

基于混沌遗传算法的集团分布式制造工序资源配置

李益兵, 宋东林, 王磊[†]

(1. 武汉理工大学 机电工程学院, 武汉 430070; 2. 武汉理工大学 数字制造湖北省重点实验室, 武汉 430070)

摘要: 集团分布式制造企业往往存在着地理位置不集中、制造资源和制造能力不均衡、资源闲置与资源短缺并存等问题, 针对集团制造企业在制造资源配置过程中多主体、多任务、多资源、多工序以及协同性的特点, 从集团公司总体利益及下属企业个体利益多角度出发, 综合考虑生产成本、加工资源、加工效率等多个因素, 建立集团分布式制造资源配置优化模型, 并采用基于 Logistic 混沌改进的遗传算法求解该模型的 Pareto 最优解. 最后对国内某建材装备集团的制造资源配置过程进行算例分析, 以验证模型和算法的有效性.

关键词: 集团分布式制造; 工序级资源配置; 混沌改进; 遗传算法; 多目标优化; Pareto 最优

中图分类号: TP18

文献标志码: A

Group distributed manufacturing process resource allocation based on chaos genetic algorithm

LI Yi-bing, SONG Dong-lin, WANG Lei[†]

(1. School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;
2. Hubei Digital Manufacturing Key Laboratory, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: There are some problems in group distributed manufacturing enterprises, such as the scatter of geographically location, the mismatching of manufacturing resources and abilities, the coexistence of resources idle and shortage etc. Based on the characteristics of multi-agent, multi-task, multi-resource, multi-process and co-ordination in the process of manufacturing resource allocation, the optimal model of distributed manufacturing resource allocation is proposed to balance the overall interests of the group and the individual interests of the sub-ordinate enterprises. An improved genetic algorithm based on Logistic chaos is designed to obtain the Pareto optimal solution of the model. Finally, an example with its analysis is given to demonstrate the effectiveness of the proposed model and algorithm.

Keywords: group distributed manufacturing; process-level resources allocation; chaos-improved algorithm; genetic algorithm; multi-objective optimization; Pareto optimal solution

0 引言

随着以工业物联网、智能制造、大数据为代表工业的4.0时代的到来以及信息科技、电子商务、物流技术的不断成熟,制造业全球化的趋势越来越明显. 在激烈的全球市场竞争环境中,中小型企业逐渐意识到自身在研发、采购、制造、销售、管理等方面的不足,并通过合并、重组等方式建立集团制造企业,以保持长远的竞争优势. 目前,我国制造业集团化趋势日趋明显,特别在国民的支柱性产业中,如:建材、汽车、纺织机械、航空航天等行业中,多层级、多元化、多业务的大型集团企业日趋涌现.

所谓集团制造模式,主要指通过集团成员间明确产权、共享契约等手段来维持集团组织结构,通过集

中优势资源进行专业化分工来维持成员间的业务合作,从而提高企业竞争力^[1]. 目前,我国很多行业的大型集团企业仍然处在重组与合并的初级阶段,大多数集团企业往往存在着地理位置分布不集中、制造资源和制造能力不均衡、资源闲置与资源短缺并存、能力过剩与能力不足同在等问题. 因此,如何合理地分配订单,均衡生产能力,充分发挥制造资源在不同应用场景的优势,对集团制造企业有着重要的意义.

随着网络化制造模式(如敏捷制造、制造网格、云制造)的出现,许多学者对分布式制造环境下的多主体制造资源优化配置与调度等进行了相关研究. Wang等^[1]针对云制造模式,提出了一种基于改进的分布式遗传算法的制造资源选择策略,但没有充分考

收稿日期: 2017-11-13; 修回日期: 2018-04-04.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71171154); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(2017II27GX).

责任编辑: 唐加福.

[†]通讯作者. E-mail: wanglei9455@126.com.

考虑集团分布式制造的协同性;刘洪伟等^[2]分析了集团分布式制造模式的特点,并针对此生产管理模式下的集团级的生产调配问题建立了数学模型;杜百岗等^[3]通过构建基于成本-工期-收益的订单任务排序算法,以及基于PageRank的订单任务制造资源排序算法,解决了集团制造企业模式下外协订单任务中的制造资源配置问题;周珂等^[4]对网络化制造中任务分解以及资源脱节问题进行了研究,给出了对制造任务进行按层分解以及制造单元与资源进行协同优化的方法;王时龙等^[5]构建了成本和时间最小化、质量水平最优化的资源配置模型,给出了基于最大继承法的求解算法;郭纲等^[6]分析了装备类产品的零件外协加工过程,指出了过程中计划与外协资源匹配、外协过程进度监控等方面存在的问题,提出了基于装备类产品项目制造的外协件协同制造模式与协同制造资源能力模型;Wang等^[7]分析了“粗粒度”产品在外协或自制模式下进行能力拓展的模式,指出了该模式下产品规划保守以及容易出现接单损失等问题,采用“细粒度”的工序外协模式对生产瓶颈、非瓶颈区别性地提升产能,从而达到企业制造设备平均利用率与产能最优的目的,并用基于传统和新型两种约束理论的运作逻辑,构建了考虑工序外协的两种产品组合优化数学模型;王凌等^[8]针对分布式制造环境,综述了分布式调度优化算法方面的代表性成果,介绍了分布式调度的若干应用,最后指出有待于进一步研究的若干方向和内容。

上述研究取得了很多具有借鉴意义的成果,但是针对集团制造企业、集团分布式制造模式的典型特点和业务模式,从集团整体的盈利角度和下属企业个体利益的角度综合分析的研究较少。虽然集团制造企业对外而言是一个综合的整体,但就盈利模式的角度而言,集团总部和下属企业又是单独的个体。集团总部通过对外承接订单,再分配给下属企业完成,从中赚取一定的差额利润来实现自身的盈利,而集团下属企业往往承接集团内部或外部订单,通过赚取订单向产成品转化的过程中产生的净利润来实现自身盈利。对于传统的网络化资源配置模型,其关注的重点大多是从整体的角度考虑订单的成本、时间、质量等因素,却很少考虑到下属企业在完成订单任务时,所产生的人力费用、材料费用、制造费用、管理费用等因素。

就工艺流程而言,工序级生产是订单任务分解的最小单元,也是企业生产的核心单元,工序段是体现企业生产工艺水准、进行生产调度的基本单元。对于

不同下属企业,往往有其独特的优势工段,并在其优势工段上,通过提高工序利用率和资源利用率获取比其他企业更高的利润。因此,本文从多个角度出发,提出集团主导下的各制造主体工序级生产能力及资源利用率的优化配置模型,建立基于工序利用率、资源利用率及成本的多目标优化体系。

另外,从算法求解的角度分析,集团企业在制造设备、人员素质、地理环境等方面具有较大差异,其数量庞大的制造资源也导致求解过程具有较高的时间和空间复杂性,为了保证算法的收敛性,并提升算法的寻优能力,本文综合混沌优化的遍历性和遗传算法优化的反演性,利用基于混沌的改进遗传算法对该配置模型求得Pareto最优解,并针对某建材装备集团的工序资源配置问题进行具体实例论证。

1 问题描述

集团制造企业会根据资源优势开设相应的分公司,这些分公司在各地领域独立经营,在保持自主性的同时,以集团式共享资源,共同发展。集团制造各企业对外独立承接订单,在自主进行生产的同时,将部分订单分解以外协的形式发布给集团内其他更具优势的制造企业,从而更高效、低耗地联合完成订单任务^[9]。

集团主导制造模式下的企业订单任务可以分为产品级、零部件级以及工序级3种情形。对于联合完成的订单任务,当订单任务被提交至云端决策中心后,云端管理者根据任务所涉的层次将其逐次分解成各级子任务,直到子任务能被某制造单元独立完成。制造单元按照制造资源种类及集团制造企业组织结构可以划分为企业层、车间层、工序层、设备层4层。企业层为集团内各领域的分公司,由单个或多组生产车间共同组成,具有经济上的独立完整性;车间层为包含多个制造工序的集合,各制造工序以某种工艺流程组合在一起形成生产线;工序层是指以工艺流程中的某道工序为目的,将一个或多个制造设备要素进行组合,共同完成该工序;设备层指譬如车床、锻压机等独立设备构成的不可分基础因素。

本文主要以订单任务的工序级为研究重点,云端管理者按设备结构、工艺流程等将订单任务分解为工序级子任务集,并将制造资源以单元层进行分解和组合。由于订单任务的难易程度不同,对其进行工序分解后的工序集也有差异,具体可分为单工序和多工序集。

1) 单工序集对于一个单工序任务,由于其可以被某个单元层制造单元独立完成,不涉及工序间由工

艺流程造成的多样性和复杂性,对其进行配置简单易行,因此本文不考虑此种情形。

2) 多工序集订单任务被分解为多工序集后,多个订单任务的工序集之间既有联系又有冲突,由于工序具有通用性,不同任务在某相同工序完成后的半成品是通用的,故对多任务的工序配置具有复杂多样性。

在进行工序配置时,云端管理者要综合考虑各单元层的生产能力、工序成本、工序间因单元层所属车间层或企业层不同所造成的物流成本、半成品的通用性、资源利用率等因素对任务的各工序级子任务的合理配置,使其由相应的单元层完成,并使得整体综合评价最优,具体流程如图1所示。

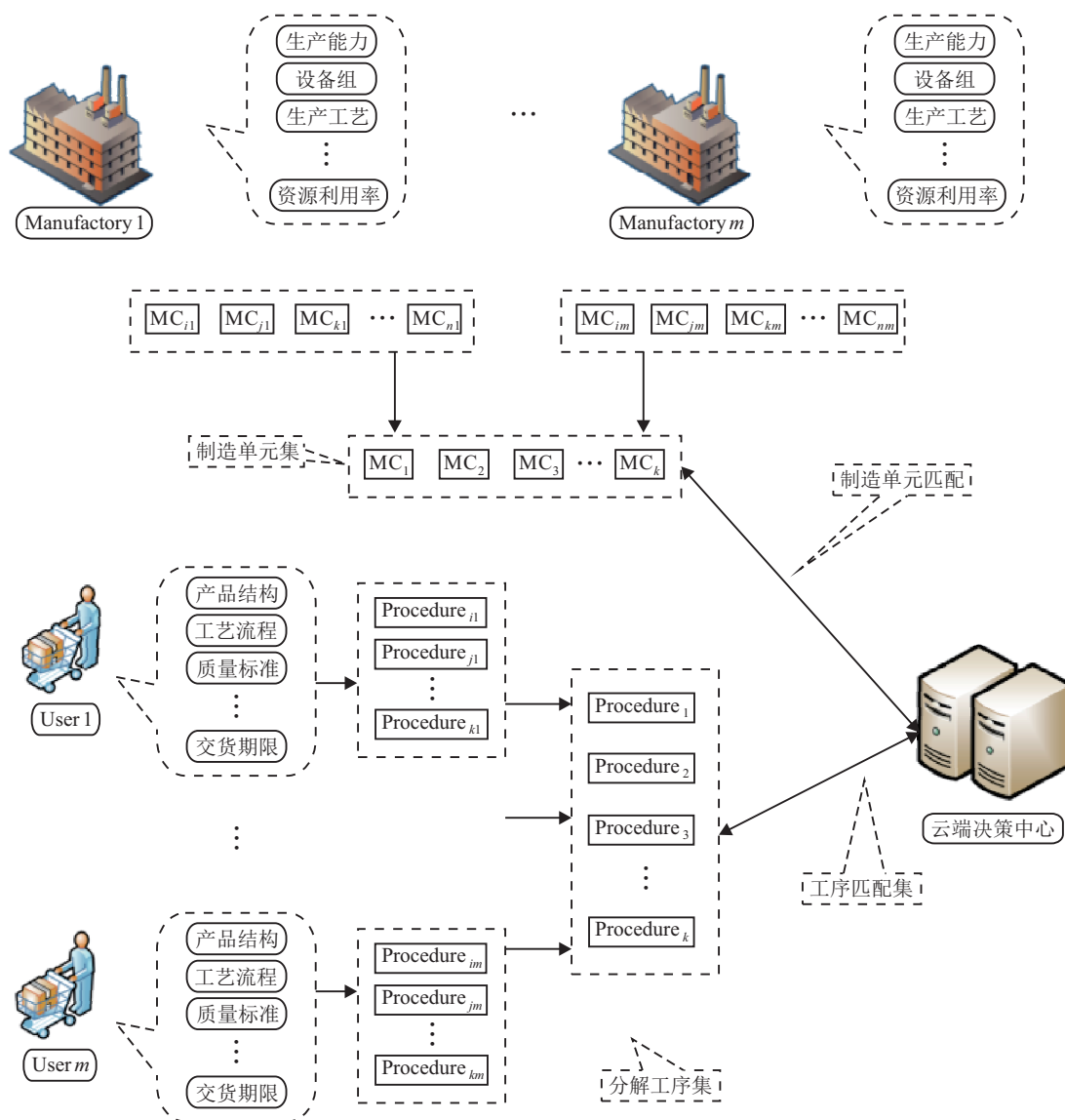


图1 工序集子任务配置

2 数学模型的建立与描述

2.1 工序级制造资源配置模型

对于集团制造企业而言,需要综合考虑订单的分散情况、各集团成员相对制造能力限制与均衡,在保证集团整体利益的前提下,尽可能通过提高下属企业的工序利用率和生产资源利用率保证其利益,因此,本文主要从单元层工序利用率、生产资源利用率以及集团总体生产成本3个指标对配置方案进行评价。

1) 工序利用率目标函数。

在用户提交新的需求任务到云端决策中心之前,平台下的所有制造商和供应商都按照各自之前的生产计划进行排产和供应。当云端决策中心对需求任务进行子任务及工序分解后,根据制造主体集各工序的当期剩余工期进行配置。在本文中,配置的原则主要有两点:第一,要保证分配的均衡性,尽可能少地出现某个制造主体的工序设备人员超额生产,或者某个制造主体的工序设备人员长期闲置的状况;第二,要充分发挥下属企业的优势工段,不仅可以提高集团

整体订单的加工效率,还可以保障下属企业的个体利益. 本文建立如下工序利用率目标函数:

$$P = \max \left\{ \left(\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \alpha_j \frac{\sum_{k=1}^c S(k, i, j)}{l(i, j)} \right) / a \right\}.$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \forall j \in \{1, 2, \dots, b\}, \sum_{i=1}^a \sum_{k=1}^c S(k, i, j) = \sum_{k=1}^c T(k); \\ \sum_{j=1}^b \alpha_j = 1. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $S(k, i, j)$ 表示需求任务 T_k 的第 P_j 道工序的工程量分配给制造主体 M_i 的配额; $l(i, j)$ 表示制造主体 M_i 对工序 P_j 的最大制造能力; a 、 b 、 c 分别表示制造主体数、工序集总量、任务数; $T(k)$ 表示需求任务 T_k 的需求量, 对于需求任务 T_k , 其工艺分解得出的工序集中必然存在主次的差别, 在进行工序配置时应优先处理主体工序, 本文对此采用加权值 α_j 表示工序 P_j 的权重值, 即主次性. 加工工序根据其重要性可以分为瓶颈工序、重要工序和普通工序3种, α_j 的值由专家针对不同制造任务的工艺流程与实际情况对工序的重要性进行评分得到, α_j 满足 $0 < \text{普通工序} < \text{重要工序} < \text{瓶颈工序} < 1$ 且 $\sum_{j=1}^b \alpha_j = 1$. $l(i, j)$ 又可由下式表示:

$$l(i, j) = [\text{Rt}(i, j) - \text{Ct}(i, j)]\sigma(i). \quad (2)$$

其中: $\text{Rt}(i, j)$ 表示设备额定制造能力; $\text{Ct}(i, j)$ 表示当前生产周期已接受的工程量; $\sigma(i)$ 表示当前周期 M_i 的生产能力阻尼系数, 即由于周期性不确定因素导致的制造能力折扣.

2) 资源利用率目标函数.

云端决策中心下每个制造主体的工艺水平、设备以及人员素质等均有差异, 因此对于同一道工序, 各制造主体对资源的利用率均不同. 提高某工序段的资源利用率, 一方面可以提高资源的有效利用、减少浪费, 另一方面又可以有效提高资源的投入产出比, 从而提高企业的利润空间. 因此在工序任务配置时要综合考虑到各制造主体对资源的利用率, 使得整体资源利用率最大, 为此建立资源利用率目标函数如下:

$$R = \max \left\{ \sum_{r=1}^d \beta_r \left[\sum_{k=1}^c \sum_{j=1}^b \sum_{i=1}^a \frac{S(k, i, j)u(j, r)}{v(i, j, r)} \right] \right\}.$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \forall r \in \{1, 2, \dots, d\}, S(k, i, j)u(j, r) \leq v(i, j, r); \\ \sum_{r=1}^d \beta_r = 1. \end{cases} \quad (3)$$

其中: $u(j, r)$ 表示工序段 P_j 完成单位工程量所需制造资源 R_r 的标准定额; $v(i, j, r)$ 表示制造主体 M_i 完成工序段 P_j 的单位工程量时, 实际消耗制造资源 R_r 的数量, 实际情况下往往会出现废料、冗余等, 因此实际资源消耗 $v(i, j, r)$ 往往会大于等于标准定额 $u(j, r)$. 由于不同种类的资源在价格和成品的重要性上有差异, 用 β_r 表示资源 R_r 的权重值, 即资源的价格和重要性排序. 资源根据其价格和重要性可以分为重要资源、一般资源和次要资源3种, β_r 的值由专家针对资源 R_r 的价格以及不同任务中 R_r 对成品的重要性评分得到, β_r 满足 $0 < \text{次要资源} < \text{一般资源} < \text{重要资源} < 1$ 且 $\sum_{r=1}^d \beta_r = 1$.

3) 成本目标函数.

在本文所考虑的生产过程中, 某道工序所分配的生产量超过当期剩余标准工期时, 该工序会安排加班以满足及时交货, 因此会产生超出标准工作时间的超期成本; 而每道工序以非常严格的标准检测成品的质量水平, 从而保证成品的质量达标, 由于不同制造主体的工艺水平不同, 质量达标率也不同, 将因质量不达标而产生的再生产费用归类于工序生产费用上. 因此, 本文所考虑的生产过程成本包括原材料资源的采购成本、工序加工成本、工序间不同制造主体的运输成本以及超期成本. 在工序子任务分配时, 要考虑令总生产成本最低, 因此建立成本目标函数如下:

$$C = \min \sum_{\text{type}=1}^4 \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^c \sum_{r=1}^d C(i, j, k, r) S(k, i, j);$$

$$\text{s.t.} \sum_{\text{type}=1}^4 \sum_{i=1}^a \sum_{k=1}^c \sum_{r=1}^d C(i, j, k, r) S(k, i, j) < C(t_i). \quad (4)$$

其中: $C(t_i)$ 表示任务 T_k 的最高可支付成本, 超过这个值说明该任务的生产没有利润. 当 $\text{type} = 1, 2, 3, 4$ 时, $C(i, j, k, r)$ 分别表示采购成本、加工成本、超期成本和运输成本, 具体表示如下:

$$C_{\text{type}=1}(i, j, k, r) = \text{Cp}(i, j, r)\text{pr}(r); \quad (5)$$

$$C_{\text{type}=2}(i, j, k, r) = p(j); \quad (6)$$

$$C_{\text{type}=3}(i, j, k, r) =$$

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^c [S(k, i, j) - l(i, j)] \text{pt}(i, j), \\ \sum_{k=1}^c S(k, i, j) > l(i, j); \\ 0, \sum_{k=1}^c S(k, i, j) \leq l(i, j); \end{cases} \quad (7)$$

$$C_{\text{type}=4}(i, j, k, r) = d(i, j, k)D. \quad (8)$$

其中: $C_p(i, j, r)$ 表示工序 P_j 经工艺分解后所需资源 r 的数量; $\text{pr}(r)$ 表示资源 r 的单价; $p(j)$ 表示工序 P_j 加工单位工程量成本; $\text{pt}(i, j)$ 表示制造主体 M_i 的工序 P_j 超期成本; $d(i, j, k)$ 表示任务 T_k 按工艺流程分解后, 工序 P_j 的下道工序; D 表示制造主体间物流成本矩阵。

2.2 总优化目标

本文建立的基于工序利用率、资源利用率以及成本的多目标体系之间既相互关联又有冲突, 因此采用经典加权法建立综合评价函数。由于不同指标具有不同量纲, 且数值间差异较大, 对指标矩阵进行规范化处理, 得出综合评价函数如下:

$$\min Z = \sum_{i=1}^u w_i \frac{E - E_{\min}}{E_{\max} - E_{\min}} + \sum_{j=1}^v w_j \frac{e_{\max} - e}{e_{\max} - e_{\min}}. \quad (9)$$

其中: E 表示效益型指标, 即工序利用率 P 、资源利用率 R ; e 表示成本型指标, 即成本 C ; 多目标系数值 w 的确定由专家根据企业的实际情况具体确定。

3 基于混沌遗传算法的模型求解

遗传算法是一种启发式蒙特卡洛反演方法, 在求解数学规划时能够取得较好的效果, 但对于集团分布式制造工序级资源配置这类大型复杂问题, 遗传算法仍然存在无法保证全局最优收敛的缺陷。因此, 本文采用基于混沌改进的遗传算法进行模型求解, 将混沌状态引入到优化变量中, 把混沌运动的遍历范围“放大”到优化变量的取值范围, 并对各个混沌变量附加一混沌小扰动, 以提高算法的寻优能力, 避免局部次优收敛^[10-11]。求解步骤如下。

Step 1: 算法参数的设定及染色体编码。与算法相关的参数包括种群规模 PopSize 、交叉概率 P_c 、迭代次数 MaxGen 、变异概率 P_m 以及精英保留个体数 EliteNumber 等。采用三维矩阵与二维矩阵相结合的整数编码, 能完整地表示任务集各工序如何分配给制造集、每个任务的详细工艺流程以及资源的配置情况进行描述。具体为一条染色体包含一个可变三维矩

阵 MP 、一个可变二维矩阵 MR 、以及定值二维矩阵 TO , 即 $\text{Pop} = [\text{MP}, \text{MR}, \text{TO}]$ 。其中: $\text{MP}_{i \times j \times k}$ 中元素 $x(k, i, j)$ 表示任务 T_k 第 P_j 道工序的工程量分配给制造主体 M_i 的配额, $\text{MR}_{k \times r}$ 中元素 $y(k, i, j)$ 表示任务 T_k 需要的资源 R_r 由制造主体 $M_{y(k, i, j)}$ 提供; $\text{TO}_{k \times j}$ 中元素 $e(k, j)$ 表示工序 P_j 为任务 T_k 的第 $e(k, j)$ 道工序, 即 $\text{TO}_{k \times j}$ 表示任务集的工艺流程。

Step 2: 基于 Logistic 映射的种群初始化。初始化种群即对 Pop 中的 MP 、 MR 两个矩阵进行赋值, 赋值过程需要保证染色体的随机性和合法性, 即对 Pop 随机赋值后进行合法性判断, 如果合法则进行下一步, 不合法则重新赋值直至合法, 合法性判断即为约束检查。

混沌运动具有随机性、敏感性、遍历性、规律性等特点, 通过混沌映射产生的变量即混沌变量。引入混沌变量进行种群初始化可增强生成种群的多样性和搜索的遍历性^[12], 本文引入 Logistic 混沌映射, 应用到种群初始化中生成混沌变量, 其具体过程如下:

1) 首先取初值介于 $0 \sim 1$ 之间的随机数 $r_1^j, j = 1, 2, \dots, D$ 。

2) 根据 Logistic 映射的形式产生向量 $r_{i+1} = (r_{i+1}^1, \dots, r_{i+1}^j, \dots, r_{i+1}^D)$ 的各个分量 r_{i+1}^j , 即

$$r_{i+1}^j = \mu r_i^j (1 - r_i^j). \quad (10)$$

其中: $\mu = 4$; $j = 1, 2, \dots, D$; $i = 1, 2, \dots, \text{PopSize}$ 。

3) 将产生的混沌变量映射到决策矢量空间 $(x_{i, \min}^j, x_{i, \max}^j)$ 中, 从而得到初始种群的第 i 个个体 $X_i^j = (x_i^1, \dots, x_i^j, \dots, x_i^D)$ 的第 j 个分量 x_i^j , 即

$$x_i^j = x_{i, \min}^j + (x_{i, \max}^j - x_{i, \min}^j) r_i^j. \quad (11)$$

其中: $j = 1, 2, \dots, D$; $i = 1, 2, \dots, \text{PopSize}$ 。

Step 3: 适应度评价。进行适应度评价前对染色体进行解码, 读出其工序配置信息以及资源供应信息, 然后求得其工序利用率、资源利用率以及成本 3 个指标。其中在对成本指标的求解中, 总成本包括采购成本、加工成本、超期成本以及运输成本 4 类, 由于每道工序的生产量为任务集之和, 即存在制造主体 M_i 中工序 P_j 的当期生产量包括多个任务的配额, 而经过相同工序后的各个任务的半成品存在可替换的通用性, 即各个工序间的半成品运输方案需要进行最优求解以达到运输成本最低, 本文对该工序间运输方案的求解流程如图 2 所示。

Step 4: 联赛选择。本文采用轮盘赌的方法进行联赛选择, 即随机生成 $1 \sim \text{PopSize}$ 之间的两个不同随机数 t_1 和 t_2 , 对种群中个体 $\text{Pop}(t_1)$ 以及 $\text{Pop}(t_2)$ 进

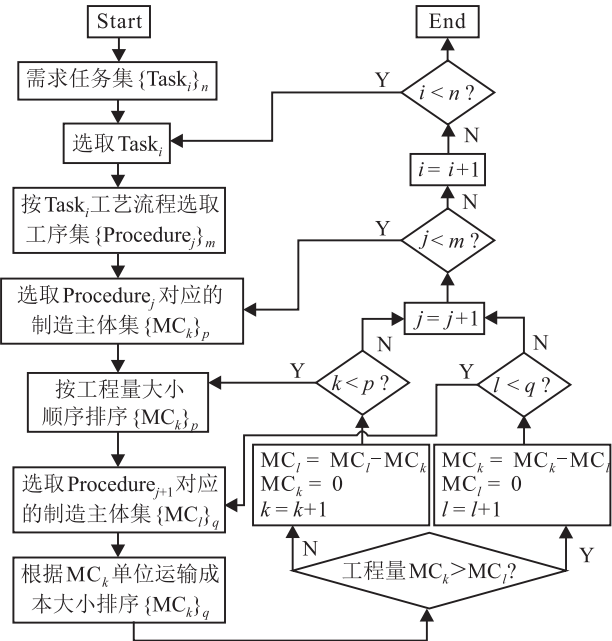


图2 工序间运输配置流程

行适应度比较,取出适应度较大的个体存放入新种群 newPopGen 中,累计进行 PopSize 次选择操作,并以新种群替代原种群。

Step 5: 排序. 考虑到交叉与变异操作的随机性,容易遗漏适应度值最高的个体而留下适应度值较低的个体,因此在进行交叉和变异操作前对种群个体进行排序,取其适应度值最大的前 EliteNumber 精英个体保存并略过交叉及变异操作,从而提高收敛速度。

Step 6: 多点交叉. 从上述内容可知,本文染色体 Pop = [MP, MR, TO]. 其中:MP 可分解为某工序 P_j 下任务集在 P_j 的所需工程量的配置子方案集,即为染色体 Pop 的基因位. 因此本文交叉操作具体为产生随机数 rand(),若 rand() > pc,则产生 1 - b 的 3 个随机数 t_1 、 t_2 和 t_3 ,对于个体 Pop1 和 Pop2,交换 MP 矩阵工序维度上的 t_1 、 t_2 和 t_3 三维矩阵,并对 MR 矩阵采取相同操作. 交叉操作完成后对染色体子代进行合法性检查,若满足,则将子代替换父代并放入种群,否则将父代放入种群。

Step 7: 基于混沌的变异. 文献 [12-13] 指出,将 Logistic 混沌迭代方程应用到进化算法的自适应缩放过程中,能有效地提高算法的寻优能力. Logistic 映射又称为 Logistic 迭代,是研究动力系统、混沌、分形等复杂系统行为的经典模型之一,其本质是一个时间离散的动力系统. 本文将 Logistic 混沌迭代方程应用于 GA 的变异过程中,Logisti 混沌映射定义如下:

$$\beta^{k+1} = \mu \beta^k (1 - \beta^k), \quad k = 1, 2, \dots$$
$$\text{s.t. } \beta \in (0, 1), \mu \neq 0.25, 0.5, 0.75. \quad (12)$$

其中: β^k 为混沌变量; μ 为控制参量, $3.569 \leq \mu \leq 4$ 时,Logistic 映射处于混沌态,当 $\mu = 4$ 时有明显的混沌特征。

Step 8: 终止判断. 当迭代次数 gen > MaxGen 时,算法终止,否则转入 Step 3。

4 应用案例

某建材装备集团公司依托地域资源优势在多地设有子公司. 集团下属各子公司的业务范围涉及装备制造、结构设计及加工等多种高新技术. 本文以该集团公司为例,用户提交任务后由集团公司总部进行生产配置,各子公司进行具体生产。

文中所述需求工序集为 {下料, 锻压, 焊接, 铆焊一, 铆焊二, 镀锌, 制孔一, 制孔二, 防腐}, 以 $\{p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6, p_7, p_8, p_9\}$ 来表示, 任务集为 $\{t_1, t_2, t_3, t_4\}$, 制造主体集为 $\{m_1, m_2, m_3, m_4, m_5\}$, 所需资源集为 $\{r_1, r_2, r_3, r_4, r_5, r_6\}$, 生产涉及各参数见表 1 ~ 表 5. 其中:表 1 为任务集的工艺流程,表示需求任务经过云端决策中心进行任务分解及工序分解后的所需工序集及工艺流程;表 2 为制造主体集对资源集的利用率;表 3 为需求任务提交后,在接下来的生产周期中各制造主体各工序的剩余标准工期;表 4 为制造主体各道工序的生产成本;表 5 为各制造主体间每单位原材料、半成品等的运输成本。

表1 任务集的工艺流程

	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_8	P_9
T_1	✓		✓	✓		✓	✓	✓	✓
T_2				✓	✓	✓		✓	✓
T_3		✓		✓	✓			✓	✓
T_4	✓		✓	✓		✓	✓		✓

表2 制造主体集对资源集的利用率 %

	R_1	R_2	R_3	R_4	R_5	R_6
M_1	80	85	75	75	90	80
M_2	90	60	80	60	85	70
M_3	85	70	85	90	75	90
M_4	70	80	70	75	80	85
M_5	80	60	90	70	75	75

表3 制造主体集工序单元的剩余标准工期 人

	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_8	P_9
M_1	105	105	84	65		66	75	56	125
M_2	105	66	53		66	75	64	75	124
M_3	120		78	96	74	57	58	87	
M_4	84	72	120		88	65	91	65	81
M_5		63	85	80	67	50	123	90	83

表4 制造主体工序成本 元									
	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_8	P_9
M_1	32	100	80	45		70	30	30	30
M_2	45	130	65		95	64	35	35	35
M_3	25		86	38	95	65	35	35	
M_4	20	140	75		79	75	42	42	42
M_5		120	75	35	85	85	38	38	38

表5 单位运输成本 元					
	M_1	M_2	M_3	M_4	M_5
M_1		5	6	7	9
M_2	5		10	12	9
M_3	6	10		14	8
M_4	7	12	14		7
M_5	9	9	8	7	

参数的选择很大程度上会影响最终寻优结果,表现为过早收敛或者不收敛,目前仍没有理论能很好地对相关参数进行选择. 本文通过正交试验设计法对多种参数组合进行多次试验,取其最优结果与其他参数组合进行比较,从而得到参数的最优组合,最终确定的参数如表6所示.

表6 参数设置		
Parameter	Implication	Value
PopSize	种群大小	150
P_c	交叉概率	0.85
P_m	变异概率	0.15
EliteNumber	精英保留数	4
MaxGen	最大迭代次数	400
w_1	工序利用率权重	0.3
w_2	资源利用率权重	0.3
w_3	成本权重	0.4

采用基于 Logistic 混沌改进的遗传算法求解该模型,得到的最优结果中制造主体集各工序的利用率如表7所示,各工序生产成本如表8所示,其中工序利用率超过100%表示该工序为了能及时交货而加班,超过了标准工期.

表7 制造主体各工序利用率 %									
	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_8	P_9
M_1		38.1		83.1		9.1	93.3	110.7	50.4
M_2			71.7			98.7	9.4		
M_3	63.3			19.8		21.1		34.5	
M_4					31.8			83.1	54.3
M_5			100	101.5	44.4				1.2

表8 任务集各工序成本 元									
	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_8	P_9
T_1	625		1 625	1 041		1 612	750	870	750
T_2				1 020	2 296	2 023		987	840
T_3		2 000		721	1 700			732	840
T_4	325		845	555		868	405		414

进化过程中每代的最优个体适应度值如图3所示,种群的平均生产成本如图4所示,种群的平均工序利用率如图5所示,种群的平均资源利用率如图6所示. 最优结果的适应度值为0.941,相对应的整体工序利用率为24.87%,生产成本为38 209,整体资源利用率为88.67%,算法运行的平均时间为32.445 s. 选取本文的 Chaos-GA 和 Normal-GA 展开对比实验, GA 参数如表6所示,算法的迭代过程基于相同的初始种群,Chaos-GA 和 Normal-GA 进化曲线对比如图7所示.

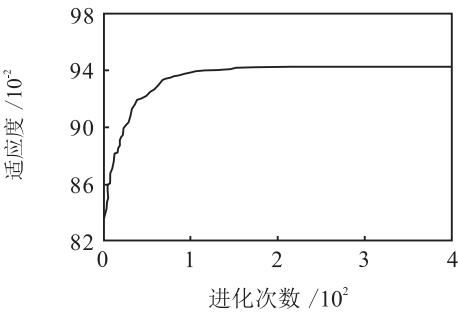


图3 适应度值

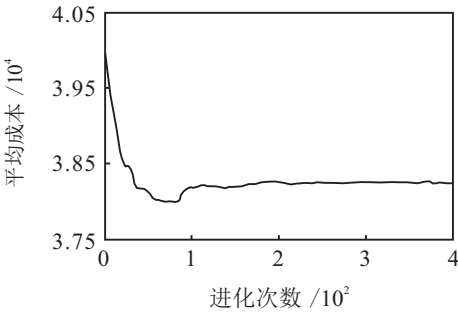


图4 平均成本

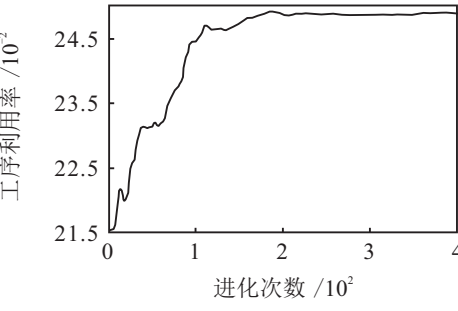


图5 工序利用率

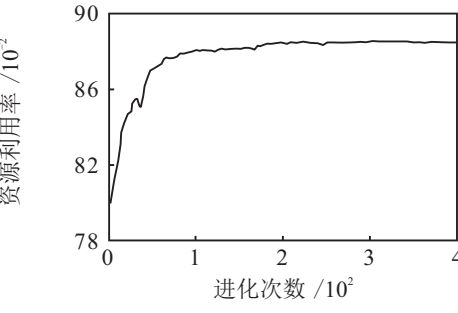


图6 资源利用率

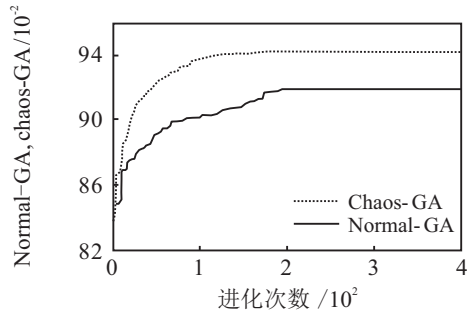


图7 算法对比

由表7、表8、图3~图7可知,经过Chaos-GA的优化配置,适应度值从0.839提高至0.941,说明算法能够有效收敛.从图7中Chaos-GA和Normal-GA的对比可以看出,Chaos-GA经过大约120代进化后,种群能稳定地收敛,Normal-GA经过大约200代进化后种群收敛,Chaos-GA的收敛速度更快,并且收敛精度更高,说明基于Logistic的混沌改进能够提高遗传算法的收敛速度和收敛精度,具有更好的寻优能力,从而能够更好地求解模型,进行更合理地配置资源.

就集团资源配置效益而言,平均成本从40 263减少至38 209,表明Chaos-GA的优化配置能够为集团节省大量的成本,创造新的利润空间;同时,集团整体工序利用率从21.51%提高至24.87%,集团整体资源利用率也从80.06%提高至88.67%,可知集团的工序与资源得到了更充分、合理、有效的利用,减少了工序闲置率和资源闲置率,产生了更多的价值,在不增加生产资料的情况下,进一步提高了社会生产力.

为了进一步验证本文提出的Chaos-GA算法的稳定性,分别使用Chaos-GA和Normal-GA对模型求解20次,结果分布如图8所示,仿真结果分析如表9所示.

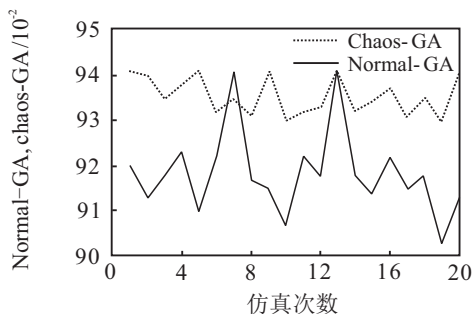


图8 仿真实验结果

表9 仿真结果分析

算法	平均适应度	平均偏差 / %	最优解次数	最差解
Chaos-GA	0.9355	0.58	5	0.930
Normal-GA	0.9185	2.39	2	0.902

从表9的分析中可以看出,Chaos-GA和Normal-GA都可以求得最优解,但是Chaos-GA所求得最优

解的次数更多,平均适应度更好,平均偏差更小,同时Chaos-GA求得的最差解仍具有较大优势.另外,在实验中,本文选用了平均成本和平均利用率两个指标,对两种算法的Pareto优化结果展开对比,结果如图9所示.

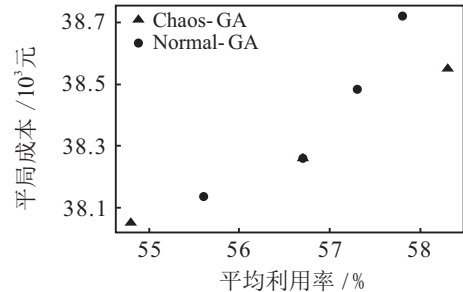


图9 仿真实验的Pareto最优解分布

从图9中可以看出,Chaos-GA在同等水平下,可以获得优于Normal-GA的结果,表明Chaos-GA具有更好的寻优能力,从而求得模型的Pareto最优解.

5 结论

本文基于集团分布式制造模式中存在的地理位置分布不集中、制造资源和制造能力不均衡、资源闲置与资源短缺并存、能力过剩与能力不足同在的现状,针对集团制造企业的制造资源配置过程多主体、多任务、多资源、多工序以及协同性的特点,综合考虑工序利用率、资源利用率及综合成本,建立了基于产品工艺流程的工序级资源配置模型,并基于混沌的改进遗传算法对该配置模型求得Pareto最优解.为了验证模型的有效性,本文以某集团建材装备集团公司的工序资源配置为案例进行求解,结果表明,该模型能很好地在多个指标之间进行权衡,从而得到综合最优解,所提出的模型及求解算法可为集团分布式制造模式下企业工序资源配置提供参考.在下一步研究中,将综合考虑在配置过程中初始参数的改变对配置方案的影响,从而动态修正配置模型,使模型能更好地服务于实践.

参考文献(References)

- [1] Wang L, Guo S, Li X, et al. Distributed manufacturing resource selection strategy in cloud manufacturing[J]. Int J of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 94(9): 3375-3388.
- [2] 刘洪伟,苑东平,郑飞.集团分布式制造模式下生产调配优化模型研究及算法设计[J].运筹与管理, 2017, 26(1): 1-7.
(Liu H W, Yuan D P, Zheng F. Optimization of production allocation and algorithm design based on group distributed manufacturing[J]. Operations Research

- and Management Science, 2017, 26(1): 1-7.)
- [3] 杜百岗, 郭顺生, 彭兆, 等. 集团制造多主体外协订单任务制造资源配置[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(2): 455-466.
(Du B G, Guo S S, Peng Z, et al. Multi-agent manufacturing resource allocation of outsourcing order in group manufacturing[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015, 21(2): 455-466.)
- [4] 周珂, 吕民, 王刚, 等. 制造任务分解与制造单元级资源配置协同优化[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2009, 41(11): 47-52.
(Zhou K, Lü M, Wang G, et al. Collaborative optimization of manufacture task decomposition and resource deployment of manufacturing unit[J]. J of Harbin Institute of technology, 2009, 41(11): 47-52.)
- [5] 王时龙, 宋文艳, 康玲, 等. 云制造环境下的制造资源优化配置研究[J]. 计算机集成制造系统, 2012, 18(7): 1396-1405.
(Wang S L, Song W Y, Kang L, et al. Manufacturing resource allocation based on cloud manufacturing[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2012, 18(7): 1396-1405.)
- [6] 郭钢, 沈磊, 杨联星, 等. 装备类产品外协件协同制造过程及资源匹配模式[J]. 重庆大学学报, 2012, 35(5): 29-34.
(Guo G, Shen L, Yang L X, et al. Resource matching mode of collaborative manufacturing process for outsourcing planning of equipment products[J]. J of Chongqing University, 2012, 35(5): 29-34.)
- [7] Wang J, Sun S. Multiform hybrid decision for TOC product mix optimization with extending capacity of outsourcing based on immune algorithm[J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2007, 28(5): 1216-1229.
- [8] 王凌, 邓瑾, 王圣尧. 分布式车间调度优化算法研究综述[J]. 控制与决策, 2016, 31(1): 1-11.
(Wang L, Deng J, Wang S Y. Survey on optimization algorithms for distributed shop scheduling [J]. Control and Decision, 2016, 31(1): 1-11.)
- [9] 刘东波, 陈玉娟, 张自强, 等. 基于第三方监理组织的虚拟企业动态监督机制[J]. 计算机集成制造系统, 2009, 15(10): 2073-2079.
(Liu D B, Chen Y J, Zhang Z Q, et al. Virtual enterprise dynamic supervision mechanism based on the third supervisory organization[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2009, 15(10): 2073-2079.)
- [10] Liao G C, Tsao T P. Application of a fuzzy neural network combined with a chaos genetic algorithm and simulated annealing to short-term load forecasting[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2006, 10(3): 330-340.
- [11] Sengül Doğan . A new data hiding method based on chaos embedded genetic algorithm for color image[J]. Artificial Intelligence Review, 2016, 46(1): 129-143.
- [12] 李祥飞, 邹莉华. 基于Logistic映射的混沌优化若干理论问题分析[J]. 湖南工业大学学报, 2009, 23(3): 70-73.
(Li X F, Zou L H. Analysis on theoretical issues of chaos optimization based on logistic map[J]. J of Hu'nan University of Technology, 2009, 23(3): 70-73.)
- [13] 李兵, 蒋慰孙. 混沌优化方法及其应用[J]. 控制理论与应用, 1997, 14(4): 613-615.
(Li B, Jiang W S. Chaos optimization method and its application[J]. Control Theory & Applications, 1997, 14(4): 613-615.)

作者简介

李益兵(1978—), 男, 副教授, 博士, 从事智能制造与企业信息化等研究, E-mail: ahlyb@whut.edu.cn;

宋东林(1994—), 男, 硕士生, 从事智能算法与信息系统的研究, E-mail: songdl2014@foxmail.com;

王磊(1988—), 男, 讲师, 博士, 从事面向服务的智能制造、制造服务管理与优化、智能决策与优化理论的研究, E-mail: wanglei9455@126.com.

(责任编辑: 闫妍)