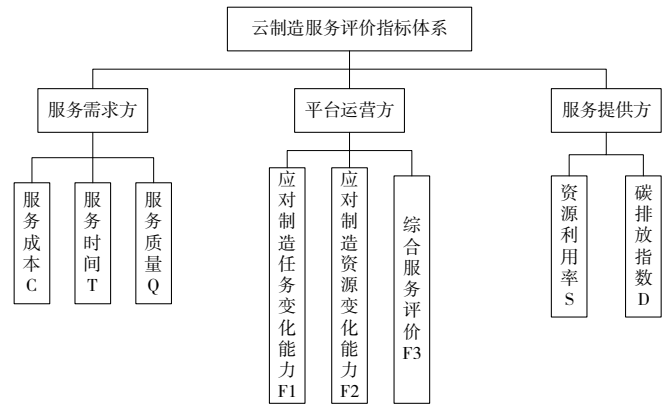


Fig. 2 Cloud manufacturing service rating indicator system

图2 云制造服务评价指标体系

云制造服务需求方通常为制造企业或个人,为提升市场竞争力,应降低生产成本、提高产品质量和市场响应速度,因此本文选取服务成本、服务时间和服务质量作为评价指标;云制造平台运营方的获利途径为云制造服务需求方和提供方支付的报酬,因此需要关注制造服务的柔性,即对制造任务和制造资源变化的应对能力以及综合服务进行评价;云制造服务提供方将剩余制造资源和能力发布到云制造服务平台,为避免资源浪费,应尽可能提高资源利用率,同时为了响应政府绿色低碳的号召,也要关注制造服务的碳排放水平,因此将资源利用率、碳排放指数作为评价指标。

3 云制造服务组合优化模型

3.1 服务成本优化目标及约束条件

实际总成本 C 由总生产成本 C_{pro} 和总运输成本 C_{tra} 构成。成本优化目标为:

$$\min C = \min (C_{pro} + C_{tra}) \tag{1}$$

$$C_{pro} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n C(i,j)_{pro} * \alpha(i,j) \tag{2}$$

$$C_{tra} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n C(i,j)_{tra} * \alpha(i,j) \quad (3)$$

实际总成本满足如下约束条件:

$$C \leq C_{max} \quad (4)$$

式中: $C(i,j)_{pro}$ 和 $C(i,j)_{tra}$ 分别表示子服务*i*完成子任务*j*的生产成本和运输成本; C_{max} 表示服务需求方可接受的最高总成本; n 、 m 分别表示子任务与其对应的候选子服务数量; $\alpha(i,j) = 1$ 表示子任务*j*由子服务*i*完成; $\alpha(i,j) = 0$ 表示子任务*j*不由子服务*i*完成。

3.2 服务时间优化目标及约束条件

实际总时间*T*由总生产时间 T_{pro} 和总运输时间 T_{tra} 构成,时间优化目标为:

$$\min T = \min(T_{pro} + T_{tra}) \quad (5)$$

$$T_{pro} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n T(i,j)_{pro} * \alpha(i,j) \quad (6)$$

$$T_{tra} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n T(i,j)_{tra} * \alpha(i,j) \quad (7)$$

实际总时间满足如下约束条件:

$$T \leq T_{max} \quad (8)$$

式中: $T(i,j)_{pro}$ 和 $T(i,j)_{tra}$ 分别表示子服务*i*完成子任务*j*的生产时间和运输时间; T_{max} 表示服务需求方可接受的最大总服务时间。

3.3 质量优化目标及约束条件

制造任务完成质量为各子任务完成质量的均值,因此质量优化目标为:

$$\max Q = \max((\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n Q(i,j) * \alpha(i,j)) / n) \quad (9)$$

服务质量满足如下约束条件:

$$Q \geq Q_{min} \quad (10)$$

式中: $Q(i,j)$ 表示子服务*i*完成子任务*j*的服务质量; Q_{min} 表示服务需求方可接受的最低服务质量。

3.4 应对制造任务变化能力的优化目标及约束条件

应对制造任务变化的能力为应对各子任务变化能力的均值,表示为:

$$\max F_1 = \max((\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n F_1(i,j) * \alpha(i,j)) / n) \quad (11)$$

应对制造任务变化的能力满足如下约束条件:

$$F_1 \geq F_{1min} \quad (12)$$

式中: $F_1(i,j)$ 表示子服务*i*对子任务*j*变化的应对能力; F_{1min} 表示云制造平台运营方要求服务方具备的应对制造任务变化的最低能力。

3.5 应对制造资源变化能力的优化目标及约束条件

应对制造资源变化的能力为应对各子任务制造资源变化能力的均值,表示为:

$$\max F_2 = \max((\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n F_2(i,j) * \alpha(i,j)) / n) \quad (13)$$

应对制造资源变化的能力满足如下约束条件:

$$F_2 \geq F_{2min} \quad (14)$$

式中: $F_2(i,j)$ 表示子服务*i*完成子任务*j*所需制造资源变化的应对能力; F_{2min} 表示云制造平台运营方要求服务方具备的应对制造资源变化的最低能力。

3.6 综合服务评价优化目标及约束条件

综合服务评价为各子任务综合服务评价的均值,表示为:

$$\max F_3 = \max((\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n F_3(i,j) * \alpha(i,j)) / n) \quad (15)$$

综合服务评价满足如下约束条件:

$$F_3 \geq F_{3min} \quad (16)$$

式中: $F_3(i,j)$ 为云制造平台中服务需求方对子服务*i*完成子任务*j*的综合评价; F_{3min} 表示云制造平台运营方要求的最低服务评价水平。

3.7 资源利用率优化目标及约束条件

资源利用率为各子任务资源利用率的均值,表示为:

$$\max S = \max((\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n S(i,j) * \alpha(i,j)) / n) \quad (17)$$

资源利用率的约束条件为:

$$S \geq S_{min} \quad (18)$$

式中: $S(i,j)$ 表示子服务*i*完成子任务*j*的资源利用率; S_{min} 表示服务提供方要求的最低资源利用率。

3.8 碳排放指数优化目标及约束条件

碳排放指数为各子任务碳排放指数的均值,表示为:

$$\max D = \max((\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n D(i,j) * \alpha(i,j)) / n) \quad (19)$$

碳排放的约束条件为:

$$D \leq D_{max} \quad (20)$$

式中: $D(i,j)$ 表示子服务*i*完成子任务*j*的碳排放水平; D_{max} 表示服务提供方允许的最高碳排放水平。

综上,考虑云制造服务需求方、云制造平台以及云制造服务提供方总体利益的云制造服务组合优化模型为:

$$\min(C, T, 1 - Q, 1 - F_1, 1 - F_2, 1 - F_3, 1 - S, 1 - D) \quad (21)$$

$$\begin{cases} C \leq C_{max} \\ T \leq T_{max} \\ Q \geq Q_{min} \\ F_1 \geq F_{1min} \\ F_2 \geq F_{2min} \\ F_3 \geq F_{3min} \\ S \geq S_{min} \\ D \geq D_{min} \end{cases}$$

在该多目标优化模型的求解过程中,某目标函数值的优化可能会伴随着其他目标函数值的劣化。由于多个目标之间存在相互约束关系,不可能存在一个解使得所有目标都达到最优,通常求得该优化问题的一个解集,并且该解集的所有解均不劣于其他不在该解集中的解,即求得该问题的帕累托前沿。

4 模型求解

本文提出的云制造资源服务组合优化模型避免了通过加权将多目标转化为单目标的主观性^[11-13],是典型的多目标优化问题。NSGA-III算法在求解多目标优化问题中应用广泛,但是随着优化目标维度的升高,其收敛性和多

样性会逐渐衰退。因此,本文通过引入反向学习策略和自适应进化机制改进NSGA-III算法,以提高其求解多目标优化问题的性能。

4.1 NSGA-III算法

NSGA-III算法采用基于均匀参考点的最小生境选择机制,在三维以上多目标优化问题求解中能得到收敛性和多样性更加优良的解集,其主要步骤为:

Step1. 随机生成规模为 N 的初始化种群 P_t 。

Step2. 根据文献[14]中所提的Deb and Jain's方法生成均匀分布的参考点。

Step3. P_t 经过选择、交叉、变异,生成相同规模的种群 Q_t 。

Step4. 将 P_t 与 Q_t 合并,得到规模为 $2N$ 的种群 R_t ,对 R_t 中的个体按照其适应度进行基于帕累托理论快速非支配排序,得到按支配层级划分的个体集合 $F = \{F_1, F_2, \dots, F_n\}$ 。

Step5. 初始化 $P_{t+1} = \emptyset$,按照支配层级由低到高, $P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i$,直到 $|P_{t+1}| \geq N$,其中 $|P_{t+1}|$ 为种群 P_{t+1} 的个体数。若 $|P_{t+1}| = N$,则执行Step6;若 $|P_{t+1}| > N$,记放入 P_{t+1} 的最后一个支配层级为第 l 层,采用基于均匀参考点的最小生境选择机制从第 l 层中选择个体放入 P_{t+1} ,直到 $|P_{t+1}| = N$ 。

Step6. 判断是否满足终止条件。若满足,输出最终解集;否则返回Step3。

基于均匀参考点的最小生境选择机制步骤为:

Step1. 归一化目标函数。

①定义 M 为优化目标个数,计算出当前种群每个目标维度的最小值 $z_j^{min}, j \in \{1, 2, \dots, M\}$,作为当前种群的理想点。

②所有个体在每个维度的目标值 $f_j(x)$ 减去对应维度的理想点,得到:

$$f'_j(x) = f_j(x) - z_j^{min}$$

③根据以下公式计算额外目标向量 $z^{i,max}$:

$$ASF(x, w) = \max_{i=1}^M f'_i(x)/w_i$$

$$z^{i,max} = x; \text{ argmin } ASF(x, w_i), w_i = (\tau, \dots, \tau), \tau = 10^{-6}, w_i^j = 1$$

④ M 个额外目标向量构成的超平面与各目标维度的截距为 $a_j, j = 1, 2, \dots, M$ 。如果无法构成超平面或无法得到超平面与各目标维度的截距,则令 a_j 为各目标维度最大值。

⑤归一化的目标函数值为 $f''_j(x) = f'_j(x)/(a_j - z_j^{min})$ 。

Step2. 联系个体与参考点。计算每个个体到所有参考线(M 维空间原点与参考点连线)的距离,距离某一个体最近的参考线所对应参考点即为与该个体联系的参考点。

Step3. 基于参考点的个体选择过程为:

①设 K 为需要从 l 层中选择加入下一代种群的个体数,令 $k=1$ 。

②定义 ρ_j 为前 $l-1$ 层中与第 j 个参考点联系的个体数,最小生境的参考点集合为 $J_{min} = \{j: \text{ argmin}_{j \in Z} \rho_j\}$, $\bar{j} = \text{ random}(J_{min})$ 为小生境集合的任一参考点,定义与该参考点联系的 l 层个体集合为 I_j 。

③若 $I_j = \emptyset$,则不考虑该参考点,否则考虑以下两种情况:如果 $\rho_j = 0$,从 I_j 中选择距离参考点 j 最近的个体进入下一代, $\rho_j = \rho_j + 1$;如果 $\rho_j \neq 0$,则从 I_j 中选择任一个体进入下一代, $\rho_j = \rho_j + 1$ 。

④ $k = k + 1$,重复步骤②—④,直到 $k=K$ 。

根据云制造服务组合问题实际情况,个体染色体基因编码方式为整数编码。制造任务MT被分解为 n 个子任务SMT,每个子任务对应 m 个制造服务SMS,第 i 个染色体基因编码为 j ,代表子任务SMT $_i$ 由子服务SMS $_j$ 完成。染色体基因整数编码如图3所示。

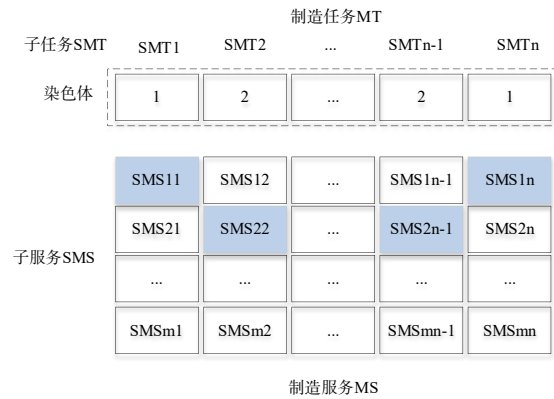


Fig. 3 Integer coding of chromosome gene

图3 染色体基因整数编码

在种群进化过程中,超出约束的个体越界问题是由变异引起的。本文通过设置变异范围的方式解决变异过程中的指标越界问题,从而保证解的有效性。例如,第 i 个基因 j 为变异基因,其变异范围为 $[1, j-1] \cup [j+1, m]$ 。通过MATLAB编程在该范围内产生一个随机数 k 来代替基因 j ,相较于剔除越界个体的方法^[9]效率更高。

4.2 反向学习机制

反向学习模型是一种启发式学习方法^[15],文献[16-17]将其应用于差分优化算法并取得较好效果。反向学习的基本思想为不仅要考虑当前解 X ,而且要考虑当前解的反向解 X^* 。根据前文提出的染色体基因编码规则,生成反向种群的方法为:设 $X = \{x_i\}_N$ 为种群的染色体基因编码, $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 为个体 i 的染色体基因编码,其中 N 为种群规模, n 为染色体基因个数, $x_{ij} \in [1, m], j = 1, 2, \dots, n$,区间 $[1, m]$ 表示基因编码取值范围,即可以为子任务 j 提供服务的子服务编号。 x_i 的反向个体计算公式为:

$$x_i^* = (1 + m) - x_i = [(1 + m) - x_{i1}, (1 + m) - x_{i2}, \dots, (1 + m) - x_{in}] \quad (22)$$

则 X 的反向种群 $X^* = (1 + m) - X = \{(1 + m) - x_i\}_N$ 。

为增强NSGA-III算法的种群多样性,提高其全局搜索

能力, 在种群初始化和进化过程中引入反向学习机制^[18-19]。在初始化过程中计算随机生成的种群 P_i 的反向种群 P_i^* , 选择 P_i 和 P_i^* 中的优良个体作为初始种群。在进化过程中, 考虑到进化后期的种群已经接近帕累托前沿, 此时考虑反向种群的意义不大, 而且会影响算法运行速度, 因此规定每一代生成反向种群的概率随着进化代数线性递减。设生成反向种群的最大概率为 r_{max} , 最小概率为 r_{min} , 那么每一代生成反向种群的概率 $r = r_{max} - \frac{g}{G}(r_{max} - r_{min})$, 其中 g 为当前进化代数, G 为最大进化代数, 从 P_{i+1} 和 P_{i+1}^* 中选择优良个体作为子代种群。

4.3 多目标种群自适应进化机制

研究表明, 交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 是影响NSGA-III算法性能的关键参数。在此基础上, 本文根据种群进化状态和多目标优化算法中非支配排序的个体适应度层级设置了自适应交叉机制和基于非支配层级的自适应变异机制^[20-22]。在进化前期, 较大的 p_c 值有利于扩大搜索范围, 加快种群进化速度; 在进化后期, 种群已趋于优良解集, 较小的 p_c 值有利于保持种群优良的基因结构。对于适应度层级较高的个体, 其各个方向的适应度值均较小, 应尽可能地让其进行交叉操作; 反之, 对于适应度层级较低的个体, 则应降低其进行交叉操作的可能性。基于以上考虑, 设计如下自适应交叉机制:

$$p_{ci} = p_{cmax} - (p_{cmax} - p_{cmin}) \left(\frac{g}{2G} + \frac{F_i}{2F} \right) \quad (23)$$

$$p_{cmax} = \begin{cases} 0.9, & g \leq \frac{G}{4}; \\ 0.8, & \frac{G}{4} < g \leq \frac{3G}{4}; \\ 0.7, & \frac{3G}{4} < g \leq G \end{cases} \quad (24)$$

式中: p_{ci} 表示对个体 i 进行交叉操作的概率, G 表示进化的最大迭代次数; g 表示当前迭代次数; F 为适应度层级数; F_i 为当前个体所属的适应度层级。

在进化前期, 应保持较小的 p_m 值以避免随机搜索, 使种群失去遗传特性; 在进化后期, 为保持种群多样性, 避免陷入局部最优, 应增大 p_m 值。对于适应度层级较高的个体, 各方向的适应度值均较小, 应减少其变异操作; 反之, 对于适应度层级较低的个体, 则应增加其进行变异的可能性。基于以上考虑, 设置如下自适应变异机制:

$$p_{mi} = p_{mmax} - (p_{mmax} - p_{mmin}) \left(\frac{g}{2G} + \frac{F_i}{2F} \right) \quad (25)$$

$$p_{mmin} = \begin{cases} 0.01, & g \leq \frac{G}{4}; \\ 0.02, & \frac{G}{4} < g \leq \frac{3G}{4}; \\ 0.03, & \frac{3G}{4} < g \leq G. \end{cases} \quad (26)$$

式中: p_{mi} 表示对个体 i 进行变异操作的概率。

4.4 改进NSGA-III算法及其复杂度分析

改进后的NSGA-III算法流程如图4所示, 虚线框中的内容为反向学习机制和自适应进化机制。

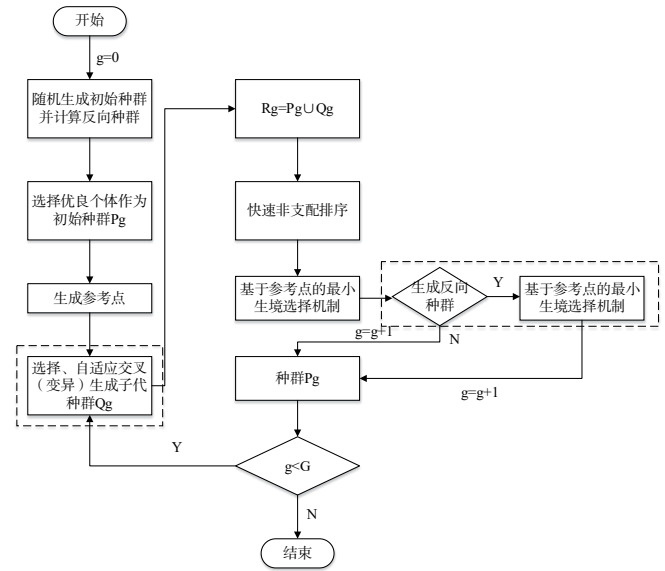


Fig. 4 Improved NSGA-III algorithm flow

图4 改进NSGA-III算法流程

NSGA-III算法迭代一次的最坏时间复杂度为 $O(N^2M)$ 或 $O(N^2 \log^{M-2}N)$, 生成反向种群的时间复杂度为 $O(NM)$, 自适应交叉机制的时间复杂度为 $O(NM)$, 自适应变异机制的时间复杂度为 $O(N)$ 。由图4可知, 反向学习机制和自适应进化机制与NSGA-III算法的各步骤是顺序执行的。由于 M 远小于 N , $NM < N^2 \log^{M-2}N$, 改进NSGA-III算法迭代一次的最坏时间复杂度仍为 $O(N^2M)$ 或 $O(N^2 \log^{M-2}N)$ 。

4.5 算法测试

为测试改进NSGA-III算法的性能, 本文选取世代距离 (Generational Distance, GD)^[23]和反世代距离 (Inverted Generational Distance, IGD)^[24]作为评价指标, 并与原始NSGA-III算法进行比较。GD值越小, 表示算法收敛性越佳; IGD值越小, 表示算法的收敛性和多样性越佳。

GD的计算公式为:

$$GD(X, P^*) = \frac{\sum_{x^* \in P^*} d(x^*, X)}{|P^*|} \quad (27)$$

IGD的计算公式为:

$$IGD(X, P^*) = \frac{\sum_{x^* \in P^*} d(x^*, X)}{|X|} \quad (28)$$

式中: X 为算法所求出的解集, P^* 为理论帕累托前沿, $|P^*|$ 为理论帕累托前沿中解的个数, $|X|$ 为算法所求解集中解的个数, $d(x^*, X)$ 为 X 中的解到 P^* 中所有解的最小欧式距离。

设置种群规模 $N=100$; 经过参数调整, 生成反向种群的最大概率 $r_{max} = 0.8$, 最小概率 $r_{min} = 0.1$ 。交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 根据前文提出的自适应进化机制进行计算, 参考文献^[25], 设置 $p_{cmin} = 0.6$, $p_{mmax} = 0.005$ 。选取DTLZ1、

DTLZ2、DTLZ3 3个测试函数,分别测试优化目标个数 $M=3、5、8、10、15$ 时 NSGA-III 和改进 NSGA-III 算法的 GD 和 IDG 值,每组函数测试 10 次。实验结果见表 1、表 2。

Table 1 GD comparison of NSGA-III algorithm and improved NSGA-III algorithm
表 1 NSGA-III 算法与改进 NSGA-III 算法 GD 值比较

测试函数	N	M	G	NSGA-III			改进 NSGA-III		
				最小值	平均值	标准差	最小值	平均值	标准差
DTLZ1	100	3	500	4.123 7E-04	1.085 2E-03	6.524 5E-04	2.860 3E-04	4.624 0E-04	1.806 7E-04
DTLZ2	100	3	500	2.636 3E-04	3.205 2E-04	4.312 0E-05	2.457 6E-04	2.817 6E-04	2.499 2E-05
DTLZ3	100	3	500	1.198 8E-03	2.388 7E-03	8.807 0E-04	1.052 6E-03	1.545 4E-03	6.101 0E-04
DTLZ1	100	5	700	6.596 4E-04	2.317 9E-03	1.479 7E-03	6.735 7E-04	1.032 4E-03	3.636 4E-04
DTLZ2	100	5	700	6.258 3E-04	7.812 6E-04	2.512 5E-04	4.614 4E-04	6.565 0E-04	1.140 5E-04
DTLZ3	100	5	800	1.821 4E-03	3.308 9E-03	1.171 6E-03	1.422 9E-03	2.716 9E-03	1.099 1E-03
DTLZ1	100	8	800	5.887 5E-03	7.372 9E-02	6.050 0E-02	3.005 6E-03	6.566 2E-03	2.734 9E-03
DTLZ2	100	8	700	5.316 8E-03	8.637 3E-02	1.498 5E-01	6.268 9E-03	5.539 0E-03	3.102 9E-04
DTLZ3	100	8	1 000	1.420 5E-02	3.029 0E-01	2.812 6E-01	1.199 2E-02	2.051 5E-02	1.362 5E-02
DTLZ1	100	10	900	3.408 7E-03	1.570 1E-01	1.091 6E-01	3.865 6E-03	1.350 4E-02	2.073 1E-02
DTLZ2	100	10	800	1.050 9E-02	4.128 3E-01	1.596 1E-01	9.103 6E-03	1.210 7E-02	1.097 7E-02
DTLZ3	100	10	1 200	5.824 7E-01	9.610 4E-01	4.036 5E-01	1.478 8E-02	2.154 2E-02	1.115 9E-02
DTLZ1	100	15	2 000	2.350 8E-01	2.890 3E-01	3.631 1E-02	1.211 5E-02	6.273 2E-02	6.689 0E-02
DTLZ2	100	15	1 200	4.529 9E-01	5.734 2E-01	6.664 5E-02	2.807 7E-02	2.668 8E-01	1.720 6E-01
DTLZ3	100	15	2 000	7.634 5E-01	9.658 6E-01	2.426 9E-01	3.684 4E-02	4.687 7E-01	2.056 3E-01

Table 2 IGD comparison of NSGA-III algorithm and improved NSGA-III algorithm
表 2 NSGA-III 算法与改进 NSGA-III 算法 IGD 值比较

测试函数	N	M	G	NSGA-III			改进 NSGA-III		
				最小值	平均值	标准差	最小值	平均值	标准差
DTLZ1	100	3	500	3.409 0E-04	8.859 9E-04	4.753 3E-04	2.416 2E-04	5.055 8E-04	2.485 1E-04
DTLZ2	100	3	500	2.451 5E-04	3.368 3E-04	1.281 1E-04	2.044 0E-04	2.684 1E-04	2.542 0E-05
DTLZ3	100	3	500	8.142 9E-04	2.499 7E-03	1.644 8E-03	7.932 9E-04	1.434 5E-03	6.370 8E-04
DTLZ1	100	5	700	7.396 8E-04	1.812 2E-03	7.380 2E-04	5.063 1E-04	1.416 0E-03	6.299 0E-04
DTLZ2	100	5	700	5.051 1E-04	5.952 2E-04	8.714 5E-04	4.644 2E-04	6.466 5E-04	1.174 7E-04
DTLZ3	100	5	800	1.164 7E-03	4.544 1E-03	3.333 7E-03	1.245 7E-03	2.507 9E-03	8.371 4E-04
DTLZ1	100	8	800	6.654 7E-03	6.617 9E-02	1.174 9E-01	4.243 8E-03	1.480 0E-02	9.031 0E-03
DTLZ2	100	8	700	4.595 5E-03	9.859 5E-02	1.785 1E-01	4.857 0E-03	6.075 8E-03	8.986 2E-04
DTLZ3	100	8	1 000	1.062 0E-0	2.779 4E-01	2.968 3E-01	6.291 1E-03	1.815 7E-02	8.709 7E-03
DTLZ1	100	10	900	5.645 8E-03	2.702 4E-01	3.100 5E-01	2.843 3E-03	2.305 7E-02	2.524 2E-02
DTLZ2	100	10	800	7.807 7E-03	3.710 7E-01	2.492 8E-01	6.148 4E-03	7.930 8E-03	9.971 2E-04
DTLZ3	100	10	1 200	1.233 5E-02	6.996 9E-01	6.538 9E-01	9.141 9E-03	2.755 4E-02	2.315 6E-02
DTLZ1	100	15	2 000	2.046 2E-01	2.830 0E-01	3.786 7E-02	6.836 4E-03	1.239 8E-01	8.176 1E-02
DTLZ2	100	15	1 200	4.421 2E-01	5.640 7E-01	4.780 3E-02	1.466 5E-01	3.534 1E-01	1.285 3E-01
DTLZ3	100	15	2 000	8.449 7E-01	1.063 9E+00	3.151 8E-01	6.649 4E-02	4.830 4E-01	2.893 6E-01

随着优化目标维度的提高,算法的收敛性、多样性以及稳定性均会受到影响。由表 2 可知,在 M 为 5、8、10 时,NSGA-III 算法只有一个测试函数的最小 GD 值优于改进 NSGA-III 算法,其余 12 个测试函数的所有指标均不及改进 NSGA-III 算法。由表 3 可知,改进 NSGA-III 算法的最小 IGD 值均优于 NSGA-III 算法;NSGA-III 算法只有在 $M=5$ 时 DTLZ2 函数的平均 IGD 值,以及 $M=15$ 时 DTLZ1、DTLZ2 函数的 IGD 标准差优于改进 NSGA-III 算法。因此,本文提出的改进 NSGA-III 算法在求解更高维度的多目标优化问题时,非支配解集的收敛性、多样性均优于 NSGA-III 算法。

假设 NSGA-III 算法与改进 NSGA-III 算法测试结果有显著差异,使用 SPSS 软件对算法测试结果的最小值、平均值和标准差进行 Wilcoxon 检验,渐进显著性(双侧)结果分别为 0.012、0.001、0.015,算法测试结果在 5% 水平上有显著差异,原假设成立,即改进 NSGA-III 算法在 5% 显著性

水平上优于 NSGA-III 算法。

5 算例验证

由于现实中云制造平台的数据难以获取,本文借鉴文献[26]设计了仿真实验。首先在广泛阅读相关参考文献的基础上为每个指标设计合理的取值范围和约束条件;然后通过 MATLAB 提供的函数随机生成每个评价指标的数据,尽可能避免人为设计数据的弊端。

本文设计的云制造服务组合优化问题中子任务数量为 10,每个子任务对应的子服务数量为 20,子任务之间为最基本的串联关系。任务/服务相关评价指标取值范围如表 3 所示。

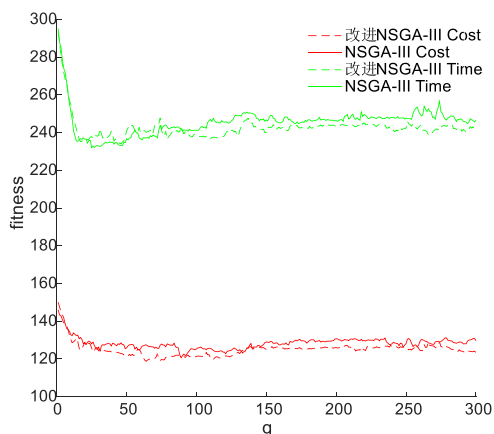
设置总成本 $C_{max}=180$ 万元,总时间 $T_{max}=300$ h,总质

Table 3 Value range of task/service-related evaluation indicators

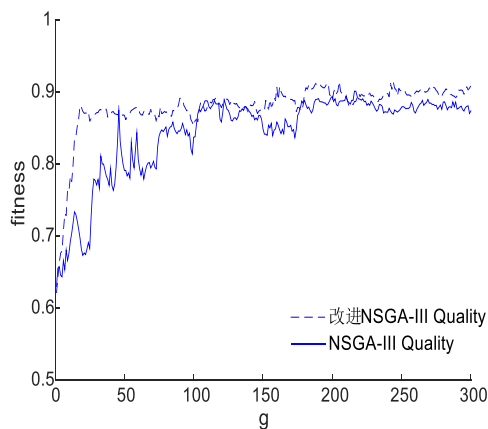
表 3 任务/服务相关评价指标取值范围

参数	单位	取值范围
$C(i,j)_{pro}$	万元	[8,12]
$C(i,j)_{tra}$	万元	[2,6]
$T(i,j)_{pro}$	h	[14,20]
$T(i,j)_{tra}$	h	[7,10]
$Q(i,j)$	-	[0.6,1]
$F_1(i,j)$	-	[0.6,1]
$F_2(i,j)$	-	[0.6,1]
$F_3(i,j)$	-	[0.6,1]
$S(i,j)$	-	[0.6,1]
$D(i,j)$	-	[0.6,1]

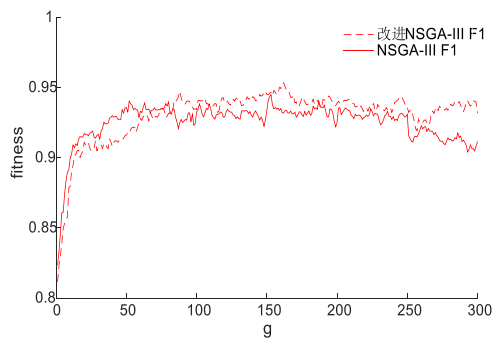
量 $Q_{min} = 0.6$, 应对制造任务变化的能力 $F_{1min} = 0.6$, 应对制造资源变化的能力 $F_{2min} = 0.6$, 综合服务评价 $F_{3min} = 0.6$, 资源利用率 $S_{min} = 0.6$, 碳排放指数 $D_{min} = 0.6$ 。分别采用 NSGA-III 算法和改进 NSGA-III 算法求解云制造服务组合优化模型, 设置种群规模 $N=100$, 最大进化迭代次数 $G=300$, 其他参数设置与“4.5”节相同, 得到的各方向平均适应度变化曲线如图 5 所示。由图 5(a)-(f)可知, 改进 NSGA-III 算法在 C 、 T 、 Q 、 F_1 、 F_2 、 F_3 、 S 方向上的适应度均明显优于 NSGA-III 算法; 由图 5(g)-(h)可知, 改进 NSGA-III 算法在 D 方向的适应度略优于 NSGA-III 算法。



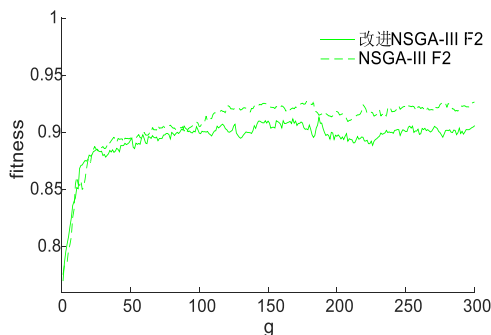
(a) C and T mean fitness change curve
(a) C 和 T 平均适应度变化曲线



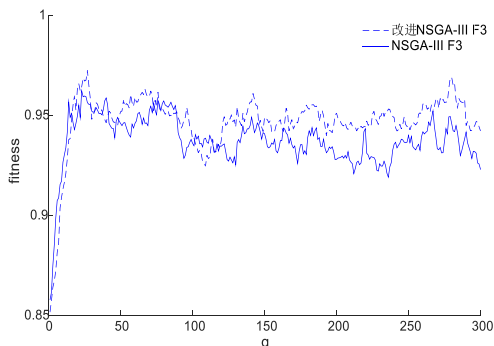
(b) Q-mean fitness change curve
(b) Q 平均适应度变化曲线



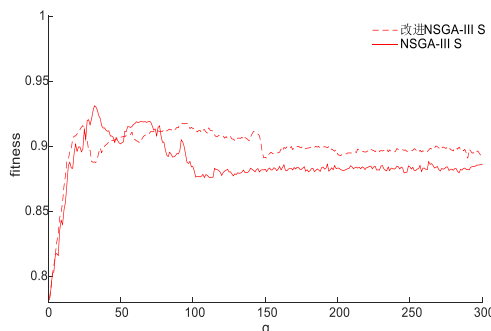
(c) F1 average fitness change curve
(c) F1 平均适应度变化曲线



(d) F2 average fitness change curve
(d) F2 平均适应度变化曲线



(e) F3 average fitness change curve
(e) F3 平均适应度变化曲线



(f) S average fitness change curve
(f) S 平均适应度变化曲线

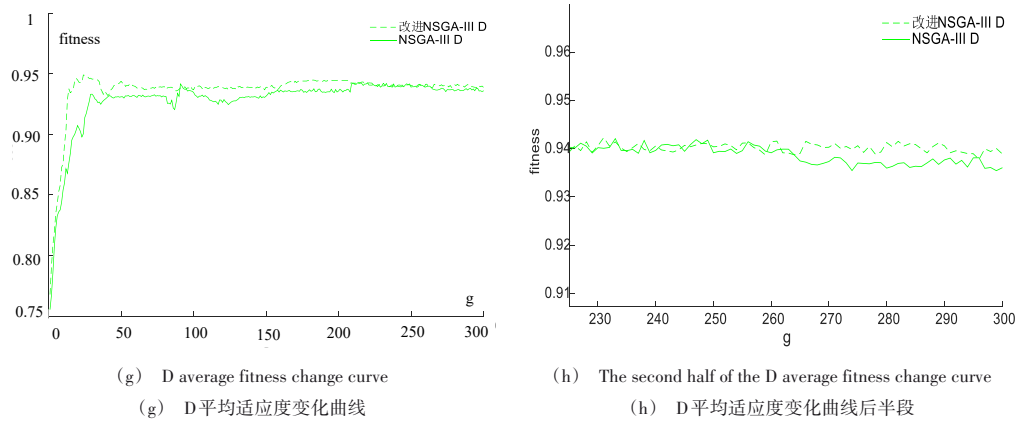


Fig. 5 Average fitness change curve in each direction of NSGA - III algorithm and improved NSGA - III algorithm solution set

图5 NSGA-III算法和改进NSGA-III算法解集各方向平均适应度变化曲线

为避免算法随机性对实验结果的影响,将该实验运行10次,分别计算各个方向适应度的均值和方差,结果如表4所示。

Table 4 Statistical results of fitness in all directions

表4 各方向适应度统计结果

优化目标	NSGA-III算法			改进NSGA-III算法		
	极值	均值	标准差	极值	均值	标准差
<i>C</i>	127.20	124.30	2.650	118.70	122.80	2.600
<i>T</i>	234.20	241.80	4.880	234.10	241.40	4.260
<i>Q</i>	0.92	0.90	0.010	0.92	0.91	0.009
<i>F1</i>	0.93	0.92	0.012	0.94	0.92	0.011
<i>F2</i>	0.95	0.90	0.014	0.96	0.93	0.014
<i>F3</i>	0.94	0.92	0.012	0.95	0.97	0.014
<i>S</i>	0.87	0.86	0.010	0.89	0.88	0.008
<i>D</i>	0.93	0.91	0.015	0.92	0.90	0.014

可以看出,改进NSGA-III算法在*C*、*T*、*F1*、*F2*、*F3*、*S*方向上的极值优于NSGA-III算法,在*D*方向上的适应度极值劣于NSGA-III算法;在*C*、*T*、*Q*、*F1*、*F2*、*F3*、*S*方向上的适应度均值优于NSGA-III算法,而在*D*方向上的适应度均值劣于NSGA-III算法;在*C*、*T*、*Q*、*F1*、*S*、*D*方向上的适应度标准差优于NSGA-III算法,在*F3*方向上的适应度标准差劣于NSGA-III算法。总体来说,NSGA-III算法性能更佳,在求解高维度多目标优化问题方面更具优势,可以给出兼顾云制造服务需求方、云制造平台与云制造服务提供方利益的服务组合,满足不同场景下的动态服务需求。

6 结语

本文选取能够反映云制造服务需求方、云制造平台和云制造服务提供方三方利益的指标,建立了多目标云制造服务组合优化模型。在此基础上,通过反向学习机制和多目标种群自适应进化机制改进了NSGA-III算法并用于模型求解。测试函数和算例均表明,与原始NSGA-III算法相比,本文提出的改进NSGA-III算法在求解高维度多目标云制造服务组合优化问题方面更具有优势。本研究的局限性主要体现在算法改进方面,由于直接引入了反向学习机

制和种群自适应进化机制,无法深入探究两种机制各自对算法性能的影响。后续将在通过多目标优化算法获得解集的基础上继续探究如何从解集中选取符合各方利益的任务—服务组合方案。

参考文献:

[1] LI B H, ZHANG L, WANG S L, et al. Cloud manufacturing: a new service-oriented networked manufacturing model [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2010, 16(1): 1-7, 16.
李伯虎,张霖,王时龙,等. 云制造——面向服务的网络化制造新模式[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(1): 1-7, 16.

[2] LI B H, ZHANG L, CHAI X D. Introduction to cloud manufacturing [J]. ZTE Communications, 2010, 16(4): 5-8.
李伯虎,张霖,柴旭东. 云制造概论[J]. 中兴通讯技术, 2010, 16(4): 5-8.

[3] SU K K, XU W S, LI J Y. Manufacturing resource allocation method based on bi-level programming in cloud manufacturing [J]. Journal of Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015, 21(7): 1941-1952.
苏凯凯,徐文胜,李建勇. 云制造环境下基于双层规划的资源优化配置方法[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(7): 1941-1952.

[4] ZHAO J H, WANG X H, GUAN W G, et al. Selection of cloud manufacturing services considering psychology based on bi-level programming [J]. Application Research of Computers, 2018, 35(2): 104-112.
赵金辉,王学慧,关文革,等. 考虑主体心理的云制造服务双层规划选择[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(2): 104-112.

[5] WU Y X, JIA G Z, LUAN S C, et al. Resource allocation model based on cloud manufacturing [J]. Systems Engineering, 2018, 36(3): 122-128.
吴燕霞,贾国柱,梁世超,等. 基于云制造的资源优化配置模型[J]. 系统工程, 2018, 36(3): 122-128.

[6] WANG P, XIAO H, PAN Y H. Cloud manufacturing resource service composition based on bi-level programming [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(1): 51-58.
王平,肖涵,潘燕华. 基于双层规划的云制造资源服务组合[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(1): 51-58.

[7] CHEN Y L, WANG L, LIU J, et al. Resource service composition optimization based on i-NSGA- II -JG algorithm for cloud manufacturing [J]. Com-

- puter Integrated Manufacturing Systems, 2019, 11(18): 2892-2904.
- 陈友玲,王龙,刘舰,等. 基于i-NSGA-II-JG算法的云制造资源服务组合优选[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 11(18): 2892-2904.
- [8] HU Y, WU F, WANG H T. Incorporating service scarcity and quality loss into cloud manufacturing service composition [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(12): 3639-3650.
- 胡杨,吴锋,王红涛. 考虑稀缺服务与质量损失云制造服务组合问题[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(12): 3639-3650.
- [9] YIN C, XU J S, LI X B. NSGA-III based service composition optimization method in cloud manufacturing [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(4): 1164-1176.
- 尹超,许加晟,李孝斌. 基于NSGA-III算法的云制造服务组合优选方法[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(4): 1164-1176.
- [10] 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.
- [11] YANG Y, YANG B, WANG S, et al. An improved grey wolf optimizer algorithm for energy-aware service composition in cloud manufacturing [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 105(7): 3079-3091.
- [12] LI F, ZHANG L, LIU Y, et al. A clustering network-based approach to service composition in cloud manufacturing [J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2017, 30(12): 1331-1342.
- [13] GAVVALA S K, JATOTH C, GANGADHARAN G R, et al. QoS-aware cloud service composition using eagle strategy [J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 90: 273-290.
- [14] TIAN Y, XIANG X, ZHANG X, et al. Sampling reference points on the pareto fronts of benchmark multi-objective optimization problems [C]//Rio de Janeiro: 2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2018.
- [15] RAHNAMAYAN S, TIZHOOSH H R, SALAMA M M A. Opposition-based differential evolutionary algorithms [C]//Proceeding of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2006: 2010-2017.
- [16] RAHNAMAYAN S, TIZHOOSH H R, SALAMA M M A. Opposition-based differential evolution for optimization of noisy problems [C]//Proceeding of the IEEE Congression Evolutionary Computation, 2007: 1865-1872.
- [17] RAHNAMAYAN S, TIZHOOSH H R, SALAMA M M A. Opposition-based differential evolution [J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2008, 12(1): 64-79.
- [18] PENG L, WANG Y Z, DAI G M. A novel opposition-based multi-objective differential evolution algorithm for multi-objective optimization [C]//Advances in Computation and Intelligence Lecture Notes in Computer Science, 2008: 162-170.
- [19] XIAO B Q, LIU Y, DAI G M. Improved NSGA-II algorithm and its application in optimization of satellite constellation [J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(10): 47-53.
- 肖宝秋,刘洋,戴光明. 改进的NSGA-II算法及其在星座优化设计中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(10): 47-53.
- [20] REN Z W, SAN Y. Improved adaptive genetic algorithm and its application research in parameter identification [J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(1): 41-43.
- 任子武,伞冶. 自适应遗传算法的改进及其在系统辨识中应用研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(1): 41-43.
- [21] MU A H, ZHOU S L, YU X L. Research on fast self-adaptive genetic algorithm and its simulation [J]. Journal of System Simulation, 2004, 10(1): 122-125.
- 沐阿华,周绍磊,于晓丽. 一种快速自适应遗传算法及其仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2004, 10(1): 122-125.
- [22] SRINIVAS M, PATNAIL K L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms [J]. IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics, 1994, 24(4): 656-667.
- [23] VAN VELDTHUIZEN D A, LAMONT G B. On measuring multiobjective evolutionary algorithm performance [C]//Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation, 2000: 204-211.
- [24] COELLO C A C, SIERRA M R. A study of the parallelization of a coevolutionary multi-objective evolutionary algorithm [C]//Mexican International Conference on Artificial Intelligence, 2004: 688-697.
- [25] YU Y Y, CHEN Y, LI Y T. Improved genetic algorithm for solving TSP [J]. Control and Decision, 2014, 29(8): 1483-1488.
- 于莹莹,陈燕,李迎桃. 改进的遗传算法求解旅行商问题[J]. 控制与决策, 2014, 29(8): 1483-1488.
- [26] LIU G S, JIA Z H. Quality-aware multi-objective cloud manufacturing service composition optimization algorithm [J/OL]. Computer Integrated Manufacturing Systems: 1-21 [2023-02-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20220119.1721.024.html>.
- 刘桂森,贾兆红. 质量感知的多目标云制造服务组合优化算法[J/OL]. 计算机集成制造系统: 1-21 [2023-02-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20220119.1721.024.html>.

(责任编辑:尹晨茹)