

12-13-2019

Parallel Tasks Optimization Scheduling in Cloud Manufacturing System

Chenwei Feng

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Wang Yan

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Parallel Tasks Optimization Scheduling in Cloud Manufacturing System

Abstract

Abstract: To solve the problem of unbalanced resource requirements and low resource utilization when the same type of tasks are executed in parallel in the cloud manufacturing system, a task resource scheduling model with the goal of minimizing cost, minimizing time, maximizing reliability and optimizing quality is established. *A non-dominated sorting genetic algorithm based on reference points (NSGA-III) is adopted to solve the model by combining real number matrix coding and crossover and mutation based on real number coding instead of common evolutionary strategy.* And an optimal decision strategy based on combination of analytic hierarchy process and entropy value method is used to evaluate the solutions. The performance of the scheduling system with sufficient and limited resources is discussed respectively. The example proves that method is feasible.

Keywords

cloud manufacturing, parallel tasks, virtual resource, optimal scheduling, NSGA-III

Recommended Citation

Feng Chenwei, Wang Yan. Parallel Tasks Optimization Scheduling in Cloud Manufacturing System[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(12): 2626-2635.

云制造系统并行任务优化调度

冯晨微, 王艳

(江南大学, 教育部物联网技术应用工程中心, 江苏 无锡 214122)

摘要: 为解决同类型任务在云制造系统中并行执行时资源需求不均衡以及资源的利用率不高的问题。建立了以成本最低化、时间最小化、可靠度最高化、质量最优化为目标的资源调度模型。采用基于参考点的非支配排序遗传算法 (NSGA-III), 结合实数矩阵编码方式以及基于实数编码的交叉变异策略代替普通的进化策略对模型进行求解, 使用基于层次分析法和熵值法的组合优化决策方法对结果进行评价。分别讨论了资源充足和资源受限时调度系统的性能, 通过实例证明该方法是可行的。

关键词: 云制造; 并行任务; 虚拟资源; 优化调度; NSGA-III

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2019) 12-2626-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-FZ0275

Parallel Tasks Optimization Scheduling in Cloud Manufacturing System

Feng Chenwei, Wang Yan

(Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: To solve the problem of unbalanced resource requirements and low resource utilization when the same type of tasks are executed in parallel in the cloud manufacturing system, a task resource scheduling model with the goal of minimizing cost, minimizing time, maximizing reliability and optimizing quality is established. A non-dominated sorting genetic algorithm based on reference points (NSGA-III) is adopted to solve the model by combining real number matrix coding and crossover and mutation based on real number coding instead of common evolutionary strategy. And an optimal decision strategy based on combination of analytic hierarchy process and entropy value method is used to evaluate the solutions. The performance of the scheduling system with sufficient and limited resources is discussed respectively. The example proves that method is feasible.

Keywords: cloud manufacturing; parallel tasks; virtual resource; optimal scheduling; NSGA-III

引言

随着信息科学与技术的高速发展, 出现了许多先进的网络技术, 例如, 云计算、物联网(IOT)、

信息物理系统(CPS)、大数据分析以及人工智能(AI)。正是由于这些新兴的技术以及新型工业制造要求的推动, 云制造这种新型的制造模式被提了出来。云制造旨在将制造企业转变为更加高效, 按需和面向服务的模式。它将各种制造资源、模拟资源、计算资源和制造能力通过虚拟化和服务化转化为制造服务, 形成一个巨大的“制造云”, 并将其按需分配给用户使用^[1-3]。在制造过程中, 云制造平台收到用户的任务要求, 会及时的分析任务并且将任



收稿日期: 2019-03-08 修回日期: 2019-07-02;
基金项目: 国家自然科学基金(61973138);
作者简介: 冯晨微(1995-), 男, 湖北潜江, 硕士生, 研究方向为云制造系统优化调度; 王艳(1978-), 女, 江苏盐城, 博士, 教授, 研究方向为智能制造系统能效优化。

<http://www.china-simulation.com>

• 2626 •

务按一定的制造工序分解, 然后自动搜索合适的信息、可用的虚拟制造资源和计算资源, 通过虚拟资源的优化调度和虚拟资源与实际物理资源映射, 满足用户的任务要求。并且由于中小型企业信息化建设资金、设备以及人才的缺乏, 使得对于一些产品的制造难以进行下去, 而部分大型企业存在资源闲置和产能不足之间的矛盾, 云制造提供了一个以公共服务平台为支持, 基于设备、人力、知识、软件、计算能力等资源, 提供产品设计、工艺、制造、采购和检测等覆盖产品全生命周期的商业运营模式。有效的解决了中小型企业资源缺乏和大型企业资源闲置的问题, 实现了资源的进一步利用^[4-6]。

已经有许多学者和专家使用各种智能优化算法对制造资源优化配置问题进行了研究, Cheng 等^[7]针对云企业资源组合利用率不高的问题构建了以时间、成本和任务数量为优化目标的问题模型, 并采用基于分时共享的遗传算法进行求解; Cao 等^[8]考虑了时间、质量、成本和服务建立了服务选择和调度模型, 设计了基于模糊决策的蚁群优化算法对其进行求解; 孙卫红等^[9]提出了一种以最短制造服务时间、最低制造服务成本以及均衡负载率为多目标的云制造工需级调度模型, 采用粒子群、遗传相结合的混合多目标调度算法对模型进行求解; laili 等^[5]在云制造系统中提出了一种新的计算资源的最佳分配综合模型, 考虑了模型下的所有主要计算、通信和可靠性约束, 并提出了一种改进的小生境免疫算法对问题进行求解; 杨雷针对同类型多任务下的多目标资源优化配置问题采用了引入外部记忆库、自适应选择策略的遗传算法对问题进行求解。

上述文献在对资源优化配置时均采用将多目标优化问题转化为较成熟的单目标优化问题来间接求解。但是这种模式存在明显的缺陷,

(1) 权重系数的选择具有较强的主观性, 并且权重系数对优化结果影响较大;

(2) 多目标优化问题中无法保证多个目标同时进行优化;

(3) 单目标优化最终只能得到一个最优解, 无法考虑到实际生产过程中的突发情况给出备选方案。

基于对上述文献的学习与分析, 本文构建了云制造环境下基于并行任务的资源优化配置模型。利用改进的基于参考点的快速非支配排序遗传算法(NSGA-III)对该模型进行求解, 并且采用层次分析法(AHP)和熵值法(EVM)组合的最优决策方法对结果进行综合评价。

1 问题描述

1.1 问题分析

1) 任务种类分析

云制造平台接收到的多个制造任务大致有 3 种可能的类型: 不同类型的任务, 即制造过程的子任务序列不同, 并且制造资源的候选集合也互不共享; 相同类型的任务, 即各制造任务具有完全相同的子任务序列和完全共享的虚拟资源候选集合; 混合类型的任务, 子任务序列以及候选资源的集合都只有部分相同。不同类型的任务由于任务之间不共享候选服务资源, 实质上是单任务间的资源调度问题, 所以可以由传统的单任务调度执行。混合类型的任务由于复杂度较高, 且不适用于本文所研究的并行执行策略, 本文暂不考虑。所以本文主要对第 2 种同类型任务的优化进行了重点研究。

2) 子任务组合分析

任意的云资源对各个任务的求解路径可分为图 1 的 4 种基本结构。

3) 资源的独占性及共享性分析

资源的独占性表示在同一时刻同一资源只能被一个子任务所使用, 当任务完成后资源被释放。在云计算系统中, 通常一次调度的时间单位在秒甚至是毫秒、微秒级别, 但是在云制造系统中, 通常是以天或者周末作为调度的时间单位, 所以考虑资源独占性的同时还有必要考虑资源的共享性, 资源的共享性即当资源完成一个任务被释放以后还能被其它任务使用^[2]。

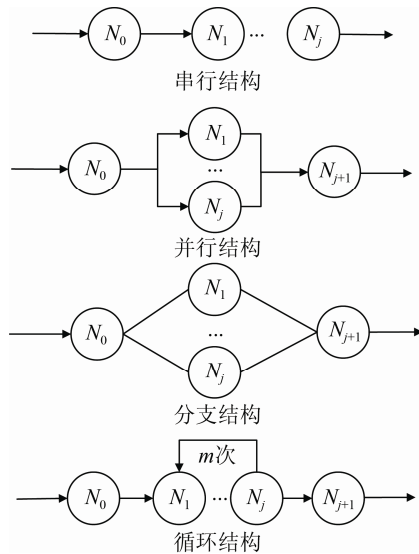


图 1 4 种基本结构模式

Fig. 1 Four basic structure models

1.2 问题模型

在云制造系统中,单任务以及串行任务的优化调度问题已经有很多文献进行了深入的研究,但是云制造系统上大部分的项目都是以多个任务的方式上传,所以单任务的调度方式不适合用于多任务的并行执行。不同类型的任务由于制造工序的不同以及候选资源集的限制,运用传统的单任务处理方式能够很好的解决问题,但是对于同类型的任务,如果还是以单任务的优化方式处理不仅在时间和成本上花费太大,并且也不能得到最优的结果。

我们将问题的模型描述如下:云制造系统收到 n 个同类型制造任务的执行请求,任务集合为 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_i, \dots, T_n\}$, 每一个任务 T_i 都可以分解为 j 个子任务,子任务集为 $T_i = \{T_{i,1}, T_{i,2}, \dots, T_{i,j}\}$, 每个子任务都对应由一个候选资源集 $VRS_{i,j}$ 中的候选资源来执行,每个候选资源集中有 j_c 个虚拟资源 $\{VR_{i,j}^1, VR_{i,j}^2, \dots, VR_{i,j}^{j_c}\}$, 每个子任务在不同的资源上执行有不同的成本和时间的消耗,子任务 T_{ij} 在资源 k 上的成本、时间、质量和可靠度分别为 c_{ijk} 、 t_{ijk} 、 q_{ijk} 、 r_{ijk} , 其中,成本包括制造成本和物流成本,时间包括制造时间和物流时间。执行路径集合 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ 为任务集 T 的一个解,假设单个制造任务的执行路径如图 2 所示。

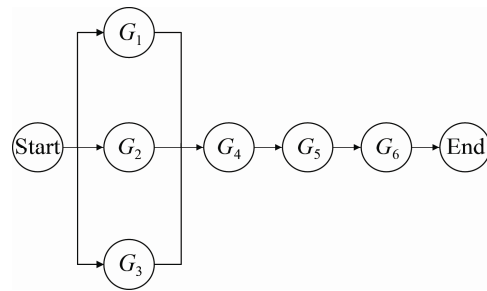


图 2 任务的执行路径

Fig. 2 Execution path of the task

图中 G_1 、 G_2 、 G_3 对应图 1 中的并行结构,而 G_4 、 G_5 、 G_6 对应图中的串行结构,每个节点代表任务的一个子任务也就是实际制造过程中的一道制造工序,每个节点都有其与之对应的候选资源集,不同的候选资源完成同一个子任务会消耗不同的时间及成本,得到的产品的可靠度和质量也不同。所以在云制造系统中,考虑到企业对制造产品要求,我们对多个任务的并行处理过程资源优化调度的目标总结为,最低的成本、最短的时间、最优的产品质量和最高的可靠度来完成制造任务。因此,我们构造了如下的云制造资源优化调度指标:

1) 最低的成本

对于可行解 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$, 总的成本表示为:

$$C = \sum_{i=1}^n \text{Cost}(P_i) * x_i \quad (1)$$

式中: $\text{Cost}(P_i) = \sum_{j=1}^m c_{ij}$, $\text{Cost}(P_i)$ 表示以路径 P_i

完成任务 T_i 的成本; n 为任务的数量; m 为子任务的数量。 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)$ 为布尔值向量, 当 x_i 的值为 1 时代表任务 T_i 执行, 否则代表任务 T_i 不执行。

2) 最短的时间

由于在多个任务并行执行的过程中可能会出现资源不够充足的情况,即当一个子任务的前驱任务执行完毕,而其所对应的候选资源集的资源全部被占用,此时需要等待候选集中出现可用的资源,则有:

$$T = \sum_{i=1}^n \text{Time}(P_i) * x_i \quad (2)$$

单个子任务的执行时间为 $t_{ij} + t_{ij,wait}$, 如果任务执行结构中为并行结构, 则并行结构的执行时间为其中最大者的执行时间, $\text{Time}(P_i)$ 表示以路径 P_i 完成任务 T_i 的时间, $t_{ij,wait}$ 为子任务的等待时间, 没有等待时为 0。式(2)代表完成任务所需总时间。

3) 最佳的产品质量

单个任务的质量表示为:

$$Q_i = (\sum_{j=1}^m q_{ijk}) / m \quad (3)$$

整个项目的合格率表示为:

$$Q = (\sum_{i=1}^n Q_i * x_i) / n \quad (4)$$

4) 最高的可靠度

由于产品的生产加工过程中存在着许多不确定性因素, 为了保证任务被安全可信的完成, 可靠度被用来评估制造资源在规定的条件下完成规定任务的能力, 可靠度越高代表在规定时间内完成任务的能力越强, 反之则越弱。则对于单个任务的可靠度我们定义为:

$$\text{Rel}_i = (\sum_{j=1}^m r_{ijk}) / m \quad (5)$$

整个项目的可靠度表示为:

$$\text{Rel} = (\sum_{i=1}^n \text{Rel}_i * x_i) / n \quad (6)$$

云制造系统并行任务优化调度的约束条件:

面向同类型多任务并行执行的生产加工资源优化配置约束条件主要分为资源独占性约束、时间约束、质量约束、可靠度约束。

(1) 资源独占性约束

$$\begin{aligned} \text{if } VR_{i,j}^m[t_1, t_2] \in P_i, \\ VR_{i,j}^m[t_1, t_2] \notin P_h, i \neq h, h \in [1, m]; \end{aligned} \quad (7)$$

式(7)表示如果资源 $VR_{i,j}^m$ 在 $[t_1, t_2]$ 时间段内被路径 P_i 占用, 那么在此时间段内不能被其他路径所占用, 但是在 $[t_1, t_2]$ 时间段以外可以被其他路径所选中。这同时也体现了资源的独占性和共享性。

(2) 时间约束

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

式(8)表示任务完成的总时间小于规定的时间。

(3) 成本约束

$$C \leq C_{\max} \quad (9)$$

式(9)表示任务完成的总成本小于规定的成本。

(4) 质量约束

$$Q_i \geq Q(T_i)_{\min} \quad (10)$$

式(10)表示每个生产加工资源执行路径完成任务的合格率不能低于相应任务的最小合格率要求。

(5) 可靠度约束

$$\text{Rel}_i \geq \text{Rel}(T_i)_{\min} \quad (11)$$

式(11)表示每个生产加工任务的执行路径完成任务的可靠度不能小于资源使用者对相应任务要求的最小可靠性。

2 基于 NSGA-III 的多目标并行任务优化调度及优化决策

2.1 NSGA-III 算法

在求解多个目标优化的问题模型中, 假设任意 2 个个体 x 和 y , 若个体 x 中的所有目标值都不差于目标 y , 并且至少有一个目标解是优于个体 y 中目标的解。则称 x 支配 y 或者 x 非劣于 y , 若个体 x 没有被任何一个个体所支配, 则个体 x 被称为非支配解。多个非支配解组成的最优集合称为非支配解集, 即 Pareto 解集。

基于参考点的非支配排序遗传算法(NSGA-III)是 Deb 教授在 2013 年提出来的一种基于 Pareto 最优来解决多目标函数优化的算法。NSGA-III 与 NSGA-II 在基本框架上大体相同, 它们之间最大的区别在于多样性的维护策略, 也就是两种算法的选择机制不同^[11-14]。NSGA-III 定义了一组均匀分布的参考点来保持算法的多样性, 参考点的大小为 N 。然后初始化随机生成一个大小为 N 的种群, 迭代直到终止条件满足。假设第 t 代父代种群为 P_t , 大小为 N , 通过随机选择、交叉、变异操作得到大小同样为 N 的种群 Q_t , 合并种群 P_t 和 Q_t 构成 R_t , 则 R_t 的种群大小为 $2N$, 为了从 R_t 里选择 N 个优秀的个体作为子代, 采用 Pareto 非支配排序将 R_t 分成不同的等级层, 例如 $F_1, F_2, \dots$ 。然后从 F_1 开始依

次将每个等级层的个体加入一个新的种群 S_t 中，直到 S_t 内的个体等于或大于 N ，假设使 S_t 大小为 N 的等级层为 F_t ，则 $S_t \setminus F_t$ 里的个体都已经确定为子代 P_{t+1} 里的个体，接下来的步骤就是从等级层 F_t 中选择剩下的个体加入 P_{t+1} 使得子代大小为 N 。NSGA-III 利用参考点对各个目标值进行归一化，使得它们具有相同的范围，归一化后，集合 S_t 的理想点就是原点。计算 S_t 中每一个个体到参考线(参考线为每个参考点到原点的连线)的垂直距离，将该个体关联到具有最小垂直距离的参考点上，记第 j 个参考点的小生境数为 ρ_j ， ρ_j 表示 $S_t \setminus F_t$ 里面与参考点 j 相关联的个体的数量。直到所有参考点的小生境数计算完毕，在与 F_t 关联的参考点集合中选择具有最小 ρ_j 的参考点 $\bar{j}$ ，如果 $\rho_{\bar{j}}=0$ ，我们选择 F_t 中与第 j 个参考点相关联的个体里面具有最短垂直距离的个体，将其加入 P_{t+1} ，并且 $\rho_{\bar{j}}+1$ ；如果 $\rho_{\bar{j}} \geq 1$ ，则在 F_t 中随机选择一个与参考点 j 相关联的个体加入 P_{t+1} ，并且 $\rho_{\bar{j}}+1$ 。反复执行此操作直到 P_{t+1} 的大小为 N 。

本文对 NSGA-III 算法进行改进，采用实数矩阵的编码方式，并且采用行交叉(变异)、列交叉(变异)、块交叉(变异)的交叉变异策略取代传统的交叉变异策略，以提高云制造环境下资源优化配置的效率。由于论文中的染色体为子任务选择的候选资源号，所以避免了编码和解码的过程，使得求解过程变得简单而易于理解。

2.2 基于实数矩阵编码的 NSGA-III 算法

2.2.1 实数矩阵编码

论文采用基于实数矩阵编码的 NSGA-III 算法对云制造环境下并行任务与虚拟资源进行优化调度。每个个体可以用以下矩阵表示：

$$X = \begin{bmatrix} a_{111} & a_{121} & \cdots & a_{1j1} & \cdots & a_{11T} & a_{12T} & \cdots & a_{1jT} \\ a_{211} & a_{221} & \cdots & a_{2j1} & \cdots & a_{21T} & a_{22T} & \cdots & a_{2jT} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{n11} & a_{n21} & \cdots & a_{nj1} & \cdots & a_{n1T} & a_{n2T} & \cdots & a_{njT} \end{bmatrix}$$

矩阵 X 为 n 行，代表 n 个任务， $m \times T$ 列，将列分成 T 段，每一段代表一个时间段 t ，每一个时

间段 t 有 j 列，代表任务的 j 子任务或第 j 候选资源集。则矩阵元素 a_{ijt} 的含义为：(1)、 i 代表任务 T_i ；(2)、 m 代表任务的第 j 个子任务或第 j 个候选资源集；(3)、 t 代表第 t 个时间段。

矩阵元素 a_{ijt} 的取值为 $[0, j_k]$ ， j_k 为每个候选资源集所包含的资源数量，如果 $a_{ijk} \neq 0$ ，则表示子任务 T_{ij} 在时间段 t 内被对应的资源集中第 a_{ijk} 资源执行，否则子任务 T_{ij} 在时间段 t 内不执行。

每个个体应该具有如下性质：

(1)、如果个体中有一行的值全为 0，则表示此任务不执行。

(2)、在某一个时间段内，一个子任务只能由一个虚拟资源完成。

(3)、在某一个时间段内，一个资源只能被一个子任务选中。

2.2.2 初始化种群及交叉变异策略

种群的初始化是在考虑资源的共享性的前提下随机生成的，按照时间段 t 按列随机生成。在资源受限的情况下，当子任务选择资源时若资源集为空，则将其置 0，并计算等待时间，当资源返回到资源集后，再将其分配给等待的任务。如果子任务在一个时间段内没有执行完毕，则将其的资源值赋给下一个时段的同一个子任务，否则下一个子任务的取值为在其对应的资源集中的剩余资源中选取。

由于个体编码为实数编码，所以本文使用基于实数编码的交叉变异策略来代替传统的交叉变异方式：

1) 行交叉

个体矩阵的大小为 $n \times T \times j$ ，首先随机生成一个 n 维的布尔值列向量 v ，当 $v_i=1$ 时，将父代的 2 个矩阵的第 i 行进行交换，否则不变。完成操作后将得到 2 个新的子个体。值得注意的是，行交叉可能会出现同一时间段同一列中出现 2 个相同的值，这与个体的性质不符，所以要进行修复操作。修复操作如下：

(1) 将得到的子个体按列循环；

(2) 如果 $a_{ijk}=0$ ，则跳过判断下一个元素，否则

判断每一列中是否有与当前元素值相同值的元素;

(3) 如果有相同的值, 则在其对应的资源集中随机选择除当前值外的另一个值代替当前值, 如果资源集为空, 则置 0, 否则继续循环。

2) 列交叉

随机生成一个 $T \times j$ 维的布尔值行向量 v , 如果 $v_i=1$, 则将父代的 2 个矩阵的第 i 列进行交换, 否则不变, 列交叉满足矩阵的性质, 所以不需要进行修复。

3) 块交叉

随机生成一个 T 维的布尔值行向量 v , 如果 $v_i=1$, 则将父代 2 个矩阵的第 i 个时间段部分进行交换, 否则不变。块交叉也满足矩阵的性质。

4) 行变异

在本文的变异策略中, 对于非零值采取公式(12)的变异策略:

$$a_{ijk} = j_k - a_{ijk} + 1 \quad (12)$$

对于零值则不变化。与行交叉相似, 首先随机生成一个 n 维的布尔值向量 v , 若 $v_i=1$, 则将父代第 i 行的所有非零项按照上述变异策略进行变异。进行行变异后也会存在不满足矩阵性质的情况, 所以需对子代矩阵进行修复操作。

5) 列变异

随机生成一个 $T \times j$ 维的列向量 v , 如果 $v_i=1$, 则将父代的第 i 列中非零项按上述变异策略进行变异, 否则不变, 最终生成新的子个体。可见, 列变异也不会改变矩阵性质。

6) 块变异

随机生成一个 T 维的布尔值列向量 v , 若 $v_i=1$, 则将时间段 i 中的非零项进行变异, 否则不变。块变异也不会改变矩阵性质。

2.2.3 算法步骤

算法的具体执行步骤如下:

step 1: 初始化参数。包括最大进化代数 $G_{\max}$ 、参考点规模 H 、种群规模 $N=H$ 。令迭代次数 $t=0$ 。

step 2: 在决策空间随机生成 N 个个体构成种群 P_0 , 计算目标函数值。

step 3: 在当前父代 P_0 的基础上, 通过随机选

择、交叉变异操作后产生子代种群 Q_t 。合并 P_t 和 Q_t 两个种群构成大小为 $2N$ 的新种群 R_t , $R_t = P_t \cup Q_t$ 。

step 4: 采用 Pareto 支配的非支配排序将 R_t 分成若干个不同的非支配层($F_1, F_2, \dots$), 然后构建一个新的种群 S_t , 从 F_1 开始, 依次将各个非支配层的加入 S_t , 直到 S_t 的大小等于 N 或首次大于 N , S_t 中的前 $l-1$ 层个体已经确定为 P_{t+1} 的子代个体。

step 5: 对种群个体进行归一化。首先利用公式(13)计算出在每个目标函数上的极值点,

$$ASF(x, w_j) = \max_{i=1}^M f'_i(x) / w_{j,i} \quad (13)$$

式中: x 为 S_t 中的个体, 有 M 个目标函数, $w_{j,i} = (w_{j,1}, w_{j,2}, \dots, w_{j,m})^T$ 是目标轴的 f_j 的轴方向, 当 i 不等于 j 时, 那么 $w_{j,i}=0$ 否则 $w_{j,i}=1$, 对于 $w_{j,i}=0$, 用一个很小的值 10^{-6} 来代替它。各个极值点可以组成一个超平面, 超平面与坐标轴相交得到截距 a_i , a_i 表示第 i 个目标函数的截距, 则归一化函数为

$$f_i^n(x) = \frac{f'_i(x)}{a_i - z_i^{\min}} = \frac{f_i(x) - z_i^{\min}}{a_i - z_i^{\min}} \quad (14)$$

式中: $z_j^{\min}$ 为理想点, 即这一代种群所有目标的最小值。归一化后, 集合 S_t 的理想点为零向量。

必须要注意的一点是, 有可能会超平面无法构建的情况, 本文用文献[11]中提到的方法处理这个情况。

step 6: 选择 F_t 中的个体使 P_{t+1} 的大小为 N 。计算参考点上的小生境数、个体与参考点之间的垂直距离, 按照小生境技术选择优秀的个体进入 P_{t+1} 。

step 7: 判断是否达到 $G_{\max}$, 是则输出 P_{t+1} , 否则, 转到 step 3。

2.3 基于层次分析法和熵值法的组合决策方法

层次分析法(AHP)是 1977 年由美国运筹学家 Saaty 提出的一种将定性定量相结合的多目标决策分析方法。广泛用于资源分配, 供应商选择等领域。能够为需求方在选择最优方案时给出参考依据。

熵值法(EVM)属于客观赋权法,其实质上是根据各评价指标值之间的差异程度来确定权重系数。由于在确定权重系数的过程中排除了人为因素的干扰,能够较为客观的方音综合评价指标体系中各个评价指标的重要性。

AHP 适用性强,但是无法避免主观因素在确定 AHP 权重系数时的影响,难以从本质上反应各个指标体系之间的内在关联。EVM 计算出来的权重指标虽然由较高的可信度以及合理性,但是没有将用户对各个指标的偏好要求进行考虑。组合赋权法已经被证明能够给出更加合理的权重系数,可以弥补主、客观赋权法单独使用时的缺陷。

云制造是一种以客户需求为主体的制造新模式,必须在生产制造过程中结合实际制造过程中的客观情况,并充分考虑用户对不同需求的偏好,降低对各个指标评价的不合理性。因此本文在选择最优解的过程中,借助兼顾主客观情形的组合赋权法^[15],使得最终选择的方案能够更好的满足各个方面的需求。公式(15)表示组合权重系数的计算方法:

$$w_i = \alpha o_i + (1 - \alpha) p_i \quad (15)$$

式中: w_i 为第 i 项指标的综合权重系数; o_i 和 p_i 分别为使用层次分析法和熵值法求得的第 i 项指标的权重系数; α 为根据决策者的偏好给出的主观偏好值,而 $(1-\alpha)$ 为客观偏好值。本文中考虑任务需求方的主观偏好和制造过程中的实际情形的重要性相同,因此取 $\alpha=0.5$ 。本文结合改进的 NSGA-III 算法和基于层次分析法和熵值法的最优决策方法,对云制造环境下的资源优化配置模型进行求解和分析,具体过程如图 3 所示。

3 仿真算例

以汽车生产项目的加工过程为例对本文模型及算法的有效性进行说明。一辆汽车的生产过程通常包含车轮加工、钩锁加工、车体加工、整车组装、喷涂、实验交付等 6 个主要过程。云制造平台按照同类型任务的制造流程将用户提出的每个加工任务经过一定的规则分解为图 2 所示制造流程,本文

采用文献[10]的相关数据与信息为基础进行本文算例仿真。

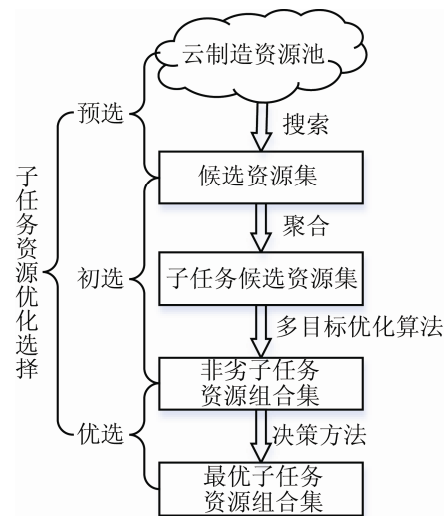


图 3 资源优化选择方法

Fig. 3 Resource optimization selection method

3.1 资源充足时实验结果分析

文中假设云制造平台同时接收到 5 个制造任务的需求,每个任务包含 6 个子任务,并且每类子任务的候选资源集中有 7 个候选资源,实验在软件 MATLAB R2016a 上运行。设置种群规模大小为 50,种群迭代最大次数为 100 次,交叉概率为 0.9,变异概率为 0.05,分别计算出该优化模型中的各个目标在每一代种群中的平均适应度值,图 4 表明,程序运行 100 代后各个目标函数值均趋于稳定。

取结果集中的非支配解进行最优决策,用于帮助决策者进行方案的选择。根据决策者的需求偏好可选择判断矩阵 $B = [1 \ 3 \ 3 \ 3; 1/3 \ 1 \ 2 \ 3; 1/3 \ 1/2 \ 1 \ 2; 1/3 \ 1/3 \ 1/2 \ 1]$,则由 AHP 得到的权重向量为 $O = [0.508 \ 0 \ 0.244 \ 9 \ 0.154 \ 5 \ 0.092 \ 6]$,通过 EVM 分析成本、时间、质量以及可靠度 4 个指标可以得到权重向量为 $P = [0.287 \ 8 \ 0.275 \ 6 \ 0.229 \ 6 \ 0.207 \ 0]$,则可以通过组合赋权法求出综合权重向量为 $W = [0.407 \ 8 \ 0.251 \ 8 \ 0.184 \ 1 \ 0.156 \ 4]$ 。

根据求解的各个目标的类型,可以给出文中的指标评价函数如式(16)。

$$F = w_1 \frac{C_{\max} - C}{C_{\max} - C_{\min}} + w_2 \frac{T_{\max} - T}{T_{\max} - T_{\min}} + w_3 \frac{Q - Q_{\min}}{Q_{\max} - Q_{\min}} + w_4 \frac{R - R_{\min}}{R_{\max} - R_{\min}} \quad (16)$$

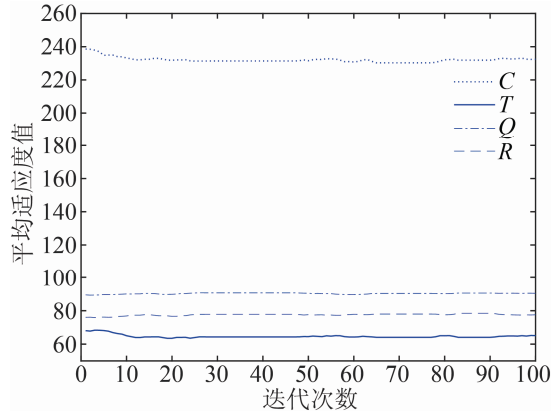


图 4 平均适应度值
Fig. 4 Average fitness value

用户可以根据决策后的评价结果选择最优的制造流程来完成制造任务,而实际的制造过程中的情况又是十分复杂的,当在实际的生产制造过程中出现异常情况,则用户可以在最后的结果集中选择其他较优的方案来进行改动,大大提高了生产制造的可操作性。表 1 为运行结果中的非支配解集。

表 1 非支配解集
Tab. 1 Non-dominated solution set

成本/元	时间/h	质量	可靠度/%	评价价值
229.78	2.70	0.912	0.766	0.739 1
230.78	2.65	0.913	0.772	0.802 0
227.88	2.62	0.903	0.768	0.809 1
231.48	2.59	0.914	0.766	0.802 8
229.48	2.69	0.896	0.776	0.665 5
230.58	2.59	0.900	0.779	0.783 0
229.78	2.68	0.898	0.784	0.739 8
230.18	2.67	0.907	0.775	0.764 4
229.68	2.68	0.914	0.765	0.775 7
230.53	2.62	0.906	0.770	0.754 9

为验证本文的基于实数编码的 NSGA-III 算法的有效性,引入了基于拥挤度的非支配排序遗传算法 (NSGA-II), 以及多目标粒子群优化算法 (MOPSO)。在参数设置相同的前提下,即算法种群大小设置为 50, 迭代次数为 100 次,交叉概率

0.9, 变异概率为 0.05, 对这几种算法进行对比分析。在相同的条件下分别进行 50 组实验, 计算出这几种算法在相同条件下的最低成本平均值 $C_{\min}$ 、最短时间平均值 $T_{\min}$ 、最高质量平均值 $Q_{\min}$ 和最高可靠度平均值 $R_{\min}$, 具体结果见表 2。

表 2 算法对比结果
Tab. 2 Comparison of algorithms

评价指标	算法		
	NSGA-II	MOPSO	NSGA-III
$C_{\min}$	230.21	229.83	228.10
$T_{\min}$	2.71	2.60	2.53
$Q_{\min}$	0.907 4	0.908 9	0.909 9
$R_{\min}$	0.786 8	0.791 3	0.794 0

从表 2 实验结果中可以看出, 在同等情况下, 改进的 NSGA-III 算法对多个目标的优化效果更好, 所得的解的性能更优。

3.2 资源受限时实验结果分析

资源受限时, 任务的数量及类型未改变, 将资源的数量变为如表 3 所示。

表 3 受限资源集
Tab. 3 Limited resource set

任务	资源集
1	R1, R2, R3, R4
2	R1, R2, R3, R4, R5, R6
3	R1, R2, R3, R4, R5, R6, R7
4	R1, R2, R3, R4, R5
5	R1, R2, R3, R4

交叉概率 0.9, 变异概率 0.05, 迭代次数 100 次, 分别计算出各个目标的平均适应度值, 如图 5 所示在迭代 100 次后各个目标的平均适应度值均趋于稳定。表 4 为在资源受限时求解的非支配解集。

在资源受限的情况下, 还是将本文中改进的 NSGA-III 算法与 MOPSO 算法和 NSGA-II 算法在相同的条件下进行对比分析。种群大小为 50, 迭代次数为 100 次, 交叉概率为 0.9, 变异概率为 0.05。分别进行 50 组实验, 可以求得这几种算法在相同条件下的最低成本平均值 $C_{\min}$ 、最短时间平均值

$T_{\min}$ 、最高质量平均值 $Q_{\min}$ 和最高可靠度平均值 $R_{\min}$ 。对比结果见表 5。

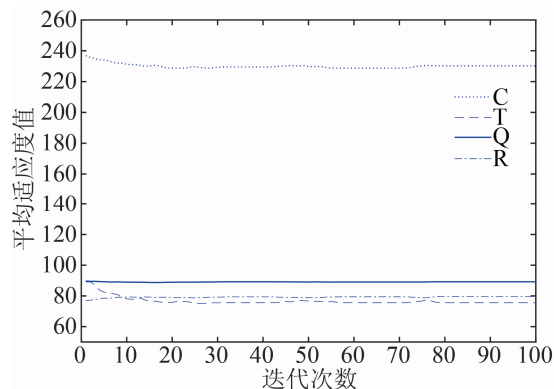


图 5 平均适应度值

Fig. 5 Average fitness value

表 4 非支配解集

Tab. 4 Non-dominated solution set

成本/元	时间/h	质量	可靠度/%	评价值
230.81	3.08	0.899	0.780	0.787 7
231.38	3.15	0.895	0.793	0.754 0
231.51	3.15	0.901	0.788	0.795 7
229.41	3.31	0.893	0.798	0.769 9
229.71	3.18	0.891	0.789	0.743 5
229.91	3.31	0.896	0.797	0.782 6
229.41	3.15	0.895	0.789	0.799 1
231.01	3.15	0.893	0.801	0.768 4
230.03	3.28	0.897	0.786	0.763 1
230.21	3.15	0.893	0.795	0.773 7

表 5 算法对比结果

Tab. 5 Comparison of algorithms

评价指标	算法		
	NSGA-II	MOPSO	NSGA-III
$C_{\min}$	231.02	230.01	228.57
$T_{\min}$	3.17	3.12	3.018
$Q_{\min}$	0.906 7	0.908 3	0.908 7
$R_{\min}$	0.788 1	0.791 1	0.797 9

在资源受限的情况下, 由于一个资源将会被多个任务选用, 使得任务之间会产生等待时间, 使得时间消耗会有所增大, 由上述结果得知本文算法对比于其他两种多目标优化算法得到的结果更好, 验证了算法的可行性和有效性。

云制造环境下以及实际生产过程中会存在许多不确定的因素, 通常用户更希望在选择解决方案

的过程中能获得一个最优解并且有一定数量的备选方案, 便于根据任务实际生产制造使得情况进行调整并在可选的最优方案中选择出最佳的执行方案, 提高任务执行过程的应变能力和执行任务的灵活性。现有的云制造资源优化方法大多都是将多目标组合优化问题转化为单目标优化问题, 对单目标问题进行求解, 所得到的最优解只有一种可行方案, 无法解决生产过程中不确定因素带来的影响。本文改进的优化方法从实质上对问题模型的多个目标进行优化, 在资源优化配置结果中对用户的主观偏好以及实际的生产情况对结果进行评价, 在选出最优解的同时留下备用方案来应对突发情况, 提高实际生产过程中的灵活性。

4 结论

本文在云制造环境下对任务与虚拟资源的调度问题进行了研究, 在任务及任务间的资源利用不均衡以及算法求解的精度不高的情况下, 建立了兼顾任务的制造成本、制造时间、产品质量以及产品可靠度的多目标资源调度模型; 采用基于实数编码的 NSGA-III 算法, 结合行交叉/变异、列交叉/变异、块交叉/变异的进化策略以及对模型进行求解, 最后利用 AHP 和 EVM 结合的最优决策方法兼顾用户偏好信息和客观实际情况对结果进行评价, 选出最优解并给用户留下备选方案。最后从资源充足以及资源受限两个方面对问题进行了求解, 验证了本文算法的有效性。但是在资源受限时未考虑到各个资源的负载, 也是未来需要研究的问题。

参考文献:

- [1] Wei Y, Blake M B. Service-Oriented Computing and Cloud Computing: Challenges and Opportunities[J]. IEEE Internet Computing (S1089-7801), 2010, 14(6): 72-75.
- [2] 周龙飞, 张霖, 刘永奎. 云制造调度问题研究综述[J]. 计算机集成制造系统, 2017, 23(6): 1147-1166.
Zhou Longfei, Zhang Lin, Liu Yongkui. Survey on scheduling problem in cloud manufacturing[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017,

- 23(6): 1147-1166.
- [3] Liu W N, Liu B, Sun D H, et al. Study on multi-task oriented services composition and optimization with the “Multi-Composition for Each Task” pattern in cloud manufacturing systems[J]. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing* (S0951-192X), 2013, 26(8): 786-805.
- [4] 熊永华, 王静, 吴敏, 等. 面向多目标优化的云制造虚拟资源调度方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2015, 21(11): 3079-3087.
- Xiong Yonghua, Wang Jing, Wu Min, et al. Virtual Resource Scheduling Method of Cloud Manufacturing Oriented to Multi-objective Optimization[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2015, 21(11): 3079-3087.
- [5] Laili Y J, Tao F, Zhang L, et al. A study of optimal allocation of computing resources in cloud manufacturing systems[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* (S0268-3768), 2012, 63(5/8): 671-690.
- [6] 杨男. 面向中小企业的云制造平台关键技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2013.
- Yang Nan. Research on Key Technologies of Cloud Manufacturing Platform for Small and Medium-sized Enterprises[D]. Nanjing: Nanjing University of Technology, 2013.
- [7] Cheng Z, Zhan D, Zhao X, et al. Multitask Oriented Virtual Resource Integration and Optimal Scheduling in Cloud Manufacturing[J]. *Journal of Applied Mathematics* (S1598-5865), 2014, 2014(7): 1-9.
- [8] Cao Y, Wang S, Kang L, et al. A TQCS-based service selection and scheduling strategy in cloud manufacturing[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* (S0268-3768), 2016, 82(1/4): 235-251.
- [9] 孙卫红, 吴海元, 吕文新, 等. 云制造资源的工序级多目标调度方法研究[J]. *南京航空航天大学学报*, 2017, 49(6): 773-778.
- Sun Weihong, Wu Haiyuan, Lü Wenxin, et al. Research on Multi-objective Process Scheduling of Cloud Manufacturing Resources[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2017, 49(6): 773-778.
- [10] 杨雷. 云制造模式下面向同类型多任务的生产加工资源优化配置研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
- Yang Lei. Research on Optimal Allocation of Production and Processing Resources for the Same Type of Multitask in Cloud Manufacturing Mode[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.
- [11] Yuan Y, Xu H, Wang B. An improved NSGA-III procedure for evolutionary many-objective optimization[C]. *Conference on Genetic & Evolutionary Computation*. New York, NY: ACM, 2014: 661-668.
- [12] Liu Y, Xu X, Zhang L, et al. Workload-based multi-task scheduling in cloud manufacturing[J]. *Robotics & Computer Integrated Manufacturing* (S0736-5845), 2016, 45(C): 3-20.
- [13] Deb K, Jain H. An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point-Based Non-dominated Sorting Approach, Part I: Solving Problems With Box Constraints[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* (S1089-778X), 2014, 18(4): 577-601.
- [14] Jain H, Deb K. An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point Based Non-dominated Sorting Approach, Part II: Handling Constraints and Extending to an Adaptive Approach[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* (S1089-778X), 2014, 18(4): 602-622.
- [15] 易安斌, 姚锡凡, 周宏甫, 等. 云制造环境下设备资源的多目标优化选择[J]. *计算机集成制造系统*, 2017, 23(6): 1187-1195.
- Yi Anbin, Yao Xifan, Zhou Hongfu, et al. Multi-objective optimal selection of equipment resources in cloud manufacturing[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2017, 23(6): 1187-1195.