

云制造服务组合研究综述



姚娟¹ 邢宾² 曾骏¹ 文俊浩¹

1 重庆大学大数据与软件学院 重庆 401331

2 重庆工业大数据创新中心有限公司 重庆 400700

(yaojuan@cqu.edu.cn)

摘要 随着工业化的飞速发展,制造业作为推动工业化的主力军必须加快发展步伐,因此,一种新的面向服务的制造模式——云制造被提出。云制造旨在在分布式制造资源 and 能力之间进行共享和协作并与需求构成一种按需的资源分配和使用方式,在选取最优性能服务的同时将这些服务组合成一个满足用户需求的复合服务需要不断进行探索。云制造服务组合是一种典型的 NP-hard 问题,是云制造最具有挑战性的课题之一。现阶段的云制造服务组合方法存在时间复杂度高、组合效果差、组合路径只能达到次优解等问题。如何利用微粒度的服务组合成复合服务以提升制造能力并满足用户需求已引起学术界和产业界研究人员的广泛关注,因此,对这种 NP-hard 问题的研究进行全面的综述是非常有必要的。文中首先对云制造服务组合中的组合流程和组合优化目标进行描述,然后从组合指标、优化算法和多目标与单目标优化问题等不同的角度对云制造服务组合中的重点和热点进行系统综述,最后对云制造服务组合的应用场景、实验数据和目前存在的不足进行概述和探讨。

关键词: 云制造;任务分解;服务组合;优化算法;服务质量

中图法分类号 TP393

Survey on Cloud Manufacturing Service Composition

YAO Juan¹, XING Bin², ZENG Jun¹ and WEN Jun-hao¹

1 School of Big Data & Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 401331, China

2 Chongqing Innovation Center of Industrial Big-Data Co. Ltd, Chongqing 400700, China

Abstract With the rapid development of industrialization, manufacturing industry as the main force to promote industrialization must accelerate the pace of development, thus a new service-oriented manufacturing model——cloud manufacturing is proposed. Cloud manufacturing aims at sharing and cooperation between distributed manufacturing resources and capabilities, forms an on-demand resource allocation and uses mode with demand. It needs to explore continuously to select the optimal service performance and combine these services into a composite service to meet the needs of users. Cloud manufacturing service composition is an NP-hard problem, which is one of the most challenging problems in cloud manufacturing. The current cloud manufacturing service composition methods have challenges such as high time complexity, poor composition effect, and the composition path that can only achieve sub-optimal solutions. How to use fine-grained services to generate composite services to improve manufacturing capabilities and to meet users' needs has attracted a widespread attention from academics and industrial researchers. Therefore, it is very necessary to conduct a comprehensive review of researches on this NP-hard problem. In this paper, firstly, the composition process and optimization objectives of cloud manufacturing service composition are described. Then, key points and hotspots in cloud manufacturing service composition are systematically summarized from different perspectives such as composition criteria, optimization algorithm, and multi-objective and single-objective optimization problems, etc. Finally, the application scenarios, experimental data and current deficiencies of cloud manufacturing service composition are summarized and discussed.

Keywords Cloud manufacturing, Task decomposition, Service composition, Optimization algorithm, Quality of Service(QoS)

1 引言

云制造的思想受到云计算的启发,是一种面向服务的、高效率、低能耗和基于知识的网络化智能制造新模式^[1]。云制

造对云计算的资源共享内容和服务模式进行了丰富和拓展,融合了云计算、物联网、高性能计算、面向服务、智能科学等新兴技术,构成了完整的云制造服务系统及云制造技术体系^[2]。云制造服务系统中的资源服务提供商在云制造服务平台上发

收稿日期:2020-08-26 返修日期:2020-11-27 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家重点研发计划课题(2019YFB1706104)

This work was supported by the National Key Research and Development Program of China(2019YFB1706104).

通信作者:邢宾(xing.bin@hotmail.com)

布空闲制造资源和虚拟化服务,这些资源服务进一步组合成为云服务并由云运营商进行管理。服务平台接到用户提交的制造任务后通过分析任务复杂度将制造任务进行分解,根据用户需求从服务平台中选择符合需求的服务并将它们组合起来共同执行用户任务^[3]。云制造服务组合可以充分利用制造资源,避免资源闲置,是促进云制造发展和实现资源增值的一项关键技术。云制造服务组合与基于计算资源和 web 服务组合的研究有所不同,后两者的研究内容包括:1)服务组合建模语言,如业务过程建模符号(Business Process Modeling Notation, BPMN)^[4]、统一建模语言(Unified Modeling Language, UML)、工作流图等;2)服务组合方法,如基于业务流程驱动的服务组合方法^[5]、基于工作流的服务组合方法,基于人工智能和任务规划的服务组合方法^[6-8]、基于图搜索的自动服务组合方法^[9-10];3)服务组合执行;4)服务组合验证等。而云制造服务系统中的云服务是基于制造资源和虚拟化服务,具有多样性、复杂性等特点。以上方法都不适用于云制造服务组合的实现。

因此,需要结合云制造服务系统的特点来实现云制造服务组合。服务资源复杂多样,用户需求与日俱增,给从海量云服务中选择符合用户需求的云服务进行组合以提高资源利用率和制造能力带来了巨大挑战,面对这种挑战可以通过云制造服务组合优化方法来实现最优服务组合。由于云服务平台中的服务数量不断增加,这些服务中有许多是具有相同功能但非功能属性不同的服务。将这类具有相同功能但非功能属性不同的服务组合起来可能会得到多个满足复合任务要求的组合服务,从众多的组合服务中选出最符合要求的组合服务是一个具有强 NP-hard 复杂度的组合优化问题^[11-13]。因此,服务组合是一个不能确定是否可以在多项式时间内找到精确解的问题,具有非线性、多目标和不确定性等特点^[14-15]。组合多个复杂服务的过程需要根据用户需求考虑各服务质量(Quality of Service, QoS)属性之间的约束,这些 QoS 属性往往相互制约且不能同时达到最优值。因此,为了得到整体最优值,在保证某种 QoS 属性得到改善的同时会损失一些 QoS 属性,例如,若一个制造任务希望在时间上有所减少,则可能需要付出比平时更高的成本。在这种相互制约的情况下,想要在多项式时间里找到最优的组合服务是比较困难的,为了得到最优组合服务需要不断地探索更高效的云制造服务组合优化方法^[16-18]。如何将微粒度的服务组合成复合服务以提升制造能力已经成为学术界和产业界共同关注的重要课题。

近十多年以来,国内外的许多学者在云制造服务组合问题上不断探索且卓有建树。国内研究者如 Lin 等^[19]提出了一种自动组合技术,利用线性规划技术来解决云制造异构模型中的自动组合问题;Lartigau 等^[20]通过考虑服务质量、制造时间超过可用性以及地理透视评估,提出了一种云制造服务组合方法来解决商家之间选择运输路线的问题;Li 等^[21]用一种基于服务聚类网络的服务组合新方法以适应静、动态需求;Zhou 等^[22]通过引入协同食物来源扰动机制、新的多样性维护策略以及新颖的计算资源分配方案来提出一种改进的人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)以解决复杂的多目标服务优化组合问题。国外研究者们如 Lu 等^[23]提出了在云

制造环境中的过程能力评估和服务推荐的系统框架,其中集成服务组合模块成功地将不同公司的工程师或管理团队的工程知识相连接形成共享。Gavvala 等^[24]提出了一种新的带有鲸鱼优化算法的鹰策略(Eagle Strategy with Whale Optimization Algorithm, ESWOA)来解决搜索速度慢或收敛速度过快等问题。

本文对云制造服务组合研究进行综述,第 2 节介绍云制造服务组合优化过程;第 3 节对云制造服务组合优化问题的研究重点和热点进行讨论;第 4 节阐述应用场景;第 5 节给出实验数据;第 6 节指出目前存在的不足;最后总结全文。

2 云制造服务组合的优化过程

2.1 云制造服务组合流程

云制造服务平台接到用户任务后,根据任务的复杂度将其划分为单任务(单一不可分解的任务)和多任务(任务可分解为多个不可分解的子任务)。对于单任务,云制造服务平台只需要在云平台中找到对应的服务即可;而对于多任务,由于从制造服务平台中选择单个服务来执行用户任务远远不能满足用户的要求,需要针对单个子任务的要求从云制造服务平台中选择符合要求的服务并按照一定的逻辑顺序构成组合服务来执行复合任务。综上,针对服务组合中单任务的研究意义不大,大多数研究都以多任务为主。

针对云制造系统中多任务类型从执行请求到服务组合可以通过项目 P 服务处理流程进行描述,如图 1 所示。项目 P 可以由一系列任务 T 封装组成,封装后的项目 P 被发布到云制造服务平台中,同时设置各种参数要求,随后由多个符合要求的公司接收相应的任务 T ,这个阶段实现项目 P 的分解过程。根据项目 P 的参数要求,任务 T 可分解为多个子任务 ST ,这些子任务由云制造服务平台再次寻找服务^[25]。分解项目、任务和服务信息的步骤如下。

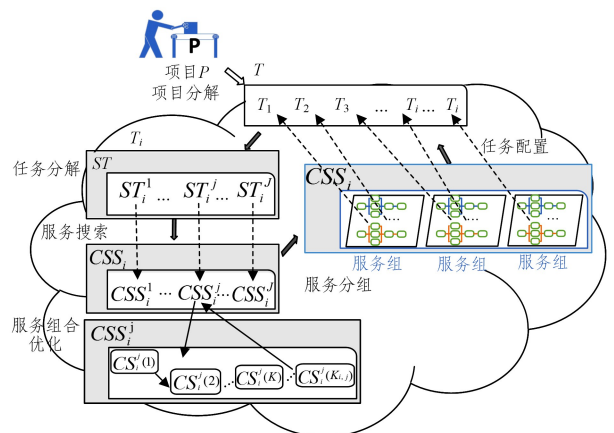


图 1 项目 P 服务组合流程图

Fig. 1 Service composition flowchart of project P

步骤 1(项目分解) 云制造服务平台接收来自项目 P 的任务请求,将项目 P 分解为一系列的任务 $T, P = \{T_1, T_2, \dots, T_i, \dots, T_I\}$,其中, T_i 表示第 i 个任务, I 为任务的个数。

步骤 2(任务分解) 每个任务 T_i 可以分解为一系列的子任务 $ST, T_i = \{ST_i^1, ST_i^2, \dots, ST_i^j, \dots, ST_i^J\}$,其中, ST_i^j 表示第 i 个任务的第 j 个子任务, J 为子任务的数量。

步骤3(服务发现) 满足任务要求的云制造服务被聚合在一起形成候选服务集。任务 T_i 对应一个候选服务集 CSS_i , $CSS_i = \{CSS_i^1, CSS_i^2, \dots, CSS_i^j, \dots, CSS_i^k\}$, 由任务 T_i 解得到的子任务 ST_i^j 也对应一个候选服务集 CSS_i^j , CSS_i^j 中包含一系列的子候选服务 CS , 即 $CSS_i^j = \{CS_i^j(1), CS_i^j(2), \dots, CS_i^j(K), \dots, CS_i^j(K_{i,j})\}$, 其中, CSS_i^j 表示第 i 个任务对应的第 j 个候选服务, $CS_i^j(K)$ 表示第 j 个子任务对应的服务, $K_{i,j}$ 为 CSS_i^j 的子服务的数量。

步骤4(服务组合) 任务 T_i 从候选服务集中选择符合任务要求的服务 CSS_i^j , 子任务 ST_i^j 从选定的子候选服务集 CSS_i^j 中选择符合子任务要求的服务 $CS_i^j(K)$, 最终选择出符合总要求的服务链(组合路径), 选出的服务链可表示为: $CSS_i = \{CS_i^1(2), CS_i^2(4), \dots, CS_i^j(K), \dots, (K')\}$ 。

步骤5(服务优化) 假设子任务 ST_i^j 有 m_j 个候选服务 CS_i^j , 理论上, 完成任务 T_i 可能有 $\prod_{j=1}^n m_j$ 条符合要求的组合链。选择服务链的过程中会根据任务要求考虑一些 QoS 指标约束, 如时间、成本、可用性、可靠性等。根据各种指标约束不断调整选择的服务, 最终确保所选择的服务链在满足所有任务要求的同时最大化 QoS, 即, 在所有可能的组合路径中选择一条最优的组合路径, 这是一种典型的 NP-hard 问题。

步骤6(服务分组) 当符合任务要求的服务较多且满足 QoS 要求时, 将对某些服务链按照 QoS 要求进行分组形成服务组集, 各组中的服务链被组合起来共同执行任务 T_i , 各个任务从相应的服务组集中选择最优的服务组。

步骤7(任务配置) 当服务资源稀缺时, 经常无法按需随意调用这些服务, 有时需要多个任务共享一个服务, 因此需要有效地配置服务。

通常情况下云制造服务组合只需考虑前5个步骤就能满足用户的 QoS 需求, 只有在 QoS 需求较高且服务资源丰富或 QoS 需求较高但资源稀缺的情况下才会考虑步骤6、步骤7。

2.2 组合优化的目标

2.2.1 QoS 聚合模型

典型的云制造服务组合问题是在多个 QoS 约束下从海量的服务中选择最佳服务组合起来执行任务 T 。为了获得最佳服务组合路径, 需要对云服务的多个属性指标进行综合评估, 即将单个云服务中的 QoS 值进行聚合运算, 得到组合路径中的 QoS 值, 并选出所有组合路径中的最优的 QoS 值^[26]。云制造领域的服务组合普遍是以 QoS 的4个属性指标(时间、成本、可靠性、可用性)作为基础研究^[27-32], 对这4个属性指标进行组合评估, 使整体 QoS 值达到最优以满足用户需求, 对4个属性指标的描述如下^[30]。

(1) 时间(time q_1): 从用户提交任务到执行结束的时间;

(2) 成本(cost q_2): 用户在整个任务执行过程中支付的总成本;

(3) 可靠性(reliable q_3): 在给定的时间内和给定条件下成功执行制造任务的能力;

(4) 可用性(availability q_4): 在一定时间段内调用服务的能力。

云制造服务可以根据实际的制造任务流程由不同的内部结构组合到一起形成不同的组合路径, 内部结构可以分为4个基本结构, 即顺序结构(sequence)、并行(parallel)、选择结构(selective)和循环结构(circular)^[33-35]。因此, 云制造服务链中的单个云服务的 QoS 值也可以通过这4种结构聚合起来, 形成整体 QoS 值。根据现有的研究成果^[25, 28, 32], 4种基本结构的 QoS 聚合模型可由表1所列的公式表示。

表1 QoS 聚合模型

Table 1 QoS aggregation models

Structure	Time	Cost	Reliability	Availability
Sequence	$q_1 = \sum_{i=1}^n q_1(CS_i)$	$q_2 = \sum_{i=1}^n q_2(CS_i)$	$q_3 = \prod_{i=1}^n q_3(CS_i)$	$q_4 = \prod_{i=1}^n q_4(CS_i)$
Parallel	$q_1 = \max(q_1(CS_i))$	$q_2 = \sum_{i=1}^n q_2(CS_i)$	$q_3 = \prod_{i=1}^n q_3(CS_i)$	$q_4 = \prod_{i=1}^n q_4(CS_i)$
Selective	$q_1 = \sum_{i=1}^n q_1(CS_i) \times \lambda_i$	$q_2 = \sum_{i=1}^n q_2(CS_i) \times \lambda_i$	$q_3 = \sum_{i=1}^n q_3(CS_i) \times \lambda_i$	$q_4 = \sum_{i=1}^n q_4(CS_i) \times \lambda_i$
Circular	$q_1 = k_i \times \sum_{i=1}^n q_1(CS_i) \times \lambda_i$	$q_2 = k_i \times \sum_{i=1}^n q_2(CS_i) \times \lambda_i$	$q_3 = \prod_{i=1}^n q_3(CS_i)$	$q_4 = \prod_{i=1}^n q_4(CS_i)$

注: λ_i 表示服务被选择的概率, 子任务之间的概率之和为1, k_i 为循环次数, n 为服务数

在任务执行过程中, 时间(time q_1) 在顺序、选择、循环结构中具有叠加性, 聚合方式为子任务时间之和, 而在并行结构中选择执行时间最长的子任务作为总时间。成本(cost q_2) 无论在4个结构中的哪个结构, 其聚合方式均为所有子任务成本之和。可靠性(reliability q_3) 和可用性(availability q_4) 在选择结构时需要根据几个子任务的概率之和进行聚合, 其他3个结构则是将各属性相乘来进行聚合。

2.2.2 属性指标归一化处理

各属性的测量标准和单位不同, 属性可以分为积极属性指标和消极属性指标, 因此在计算整体 QoS 值之前, 需要将每个指标的 QoS 值进行归一化处理^[36], 归一化计算公式如下:

$$Norm(Q_k) = \begin{cases} \frac{q_k - \min q_k}{\max q_k - \min q_k}, & \min q_k \neq \max q_k \\ 1, & \min q_k = \max q_k \end{cases} \quad (1)$$

$$Norm(Q_k) = \begin{cases} \frac{\max q_k - q_k}{\max q_k - \min q_k}, & \min q_k \neq \max q_k \\ 1, & \min q_k = \max q_k \end{cases} \quad (2)$$

式(1)和式(2)中的 $\min q_k$ 表示所有可能的组合路径中第 k 个聚合的 QoS 值的最小值, $\max q_k$ 表示所有可能的组合路径中第 k 个聚合的 QoS 值的最大值。

式(1)用于归一化积极属性指标 QoS 值, 积极属性指标 QoS 值越大, 越能满足用户的需求, 4个指标中可靠性和可用性属于积极属性指标。相反, 消极属性指标的 QoS 值越小,

越能满足用户的需求,时间和成本属于消极属性指标,消极属性指标用式(2)进行归一化处理。

通过简单的加权方法可将归一化后的不同属性的 QoS 值转换为单个 QoS 值,这是求整体 QoS 值最常见的方法。将各个归一化后的 QoS 值乘以不同的权重,可以计算出 QoS 的效用值。QoS 效用值(目标函数)通过以下公式计算:

$$\text{Max}(QoS) = \text{Max} \sum \omega_k \times \text{Norm}(Q_k) \quad (3)$$

其中,

$$\text{agg}(Q_k) \geq Q_{k0}, Q_k \text{ 为积极属性指标} \quad (4)$$

$$\text{agg}(Q_k) \leq Q_{k0}, Q_k \text{ 为消极属性指标} \quad (5)$$

$$\sum_{k=1}^r \omega_k = 1 \quad (6)$$

其中, ω_k 是第 k 个指标的权重, $\text{Norm}(Q_k)$ 是第 k 个 QoS 属性归一化后的值, $\text{agg}(Q_k)$ 是第 k 个 QoS 属性聚合后的值, Q_{k0} 是第 k 个 QoS 属性的最低要求, r 是指标的数量。 $\omega_k \in [0, 1]$,其取值可以根据用户的偏好来选择。若用户对某个指标偏好大一些,则可以取较高的 ω_k 值,有的研究假设用户对 4 个指标的偏好一样,则将 ω_k 设置为一样的值^[28]。

上述讨论的是典型的 QoS 值的取值问题,这是云制造服务组合领域的先驱性研究工作主要使用的方法。目前,很多学者正从不同的角度研究服务组合最优问题,在研究中使用不同的公式和目标函数,由于服务和任务之间的映射关系不同,需要使用不同的算法来实现最优服务组合。

3 云制造服务组合优化问题的研究重点和热点

本节将对云制造服务最佳组合需要考虑的几个要点从不同的研究角度,包括组合指标、优化目标、优化方法和方法策略(如多目标和单目标任务、服务之间的关联、服务动态性)进行分类讨论,并将部分文献归纳总结到表 2 中,以便参考。

表 2 服务组合相关研究综述

Table 2 Overview on studies focusing on service composition

Optimization algorithm	Optimization algorithm	Authors and Data	Innovation	Solved problem	Pros	Cons	Optimization objectives
灰狼优化算法 (GWO)	改进型灰狼优化算法 (IGWO)	Yang 等 ^[30] , 2019	在 GWO 上作了两点改进措施(调整控制因子、改进位置更新策略)以保证求解的准确性	解决任务执行过程中中低质量和高能耗的问题	准确性高、收敛性好、高性能	耗时长,不适用于多目标函数,不可扩展	减少设备和物流的能耗
	增强型灰狼优化算法 (EOGWO)	Yang 等 ^[29] , 2020	在 GWO 作了 3 点改进,有效地提高了多目标解的收敛性	弥补了多目标灰狼优化算法在局部最优和多样性少方面的不足	算法精度高、能耗低、收敛性好	耗时长,只用于两个目标函数以内,不适用于大规模云服务	在 QoS 和能耗平衡的情况下摆脱局部最优
遗传算法 (GA)	遗传算法 (GA)	Jin 等 ^[31] , 2017	提出一种关联感知制造云服务描述模型	服务之间的质量相关性	收敛性好、有效性高、可行性高	不适用于多目标函数,效率低,不适用于大规模云服务	更准确地获得全局最优解
	遗传算法 (Improved Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II, INSGA-II)	Yi 等 ^[43] , 2017	利用层次分析法和熵值法相结合的方法对 Pareto 最优解进行评估,为制造业需求者对设备资源的最终选择提供参考	异地设备资源优化选择有效性问题	效率高、性能好、灵活性高	不适用于大规模云服务,耗时长,不适用于动态服务	时间最短,成本最低,可靠性最高
	混合遗传算法 (HGA)	Seghir 等 ^[44] , 2016	遗传算法与果蝇优化算法相结合以减少算法计算时间,保持算法探索与开发之间的平衡	感知的 QoS 云服务组合	收敛性好、可行性高、计算时间短	不适用于多目标和动态服务组合	计算时间少,收敛速度快
	遗传算法 (GA)	Li 等 ^[21] , 2017	用网络聚类的思想组合云服务	云制造服务组合效率低	无需任务分解,高效率、组合难度低	未实际验证,无算法改进,无网络本身构建	提高服务的组合效率
人工蜂群算法 (ABC)	人工蜂群算法 (HABC)	Zhou 等 ^[32] , 2016	结合阿基米德 copula 分布估计算法 (ACEDA) 概率模型并采用全局指导策略	大规模云制造服务组合效率低	性能好、稳定性高,适用大规模云服务	耗时长,不可扩展,不适用于动态服务	提高大规模环境下云制造服务组合效率
	人工蜂群算法 (Multi-population Parallel self-adaptive Differential Artificial Bee Colony, MPsaDABC)	Zhou 等 ^[28] , 2017	将差分进化算法 (Differential Evolution, DE) 与 ABC 相结合来提高收敛速度	大规模云制造服务组合问题	高性能、稳定性高,适用于大规模云服务	不支持多目标	提高大规模环境中解的质量
	人工蜂群算法 (ABC)	Lartigau 等 ^[20] , 2015	将二氧化碳加入 QoS 评估模型	运输路线选择	高扩展性、高效率、高优化	耗时长、服务重用性低、不支持多目标	在运输过程中路线最短或成本最低等
	多种群自适应差分人工蜂群算法 (Multi-population Self-adaptive Differential Artificial Bee Colony, MS-DABC)	Zhou 等 ^[22] , 2018	以不同的 QoS 指标作为不同的目标函数,并通过对比 ABC 的改进有效地权衡各目标函数的优化结果	几个相互冲突的 QoS 指标不能得到有效优化	性能较好、可扩展性好、稳定性高	不适用于多任务动态环境中,算法复杂度高	提高解的质量和资源利用率

(续表)

Optimization algorithm	Optimization algorithm	Authors and Data	Innovation	Solved problem	Pros	Cons	Optimization objectives
蚁群算法 (Ant Colony Optimization, ACO)	改进蚁群算法 (Improved Ant Colony Optimization, IACO)	Ma 等 ^[27] , 2016	采用最优路径列表和轮盘赌选择机制对算法进行改进	云制造动态组合问题	可行性高、有效性高、收敛速度快	性能较低,不适用于多目标,不可扩展	在动态环境中减少转移时间和成本
教-学算法 (TLBO)	教-学算法 (Teaching-Learning-Based Optimization, TLBO)	Jin 等 ^[45] , 2018	排除算法初始值对算法求优结果的影响	智能算法的初始值对算法求优结果的影响	有效性高	耗时长,不适用于多目标和动态云服务	相比受初始值影响的算法解的质量最好
	教-学算法 (Hybrid Teaching-Learning-Based Optimization, HTLBO)	Zhou 等 ^[51] , 2017	算法结合 ABC 和杜鹃搜索来改进算法的搜索能力和收敛速度	复杂环境中的云制造服务组合解不精确	高性能、高稳定性、收敛效果好	不可扩展和不适用于多目标、耗时长	提高复杂环境中解的质量
鹰策略 (Eagle Strategy, ES)	带有鲸鱼优化算法的鹰策略 (ESWOA)	Gavvala 等 ^[24] , 2019	老鹰策略与鲸鱼优化算法相结合,使勘探与开发之间相平衡	优化过程中收敛速度慢或收敛过早	效率高、有效性高、收敛快	耗时长,不适用于大规模云服务,不可扩展	提高复杂环境中解的质量
集成优化算法 (EOA)	集成优化算法 (EOA)	Fazeli 等 ^[49] , 2018	提出算法集成框架,算法相互取长补短	大规模云制造服务组合问题	有效性高、高性能、可扩展	不适用于动态服务,算法复杂,不适用于多目标	在大规模的环境中提高解的质量
混沌控制优化算法 (CCOA)	混沌控制优化算法 (Chaos Control Optimal Algorithm, CCOA)	Huang 等 ^[39] , 2014	提出新的混沌算子作为算法的核心	云制造服务可组合性问题	耗时少、效率高,适用于大规模云服务	不适用于高复杂度云服务,收敛性差,未实施实验	短时间内找出组合方案
最大最小蚂蚁系统算法 (Max-Min Ant System, MMAS)	最大最小蚂蚁系统算法 (Culture Genetic Max-Min Ant System, CGMMAS)	Liu ^[33] , 2016	提出新的 QoS 评估模型,将改进的 MMAS 用于多路径动态云制造服务组合中	云制造服务动态组合过度约束问题和多路径问题	高性能、收敛效果好、有效性高	不适用于大规模云服务,耗时长	提高动态环境中解的质量

3.1 组合指标和优化方法研究

3.1.1 QoS 属性和其他的组合指标

随着云制造的广泛应用,云制造服务平台中具有相似功能但非功能属性不同的云服务也越来越多。云制造领域中典型的 QoS 感知研究主要考虑时间、成本、可靠性和可用性这 4 个属性指标,其他一些研究还会考虑可组合性、声誉^[28]、吞吐量^[33]、交付时间和延迟时间^[37]、服务提供商信任度^[38]、质量等属性指标。

虽然考虑以上提到的 QoS 属性指标约束为研究云制造服务最佳组合带来了很大的帮助,但是绿色可持续将成为新的趋势和时代潮流,这才是云制造的未来。因此除了上述这些属性指标以外,还需要从可持续的角度考虑将其他指标加入到对 QoS 值的评估中,如 Huang 等^[39]在考虑时间、成本、可用性的同时将低能耗考虑其中;Lartigau 等^[20]则从环境角度出发将生态影响(二氧化碳因素)加入到 QoS 值的评估中。

以上提到的研究工作都是基于 QoS 感知的。QoS 感知指基于某些内部结构或规范化方法,将 QoS 效用函数作为组合过程中选择服务的目标函数,此时的 QoS 是由用户提出的多个不同指标要求。基于 QoS 感知的研究方法在组合云服务时受指标约束,组合效率相对较低。为了提高组合效率,一些研究者们尝试用其他方法解决服务最佳组合问题。例如, Liu 等^[40]提出面向多任务的服务组合和调度模型,该模型通过将云制造中的两大问题(即服务组合和服务调度)作为一个统一问题来处理,并将 QoS 作为服务调度的效用函数,根据调度的服务来组合最佳路径,有效地调度了异构任务并提高了组合效率,但是忽略了任务优先级。此外,他们还提出了一种基于网络聚类方法 (Service Clustering Network-based Service Composition, SC-SCN) 来进行服务组合^[21]。聚类过程中,首先将云服务池中的服务通过相似性计算把相似或相同功能的服务聚类为一组抽象服务,然后将抽象服务通过相

似计算得到抽象服务网络,最后利用搜索算法根据抽象服务网络路径搜索符合任务要求的服务进行组合。该方法提高了任务与云服务之间的匹配程度。Li 等^[41]提出一种基于工作流资源服务之间时间依赖度的组合方法 (Resource-Service Chain Composition Algorithm, RSCCA),该方法可以更好地处理业务流程中资源服务之间的时间关系。该组合方法分为两个阶段,第一阶段根据任务相关性和资源服务之间的时间依赖关系来解析初始组合,第二阶段通过挖掘工作流日志来计算初始组合的使用频率,以提高云服务的资源利用率,但是该方法还需要在不同的业务流程中建模,以便提高其通用性;Cao 等^[42]提出一种多元过程能力指数来评估制造过程。首先,将过程能力指数应用于云制造领域;然后,引入直觉模糊集理论来解决基于大数据预处理多元过程中数据可靠性随时间推移而下降的问题;最后,在直觉模糊值支配的情况下,选择出最优资源链。这可以使服务之间通过协作更好地完成复杂任务,但是计算过程复杂烦琐。

3.1.2 优化目标

根据任务要求或用户需求,云制造服务组合过程中会受到各个 QoS 属性的约束,因此需要通过不同的方法进行优化以符合要求,但云制造服务组合的优化目标会视具体情况而定,不同情况的优化目标往往也不同。本小节按照任务要求或用户需求的状态将环境分为静态环境和动态环境,或根据云服务池中的服务数量将其划分为小规模环境和大规模环境。针对静态环境中的云制造服务组合的优化目标有:组合时间最少、成本最低、可靠性最高^[43]、制造任务过程中运输能耗和制造能耗最少^[30]、算法执行时间最短、收敛速度快^[44]、更准确地获得全局最优解^[31]、相比受初始值影响的智能算法解的质量更好^[45]或在路径选择问题中考虑运输时间最短成本最低^[20]等。针对动态环境中的优化目标有:在复杂动态的环境下组合效率高^[21]、在服务异构且需求动态环境中缩短转

移时间和减少成本^[27]、在动态环境中针对过度约束和多路径的情况更准确地找到全局最优解^[33]。无论是在静态环境中还是在动态环境中,随着任务要求提高和用户需求不断增多,云服务池中的服务数量的规模也会随之扩大,一些学者会专门针对大规模环境做出优化且将目标定为:提高大规模环境下云制造服务组合的效率^[32];资源利用率最高、组合成功率最高、成本最低^[22],且在大规模问题中找不到陷入局部最优解的情况下达到全局最优以使解的质量达到最高^[28]。简单来说,无论在怎样的环境中,优化的目的只有一个,即在可行的时间内找到更符合任务要求和用户需求的高质量解。

3.1.3 优化方法

数学优化问题需要借助优化算法才能更快地找到最优解。智能算法由于具有普遍性、适用性、随机性、搜索速度快等特点被广泛地应用于数学优化问题中。云制造服务组合优化问题属于数学优化问题类型。云制造服务系统中的云服务资源数量巨大且不连续,很难在可行的时间内找到最优组合,运用智能算法来解决云制造服务组合优化问题,可以在可行时间内快速找出最优组合或接近最优解。遗传算法(Genetic Algorithm, GA)因操作简单、适用性高等特点首先被频繁地用于解决云制造服务组合优化问题,其次是粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO),再次是人工蜂群算法(ABC)^[46]。当然还有一些其他智能算法也被用于解决云制造服务组合优化问题。

最开始研究云制造服务组合时,研究者们主要面临着从服务组合跳跃到云制造服务组合的技术问题,因此他们着重考虑云制造服务组合的可组合性问题,即如何将虚拟化服务中选择出的符合任务要求的服务进行组合的问题。为解决此问题,混沌控制算法应运而生^[39],该算法具有遍历性和随机性的特点,优点是耗时少、效率高,缺点在于收敛性较差,只适合解决简单云制造服务组合问题,不能很好地解决高复杂度的云服务组合问题。为了解决复杂度高的云服务组合问题,研究者提出了算法与模型相结合的思想,如Jin等^[31]提出了一种描述单个服务对其他相关服务的QoS依赖性感知制造的云服务描述模型,这种模型可用于自动获取服务之间相关性的QoS值并结合遗传算法进行优化。该方法的特点是根据用户的需要选择组合服务,优点在于收敛性好、有效性高,缺点在于效率低,不适用于多目标云制造服务组合。

在云制造服务组合研究的起步阶段,所提出的算法只能应用于服务数量规模较小的场景中。虽然这些算法有收敛性好、有效性高等优点,但那是相对的,这些算法在服务数量规模较大的场景中也并不一定能保持其原本的高有效性、高收敛性等优点。为了在服务数量规模较大的场景中能更高效地解决云制造服务组合问题,研究者将研究重心转移到如何通过算法的优化使受约束的云制造服务组合更有效地完成制造任务。因此研究者将关注点放在算法的改进上,通过对算法的改进来有效地解决云制造组合问题。最常见的两种改进思想如下。

(1)针对算法自身的改进^[27,29-30,47],Ma等^[27]提出了一种基于改进蚁群的算法,该算法采用最优路径列表和轮盘赌选

择机制对传统蚁群进行改进,有效弥补了蚁群算法收敛速度慢、易陷入局部最优的缺点,但是其性能较低;Yang等^[30]通过改进一种应用于其他领域且相当成熟的灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)提出了改进型灰狼优化算法(Improved Grey Wolf Optimizer, IGWO)。该算法针对传统的GWO作了两种关键改进:1)改进控制因子方法来防止算法陷入局部最优;2)提出一种新的位置更新方法来增加最优解的多样性。这两种改进确保了搜索最优解的准确性并有效地解决了指标之间的平衡问题,缺点是不适用于多目标云制造服务组合。在此基础上他们还提出了一种增强的灰狼优化算法(Enhanced Multi-objective Grey Wolf Optimizer, EMOGWO)^[29],该方法针对原始多目标灰狼优化算法作了3点改进,以解决多目标云制造服务组合优化问题中的局部最优解和方案多样性不足的问题,但是耗时长。上述算法自身改进思想的特点是:在原算法的基础上通过改变算子或加入策略来改进算法性能。这种思想的优点是可以提高全局最优解的准确率,但是存在耗时长、效率较低等缺点,且只能解决特定情况下的特定问题,不适用于更大规模解空间(以下称为大规模解空间)云制造服务组合。

(2)几种算法相互结合^[24,32,44,48-51]。为了解决云制造中大规模解空间云服务组合优化问题,需要在不同算法之间进行交互或集成才能找到更好的组合方案。例如,Zhou等^[32]考虑云制造的高度灵活性和复杂性特点设计了一种混合人工蜂群方法(Hybrid Artificial Bee Colony, HABC)来解决大规模解空间服务组合优化问题,该方法采用阿基米德copula分布估计算法(Archimedean Copula Estimation of Distribution Algorithm, ACEDA)概率模型和全局最优指导策略的人工蜂群混沌算子生成后代个体,具有性能高、服务之间组合更具稳定性的优点,但需要在搜索时长上做出相应的妥协;Gavvala等^[24]提出一种新的带有鲸鱼优化算法的鹰策略,其中,鲸鱼优化算法用于勘探路径以提高老鹰最初搜索路径的概率,老鹰策略用于设计QoS感知型云服务组合,该策略的优点是在勘探与开发之间取得平衡,以解决收敛速度慢或收敛速度过快等问题,缺点是耗时较长;Lin等^[49]提出一种集成优化方法(Ensemble Optimization Approach, EOA),将遗传算法、粒子群算法和社会蜘蛛算法(Social Spider Optimization, SSO)作为一种黑匣子,用一个新的算子来汇总黑匣子的结果,这种集成算法可以结合各算法的优点,灵活地扩展结合其他算法,提高问题空间的搜索速度,从而有效平衡服务组合中的各项指标,但该方法操作复杂且需要考虑算法之间的契合度。

3.2 研究热点问题

组合指标和算法研究对云制造服务最佳组合问题的研究固然重要,但是如果可以从服务组合中的其他方面来提高组合质量将为解决云制造服务最优组合问题锦上添花。研究人员不仅需要关注上述几个方面的研究,还应试图从多重化、全面的角度了解服务组合问题,譬如多目标和单目标问题、服务之间的关联性、动态服务组合等,以便更好地提高组合质量以完成制造任务。

(1)多目标与单目标优化问题

云制造服务组合优化问题的优化目标可以分为单目标优

化问题和多目标优化问题,单目标优化问题通常只有一个最优解,因此只需要用一般的 QoS 评估模型(见 2.2 节)求解,但对于多目标优化问题(即所求的目标函数在两个或两个以上),每个目标之间相互制约,各目标解不能同时达优,一个目标的性能改善往往是以损失其他目标的性能作为代价的,因此需要找到目标解之间的平衡点。然而大多数研究多目标问题的研究者都声称用多目标组合方法来解决服务组合中的多目标优化问题,这种处理的方法往往是通过简单的加权法将多目标优化问题转化为单目标优化问题,但是也有一些研究使用 Pareto 最优解来处理真正的多目标问题。例如, Yi 等^[43]将时间、成本、可靠性作为目标函数来构建设备资源选择模型,利用 Pareto 最优解对模型进行求解的同时将实际情况和用户偏好考虑在内,得出最优服务组合; Yang 等^[29]考虑将服务质量和能耗作为两个目标函数,参照多目标优化定义建立双目标优化组合模型,用 Pareto 最优解来选择出最大化 QoS 和最小化能耗,相比同类方法,该方法能更快、更准确地找到两个目标函数之间的平衡点,但是处理过程较为复杂; Zhou 等^[22]将时间、成本、可靠性、可用性、声誉作为不同的目标函数,首先设计一种效用函数来控制计算量在不同搜索算子上的分配,然后,基于 Pareto 和分解选择机制实现外部存档(External Archive, EXA)的选择,最后利用基于指标的适应度方案选出最优解,这样可以根据用户对 QoS 指标的偏好有效地权衡各指标的重要性,从而为用户提供多样化的选择,但其编码过程较为复杂。

(2) 服务之间的相关性问题

考虑服务之间的相关性可以提高最优解的有效性,然而大多数研究却忽略了服务组合之间的相关性,将各服务视为独立处理的制造任务,这可能会导致组合服务中的 QoS 无法很好地达到用户的要求。因此,一些研究者试图研究服务之间的相关性以便更好地满足用户的 QoS 要求。Liu 等^[36]提出一种基于协同基本服务群的服务组合方法(Synergistic Elementary Service Group-based Service Composition, SESG-SC),将多个功能等效的基本服务自由组合成一个协同的基本服务组(Synergistic Elementary Service Group, SESG)来共同执行每个子任务,从而提高整体 QoS 质量,获得更高的成功率; Jin 等^[31]提出一种描述单个服务与其他服务之间的 QoS 依赖性相关感知云制造服务描述模型,并基于这种描述模型提出一种服务相关性映射模型,该模型可以自动获取服务之间的相关性 QoS 值,有效地提高了 QoS 值,但是需要对

大规模云服务情况做进一步探究; Seghir 等^[44]在考虑各服务相关性的前提下提出一种混合优化算法并专注于相关服务的 QoS 算子更新和选择的方案,有效提高了组合准确率和算法收敛速度,但是该方案应针对动态云制造服务组合问题作进一步的改进。

(3) 动态服务组合问题

随着用户需求量的不断增加,许多用户存在需求不确定的情况。需求不确定可能发生在任务执行过程中,这意味着不能在任务开始前配置好符合任务要求的云服务,需要根据动态需求动态地配置服务。应对需求不确定的情况,考虑动态服务组合才能满足用户需求,高效地完成任任务。然而云制造领域中只有很少部分研究工作关注服务动态的问题。例如, Li 等^[21]以相似网络的方法提出了两种计算相似性方案,一种针对静态需求,另一种则针对动态需求,这样可以灵活地应对静态和动态两种情况。虽然该方法的灵活性和可行性高,但是文献中只设定了每组相似网络只有一个服务符合任务要求,没有考虑两个或两个以上具有相似功能的服务,因此该方法存在一定的局限性。Yang 等^[52]提出一种基于物联网实时感知能力、大数据对服务的知识提取能力以及事件驱动的动态服务选择优化方法,该方法可以高效快速地应对动态服务组合问题,但需要通过相关实验来证实此方法的可行性。Liu 等^[40]将服务组合和调度视为同一问题来应对服务动态变化,有效地平衡了调度和组合之间的关系,虽然提高了云服务的利用率,却增加了完成任务的总时间。

4 实验数据

实验环节是验证一篇文献中所提方法和模型的好坏、是否可行的重要环节。实验可以采用多种评价指标来衡量实验结果,如果结果不理想,就应根据具体指标来分析算法或模型的哪些环节需要改进,以此来优化云制造服务组合的性能,找到最优云制造服务组合。本节从云制造服务组合的实验数据、实验平台和评价指标这几方面进行综述。

(1) 数据设置

数据是实验实施的基础,由于现在尚没有公开的云制造服务组合的研究数据集,数据来源主要依靠仿真实验按照一定的事实规律随机生成,这些数据通常可分为两类:假设在某一范围内随机生成的数据和按照案例事实情况设置的数据。两种数据的设置情况如表 3 所列。

表 3 数据设置简介

Table 3 Introduction to data settings

Data type	Reference	Generation rules	Characteristics
基于范围	Yang 等 ^[29-30]	可靠性、可用性在[0.8,0.95]之间随机生成,时间、成本、能耗在[0.6,0.75]之间随机生成	数据具有普遍性、设置方便等特点
	Fazeli 等 ^[49] Zhou 等 ^[32]	所有 QoS 指标在[0.7,0.9]之间随机生成	
	Zhou 等 ^[50]	能耗在[1,100]之间随机生成,时间、成本、可靠性、可用性生成区间分别为[1,10],[1,100],[0.65,1],[0.4,1]	
	Jin 等 ^[45]	所有 QoS 指标在[0.7,0.98]之间随机生成	
基于场景案例	Jin 等 ^[31]	基于在线定制汽车零部件案例结合实际情况设置数据	可以根据制造任务的不同,如不同的制造工艺、不同的加工工序等来设置不同的数据
	Yi 等 ^[43]	基于零件加工任务案例结合实际情况设置数据	
	Ma 等 ^[27]	基于阀门生产过程案例结合实际情况设置数据	

(2) 实验平台

实验平台可以根据云制造服务组合的类型来进行选择,目前云制造服务组合实验中的 MATLAB 平台是研究人员首选的实验工具^[24,28-32]。MATLAB 强大的功能对仿真实验具有绝对优势,用 MATLAB 作为验证云制造服务组合问题的工具,在操作时简单而且效率高。MATLAB 平台可以直接调用相关功能库,特别是平台中自带的智能算法工具箱,如遗传算法工具箱,直接调用省去了编码、解码等复杂过程,节约了时间。其也可以从外部添加其他工具箱以用于调用,如遗传算法工具箱(gatbx)。

(3) 评价指标

面对当前大量的云制造服务组合优化算法和模型,如何客观有效地评价云制造服务组合优化结果的优劣是颇具挑战的问题。评价指标是衡量云制造服务组合的结果的标准。且不同类型的云制造服务组合优化问题对结果所选择的评价指标的侧重点不一样。通常情况下,研究人员从多角度、多方面对云制造服务组合的效用进行综合评价。例如, Li 等采用成功率来衡量聚类网络云制造服务组合结果的好坏^[21],并在云制造调度和组合一体模型中用任务执行时间、服务利用率、通过率等来评价模型的可行性^[40]。Yang 等^[30]用不同制造任务规模的平均能耗、节能率来评价模型对能耗的影响。Lu 等^[23]用不同迭代次数中组合执行成功率来评价动态云制造服务组合结果的有效性。

由于云制造服务组合优化问题的研究中很多都是基于

QoS 的,下文将对基于 QoS 约束的云制造服务组合优化的评价指标进行综述。

在众多的评价指标中,QoS 表现是最普遍、最重要的指标,它可以很容易地通过 QoS 效用函数计算出来,目前已经被广泛应用于各种云制造服务组合优化类型中。QoS 表现是评判基于 QoS 感知云制造服务组合结果好坏的依据,其值越大表示组合路径越好,越能满足用户的需求。QoS 表现具体设置的方式较多,一般可以设置为算法不同参数值 QoS 表现、不同迭代次数 QoS 表现、不同服务规模 QoS 表现和不同用户偏好 QoS 表现等。

另外一种评价指标是效率,它是云制造服务组合智能算法执行时间快慢的表现(如不同迭代次数的运行时间、不同服务规模的运行时间等),算法执行时间越短说明该算法性能越好。还有一种常用的指标是收敛性,收敛性有收敛速度和是否全局收敛这两个具体的评价指标,通过不同的迭代次数、不同的服务规模等来判断算法结果是全局收敛还是局部收敛,收敛速度快还是慢,针对多目标函数的收敛性可以通过世代距离(Generational Distance, GD)来计算^[29]。常见的几种评价指标如表 4 所列。

除了上述 3 种常见的通用指标以外,一些研究人员还采用鲁棒性、精度、Friedman 检验、覆盖率、算法复杂度、多样性、资源利用率、成功率、单向方差分析、逆代距离(Inverted Generational Distance, IGD)、显著性等不同评价指标在不同程度上对云制造服务组合模型和算法进行评价^[29-30,44,53-54]。

表 4 常见评价指标

Table 4 Common evaluation index

Evaluation metrics	Equation	Comment	Description
QoS 表现	$\text{Max}(\text{QoS}) = \text{Max} \sum \omega_k \times \text{Norm}(Q_k)$	ω_k 是第 k 个指标的权重,各指标权重之和为 1, $\text{Norm}(Q_k)$ 是第 k 个 QoS 属性归一化后的值	该指标是衡量算法寻优结果好坏、是否满足用户需求的具体表现,通常其值越大表示组合路径越好,越能满足用户需求
效率	—	—	该指标是算法执行时间快慢的表现,可以通过不同的执行时间来设置,时间越短,效率越高
收敛性	单目标 $\text{多目标: } GD = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^u d_{in}^2}}{u}$	u 表示获得的 Pareto 最优解的数量, d_{in} 表示第 i 个真实 Pareto 最优解与最接近的 Pareto 最优解之间的欧氏距离	该指标是综合衡量算法寻优结果的达优情况,在收敛速度快的情况下,结果最优,算法性能越好;对于多目标函数, GD 值越小,收敛性越好

5 应用场景

云制造领域应用的广泛性、多样性催生了云制造服务组合应用,从任务要求可以将应用划分为单任务应用和多任务应用。大多数研究基于多任务应用,应用制造场景包括:1) 模具制造整个生产周期中的一些重要零件^[25](如模具设计、基础加工、型芯加工、零件加工、热处理、检验、组装、测试和包装);2) 发动机箱组成部件的制造(如曲轴箱、废气再循环通道和气门等)^[55];3) 全球领先的高性能机械密封件供应商之间协作制造高性能机械密封件^[23];4) 整个摩托车零部件的生产周期^[36,38,56]及磁性轴承的制造^[38];5) 汽车个性化定制(如颜色、类型、数量、引擎定制、零件定制、组装等)^[51]和汽车普通批量生产制造周期(设计、仿真、制造与装配、配送等)^[31];6) 供应链中供应商之间货物和原材料的运输,在物流配送过程中,可以根据实际情况选择不同的运输方式(即海、陆、空),

例如,陆运选择山区公路以避免高速公路通行费和其他一些路线选择问题^[20]。

上述总结是从云制造服务组合应用的两个方面展开:

1) 加工制造;2) 物流路线选择。第一种应用主要包括各种工艺制造,如设计、加工、组装等。这种类型的制造过程可以分为多个制造环节,每个环节对应一个候选云服务集,每个候选云服务集中有很多功能相同但非功能属性不同的候选云服务。这种情况面临的问题是:每个环节应该怎么从候选云服务集中选择出最符合任务要求的云服务,以及如何将每个环节选出的云服务组合起来形成最优执行路径以完成总制造任务?针对该问题,需要使用云制造服务组合技术从具有海量云服务的云制造服务平台中选择出最优云服务进行组合,以形成最优路径,这样可以简化复杂多样的制造过程,并且在有效完成制造任务的同时最大化用户需求。第二种应用主要是运输路线选择,即商家之间需要运输不同的货物和原材料,例

如,一天需要给 10 个相互之间有合作关系的商家运输不同的材料和货物,一个商家可以被看作一个子任务,10 个子任务都完成才算完成总任务,因此其面临的问题是怎样选择运输路线、运输方式和运输工具才能满足 QoS 约束要求。运用云制造服务组合优化技术可以根据运输过程中各 QoS 指标的限制选择出最优的运算路线,例如,在陆运方式中选择山路以避免高速费用或者选择最短路线以缩短时间和减少碳排放。总之,云制造服务组合的研究应充分考虑到各个制造场景,探索多元因素对服务组合的影响,从而逐步提高组合性能,以解决各种约束带来的性能问题。

6 目前存在的不足

(1) 缺少对服务提供商利益的考虑

大多数研究将 QoS 的时间、成本、可靠性、可用性作为研究重点,也有一些研究采用了一些其他的服务性能指标,如生产过程中的能耗、质量、交付时间和延迟时间等。此外,还有一些研究从新的角度研究问题,提出除 QoS 感知外的其他研究方向,如使用过程能力指标的研究、基于 workflows 的研究、基于网络聚类的研究等。这些研究在很大程度上都是从服务使用者的利益角度出发,设计出尽可能满足用户需求的服务指标。但是很少有研究从服务提供商的角度考虑服务提供商的利益匹配问题,解决此问题可以帮助服务提供商计算其投入产出比,思考其公司投入是否可盈利。

(2) 算法结果只能达到次优解

研究者大多使用智能算法来优化云制造服务组合。无论是通过改进算法搜索能力来提高全局最优解,还是利用几种算法集成新算法以使各算法取长补短,采用更高效的智能算法来解决服务组合问题是一种必然趋势。除此之外,一些研究者还提出了使用模型和基于框架的机制,这些尝试的主要目的是更全面有效地解决服务组合优化问题。虽然目前使用的改进算法在某种程度上能很好地解决云制造服务组合中的问题,但它们都只能带来次优解,即所得解须从有效性、效用值和计算时间这 3 者中做出一定的妥协。因此,对已经实现和使用的算法进行不断的改进和创新是不可避免的。如果能进一步尝试使用其他领域成熟的算法来解决云制造服务组合问题,这将会是一种有效的途径。

(3) 其他方面的不足

除了上述提到的两个不足之外,还有以下 3 点需要改善。1) 缺乏实际应用。云动态服务组合研究是根据任务要求动态地组合云服务,其目的是满足用户的动态需求。虽然研究云动态服务组合问题的方法逐渐成熟,但它只是一种简单、纯理论的研究方式,没有任何研究以实际模型作为应用,因此研究者可以将实际应用作为切入点,将动态服务组合应用到实际中。2) 模型与实际情况差距大。在相关感知方法研究中,所提模型与云制造的实际情况仍存在很大的差距,需进一步缩小它们之间的差距^[57]。3) 缺乏真实数据。QoS 值的真实性和可信度的问题研究是值得重点探索的课题,云制造服务组合中 QoS 值实验数据都是基于仿真实验按照一定的事实规律随机生成的,不像 web 服务组合中的数据有真实数据集作

为支撑,这将极大地影响云制造服务组合中实验结果的可信度^[58]。对于这类问题可以尝试寻找真实数据集,将实验数据基于真实数据集上会大大提高实验结果的可信度。

结束语 云制造由传统制造业转向面向服务的制造业正在改变制造业的发展前景。在云制造系统中,资源服务提供商将制造资源和制造能力通过 Internet 发布到资源池中,实现制造云服务自动寻租、智能匹配、成本优化、智能结算及支付、数据安全等管理^[3]。随着需求数量的增加,将资源池中微粒度的服务组合成一个复合服务来满足用户需求变得更加重要和迫切。本文在云制造背景下对服务组合优化问题进行了归纳整理,并从不同的角度对云制造服务组合展开阐述。虽然目前的云制造服务组合研究已经取得了一定的成果,但是仍有很多方面需要深入研究,例如,云制造服务组合方法中的组合指标还需要根据实际需求增加新的组合指标;使用更有效的算法来对组合路径进行优化;3 个或 3 个以上的目标任务是未来用户需求的一种趋势,需要对此方面的问题加大研究力度。云制造服务组合更加智能化和自动化是未来研究的必然趋势,在未来的工作中我们考虑将一些更全面的研究工作加入到文献中进行描述,如服务与子任务之间的映射关系,尝试在模型上突破的研究,并注重研究云制造组合中智能自动组合优化。

参考文献

- [1] LI B H, ZHANG L, CHAI X D. Introduction to cloud manufacturing[J]. ZTE Communications, 2010, 16(4): 6-8.
- [2] LI B H, ZHAO X P, ZHANG L, et al. Further discussion on cloud manufacturing[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2011, 17(3): 449-457.
- [3] TAO F, ZHANG L, GUO H, et al. Typical characteristics of cloud manufacturing and several key issues of cloud service composition [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2011, 17(3): 477-486.
- [4] ROSING M V, WHITE S, CUMMINS F, et al. Business Process Model and Notation[M]. Springer Berlin Heidelberg, 2011.
- [5] BENATALLAH B, SHENG Q Z, DUMAS M. The Self-Serv environment for Web services composition[J]. IEEE Internet Computing, 2003, 7(1): 40-48.
- [6] WANG J, CHANG L, ZHU C, et al. Reasoning about Semantic Web Services with an Approach Based on Temporal Description Logic[C]// Intelligent Information Processing VI-7th IFIP TC 12 International Conference(IIP 2012). Berlin, German; Springer, 2012: 286-294.
- [7] AKKIRAJU R, SRIVASTAVA B, IVAN A A, et al. SEMAPLAN: Combining planning with semantic matching to achieve Web service composition[C]// ICWS 2006: IEEE International Conference on Web Services, proceedings. Los Alamitos: IEEE Computer Soc, 2006: 37.
- [8] ZHAO H B, DOSHI P A. A hierarchical framework for logical composition of web services[J]. SOCA, 2009, 3(4): 285-306.
- [9] SILVA A S D, MA H, ZHANG M. GraphEvol: A Graph Evolution Technique for Web Service Composition[C]// Database and

- Expert Systems Applications-26th International Conference (DEXA 2015). Berlin, German; Springer Verlag, 2015; 134-142.
- [10] HASHEMIAN S V, MAVADDAT F. A Graph-Based Framework for Composition of Stateless Web Services[C]// Proceedings of ECOWS 2006: Fourth European Conference on Web Services. Computer Society, 2006; 75-86.
- [11] HAYYOLALAM V, KAZEM A A P. A systematic literature review on QoS-aware service composition and selection in cloud environment[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2018, 110; 52-74.
- [12] SHE Q P, WEI X C, NIE G H, et al. QoS-aware cloud service composition; A systematic mapping study from the perspective of computational intelligence[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 138; 112804.
- [13] GABREL V, MANOUVRIER M, MOREAU K, et al. QoS-aware automatic syntactic service composition problem; Complexity and resolution[J]. Future Generation Computer Systems-the International Journal of Esience, 2018, 80; 311-321.
- [14] LI W J, DING Y, YANG Y J, et al. Parameterized algorithms of fundamental NP-hard problems; a survey[J]. Human-Centric Computing and Information Sciences, 2020, 10(1).
- [15] HILLAR C J, LIM L H. Most Tensor Problems Are NP-Hard[J]. Journal of the Acm, 2013, 60(6).
- [16] ZHANG W Y, YANG Y S, ZHANG S, et al. Correlation-aware manufacturing service composition model using an extended flower pollination algorithm[J]. International Journal of Production Research, 2018, 56(14); 4676-4691.
- [17] LI Y X, YAO X F, LIU M. Cloud Manufacturing Service Composition Optimization with Improved Genetic Algorithm[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2019, 2019; 1-19.
- [18] NASERI A, NAVIMIPOUR N J. 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.
- [19] LIN T Y, LI B H, CHAI X D, et al. Cloud manufacturing oriented automatic composition technology of models[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2012, 18(7); 1379-1386.
- [20] LARTIGAU J, XU X, NIE L, et al. Cloud manufacturing service composition based on QoS with geo-perspective transportation using an improved Artificial Bee Colony optimisation algorithm[J]. International Journal of Production Research, 2015, 53(14); 4380-4404.
- [21] LI F, ZHANG L, LIU Y K, 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.
- [22] ZHOU J J, YAO X F, LIN Y Z, et al. An adaptive multi-population differential artificial bee colony algorithm for many-objective service composition in cloud manufacturing[J]. Information Sciences, 2018, 456; 50-82.
- [23] LU Y Q, XU X. A semantic web-based framework for service composition in a cloud manufacturing environment[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2017, 42; 69-81.
- [24] 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.
- [25] YUAN M H, ZHOU Z, CAI X X, et al. Service composition model and method in cloud manufacturing[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2020, 61; 101840. 1-101840. 13.
- [26] ZHANG Y K. Research on Combination Optimization of Cloud Manufacturing Service Based on Ant Colony Algorithm[D]. Nanjing; Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2018.
- [27] MA W L, WANG Z, ZHAO Y W. Optimizing services composition in cloud manufacturing based on improved ant colony algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(1); 113-121.
- [28] ZHOU J J, YAO X F. Multi-population parallel self-adaptive differential artificial bee colony algorithm with application in large-scale service composition for cloud manufacturing[J]. Applied Soft Computing, 2017, 56; 379-397.
- [29] YANG Y F, YANG B, WANG S L, et al. An enhanced multi-objective grey wolf optimizer for service composition in cloud manufacturing[J/OL]. Applied Soft Computing. <http://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.106003.2>.
- [30] YANG Y F, YANG B, WANG S L, 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; 3079-3091.
- [31] JIN H, YAO X F, CHEN Y. Correlation-aware QoS modeling and manufacturing cloud service composition[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2015, 28(8); 1947-1960.
- [32] ZHOU J J, YAO X F. A hybrid artificial bee colony algorithm for optimal selection of QoS-based cloud manufacturing service composition[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016, 88(9/10/11/12); 3371-3387.
- [33] LIU Z Z, SONG C, CHU D H, et al. An Approach for Multipath Cloud Manufacturing Services Dynamic Composition[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2017, 32(4); 371-393.
- [34] WU Y X, JIA G Z, CHENG Y. Cloud manufacturing service composition and optimal selection with sustainability considerations; a multi-objective integer bilevel multi-follower programming approach[J]. International Journal of Production Research, 2019, 58(19); 6024-6042.
- [35] BOUZARY H, CHEN F F. A classification-based approach for integrated service matching and composition in cloud manufacturing[J/OL]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing. <http://doi.org/10.1016/j.rcim.2020.101989>.
- [36] LIU B, ZHANG Z L. QoS-aware service composition for cloud manufacturing based on the optimal construction of synergistic elementary service groups[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016, 88(9/10/11/12); 2757-2771.
- [37] ZHANG Y F, XI D, LI R, et al. Task-driven manufacturing cloud service proactive discovery and optimal configuration

- method[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 84(1/2/3/4): 29-45.
- [38] XIANG F, JIANG G Z, XU L L, et al. The case-library method for service composition and optimal selection of big manufacturing data in cloud manufacturing system[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 84(1/2/3/4): 59-70.
- [39] HUANG B Q, LI C H, TAO F. A chaos control optimal algorithm for QoS-based service composition selection in cloud manufacturing system[J]. Enterprise Information Systems, 2014, 8(4): 445-463.
- [40] LIU Y K, XU X, ZHANG L, et al. An Extensible Model for Multitask-Oriented Service Composition and Scheduling in Cloud Manufacturing[J]. Journal of Computing and Information Science in Engineering, 2016, 16(4): 041009.
- [41] LI H B, CHAN K, LIANG M X, et al. Composition of Resource-Service Chain for Cloud Manufacturing[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2015, 12(1): 211-219.
- [42] CAO Y L, WU Z J, LIU T, et al. Multivariate process capability evaluation of cloud manufacturing resource based on intuitionistic fuzzy set[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 84(1/2/3/4): 227-237.
- [43] YI A B, YAO X F, ZHOU H F, et al. Multi-objective optimal selection of equipment resources in cloud manufacturing[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017, 23(6): 1187-1195.
- [44] SEGHIR F, KHABABA A. A hybrid approach using genetic and fruit fly optimization algorithms for QoS-aware cloud service composition[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2016, 29(8): 1773-1792.
- [45] JIN H, YAO X F, YANG Z, et al. Manufacturing cloud service composition of teaching-learning based optimization[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(1): 43-52.
- [46] ARUNARANI A R, MANJULA D, SUGUMARAN V. Task scheduling techniques in cloud computing: A literature survey[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 91: 407-415.
- [47] QUE Y, ZHONG W, CHEN H L, et al. Improved adaptive immune genetic algorithm for optimal QoS-aware service composition selection in cloud manufacturing[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 96(9/10/11/12): 4455-4465.
- [48] BOUZARY H, CHEN F F. A hybrid grey wolf optimizer algorithm with evolutionary operators for optimal QoS-aware service composition and optimal selection in cloud manufacturing[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 101(9/10/11/12): 2771-2784.
- [49] FAZELI M M, FARJAMI Y, NICKRAY M. An ensemble optimisation approach to service composition in cloud manufacturing[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2018, 32(1): 83-91.
- [50] ZHOU J J, YAO X F. A hybrid approach combining modified artificial bee colony and cuckoo search algorithms for multi-objective cloud manufacturing service composition[J]. International Journal of Production Research, 2017, 55(16): 4765-4784.
- [51] ZHOU J J, YAO X F. Hybrid teaching-learning-based optimization of correlation-aware service composition in cloud manufacturing[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 91(9/10/11/12): 3515-3533.
- [52] YANG C, SHEN W M, LIN T Y, et al. IoT-enabled dynamic service selection across multiple manufacturing clouds[J]. Manufacturing Letters, 2016, 7: 22-25.
- [53] LI F, ZHANG L, LIU Y K, et al. QoS-Aware Service Composition in Cloud Manufacturing: A Gale-Shapley Algorithm-Based Approach[J]. IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics-Systems, 2020, 50(7): 2386-2397.
- [54] WANG F, LAILI Y J, ZHANG L. A many-objective memetic algorithm for correlation-aware service composition in cloud manufacturing[J]. International Journal of Production Research, 2020: 1-19.
- [55] ZHANG Y F, ZHANG G, QU T, et al. Analytical target cascading for optimal configuration of cloud manufacturing services[J]. Journal of Cleaner Production, 2017, 151: 330-343.
- [56] AKBARIPOUR H, HOUSHMAND M. Service composition and optimal selection in cloud manufacturing: landscape analysis and optimization by a hybrid imperialist competitive and local search algorithm[J]. Neural Computing & Applications, 2020, 32(15): 10873-10894.
- [57] BOUZARY H, CHEN F F. Service optimal selection and composition in cloud manufacturing: a comprehensive survey[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 97(1/2/3/4): 795-808.
- [58] TAO F, ZHANG L, LIU Y K, et al. Manufacturing Service Management in Cloud Manufacturing: Overview and Future Research Directions[J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering-Transactions of the Asme, 2015, 137(4).



YAO Juan, born in 1991, postgraduate, is a member of China Computer Federation. Her main research interests include cloud manufacturing service and service composition.



XING Bin, born in 1962, master, professor, senior engineer. His main research interests include application of industrial big-data technology and so on.