

控制与决策

Control and Decision

产品族设计与延迟制造过程决策的主从关联优化

吴军, 张雷

引用本文:

吴军,张雷. 产品族设计与延迟制造过程决策的主从关联优化[J]. *控制与决策*, 2023, 38(11): 3201–3208.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1495>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

混合碳政策下制造商低碳转型的技术选择策略

Technology selection in low carbon transition of the manufacturer under mixed carbon policy

控制与决策. 2021, 36(7): 1763–1770 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1536>

不同担保模式下考虑零售商公平关切的闭环供应链博弈模型

Game models of closed-loop supply chain under different warranty modes considering retailer's fairness concerns

控制与决策. 2021, 36(6): 1489–1498 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1328>

模糊环境下考虑零售商风险偏好的绿色供应链博弈模型

Modeling green supply chain games considering retailer's risk preference in fuzzy environment

控制与决策. 2021, 36(3): 711–723 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0646>

风险规避制造商市场入侵策略

Market encroachment strategy of risk-averse manufacturer

控制与决策. 2021, 36(10): 2528–2536 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1819>

考虑碳限额的制造/再制造混合系统生产优化决策

Production optimization decision of manufacturing/remanufacturing under carbon emission permits

控制与决策. 2021, 36(9): 2249–2256 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1457>

产品族设计与延迟制造过程决策的主从关联优化

吴军[†], 张雷

(浙江财经大学工商管理学院, 杭州 310018)

摘要: 在市场全球化的进程中, 延迟仍然是当今企业降低供应链风险的一种有效策略. 然而, 当前对延迟的研究往往是基于预先已固定好的产品族架构, 较少关注到产品族设计与延迟制造过程决策间存在的内在固有耦合关系. 鉴于此, 提出对这两者的一种主从关联优化方法. 首先, 通过构建二者间的主从交互评价机制, 建立以产品族设计为上层优化、延迟制造过程决策为下层优化的非线性双层规划模型: 模型上层为设计产品族架构和决策延迟产品模块类型, 从而最大化单位成本的顾客效用; 下层分别为非延迟和延迟产品模块决策最优的制造方式以及为终端产品决策最优的组装方式, 从而最小化工程成本. 然后, 设计一种嵌套式遗传算法对模型进行求解, 以智能冰箱产品族延迟制造案例验证所提出模型和算法的可行性. 最后, 通过设计一种嵌套 GAPSO 算法对嵌套式遗传算法进行改进, 并对分析两种算法的计算过程和结果.

关键词: 制造; 供应链管理; 延迟; 产品族; 主从关联优化; 非线性双层规划模型

中图分类号: F273; TP391

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1495

引用格式: 吴军, 张雷. 产品族设计与延迟制造过程决策的主从关联优化[J]. 控制与决策, 2023, 38(11): 3201-3208.

Hierarchical joint optimization of product family design and postponement manufacturing process decision

WU Jun[†], ZHANG Lei

(School of Business Administration, Zhejiang University of Finance & Economics, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In the globalization process, postponement is still an effective strategy to reduce supply chain risks. Existing researches on postponement are often based on a fixed product family architecture which is given at the outset, with limited attention to the inherent coupling between product family design and postponement manufacturing process decision. Thus, a hierarchical optimization approach is formulated. By constructing a hierarchical interactive evaluation mechanism, a nonlinear bi-level programming model is established. The upper level designs the architecture of the product family and decides the type (s) of postponed product module (s) to maximize the customer utility per cost. The lower level decides the optimal manufacturing mode for each non-postponed and postponed product module, and the optimal assembly mode for each product variant to minimize the engineering cost. A nested genetic algorithm is designed to solve the optimization model. A case study of smart refrigerator product family postponement manufacturing is introduced to illustrate the feasibilities of the proposed model and algorithm. Finally, a nested GAPSO algorithm is proposed to improve the nested genetic algorithm. The calculation processes and results of the two algorithms are compared and analyzed.

Keywords: manufacturing; supply chain management; postponement; product family; hierarchical joint optimization; nonlinear bi-level programming model

0 引言

在市场全球化的进程中, 高涨的顾客期望、不断上升的成本压力以及变化多端的商业环境均迫使企业必须寻求提高生产效率的方法, 同时保持足够的灵活性以应对全球市场环境的变化^[1]. 在传统对产品

“一对多”的标准化生产方式中, 由于必须要生产若干种终端产品, 顾客需求变得很难预测, 处理不断增加的库存或避免销售缺货变得极具挑战性^[2]. 近年来, 采用大规模的定制策略来满足不断上升的顾客个性化需求已在很多企业得到了较好的应用. 然

收稿日期: 2022-08-21; 录用日期: 2023-02-08.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71864035).

责任编辑: 李勇建.

[†]通讯作者. E-mail: wujun2021@zufe.edu.cn.

而,大规模定制策略导致对产品规划过程的进一步要求,因为较高的顾客个性化需求通常会导致企业需要实行按订单生产的策略,但是,这也将会不可避免地导致交货时间的上升,从而可能会造成顾客的流失^[3]. 这些问题均会导致供应链中的风险大大增加,延迟或称延迟产品差异化作为降低供应链风险的一种有效策略,旨在将产品差异化的部分推迟到供应链的末端,直至接收到顾客的具体需求信息^[4]. 延迟策略的实施不仅可有效地降低产品实现过程中的运营成本,也可使得企业能够具备应对顾客千变万化的需求和期望做出快速响应的能力^[5].

另一方面,延迟策略的实施需要基于模块化的产品族架构^[6]. 产品族架构设计作为产品族整个价值链流程中的核心环节,不仅给企业带来了降低产品开发风险、提高升级换代能力等优势,且其模块化配置是有效实现延迟策略和满足顾客个性化需求的重要途径^[7]. 此外,产品族的设计与单件产品的设计相比也有明显的不同,产品族设计不仅需要考虑到如何满足顾客的不同需求偏好,也需要架构满足目标细分市场的多种产品变体,且在产品变体间并不是相互独立的,而是基于一个公共产品平台的相关系列产品^[8]. 因此,如何架构基于公共产品平台的相关系列产品变体成为产品族设计中需要解决的核心问题.

为了能够成功地实施延迟策略,在产品族设计的早期阶段应将延迟考虑在其中^[9]. 事实上,在产品族设计与延迟制造间存在紧密相连的关系,不能将它们分开并单独考虑. 如模块化的产品族架构设计在确定延迟产品模块类型中起着非常重要的作用,它直接决定延迟制造过程的实施效果^[5];反之,延迟制造过程的决策方案也必然会影响到产品族的架构设计,因为延迟制造过程决策的不同方案会产生不同的工程成本,而产品族设计的主要依据是基于顾客满意度和运营成本两方面考虑^[6].

然而,当前对延迟的大多数研究往往是基于事先已固定好的产品族架构,而较少关注到在产品族设计与延迟制造过程决策间的这种内在固有耦合和复杂交互影响的关系. 如Jabbarzadeh等^[10]在固定的产品族架构基础上,将延迟策略应用于供应链的集成生产和分销计划. Weskamp等^[11]基于事先已固定好的产品族架构,在需求不确定的供应链中采用两阶段随机规划方法研究最优延迟策略的确定.

事实上,从Feitzinger等^[12]研究惠普打印机如何采用延迟策略实现大规模定制化生产案例的这篇经

典研究文献开始,学术界逐渐提倡要将产品族设计与延迟制造活动结合在一起考虑. 如Ferreira等^[13]提出了在产品族设计与延迟制造间存在内在固有的耦合关系,不能将二者分开并单独考虑; Yang等^[14]认为产品族设计方案会影响延迟的实施,而延迟实施的结果反过来也同样会对产品族设计方案产生影响,并进一步提出要在一个整体系统的框架内对它们之间的这种关系进行详细探讨.

上述文献只是从定性的层面提出了在产品族设计与延迟活动间存在内在固有的耦合关系,但是,如何从定量优化的层面具体实现它们之间的这种内在固有的耦合关系仍然面临挑战. 因此,本文强调在产品族设计与延迟制造过程决策间的内在交互影响关系,并进一步提出协同二者的一种主从关联优化方法. 基于双层规划理论,建立以产品族设计为上层优化、延迟制造过程决策为下层优化的非线性双层规划模型,实现对该问题的定量优化.

1 问题描述

1.1 产品族设计与延迟制造过程决策

考虑某产品开发商计划设计一款产品族,并通过某些产品模块实施延迟策略来满足多个细分市场 $i(i=1,2,\dots,I)$ 中的顾客个性化需求. 开发商需要完成对产品族的设计和其中延迟产品模块类型的选择;负责延迟制造过程的制造商需要为非延迟的基本块和复合模块决策出最优的生产方式,为延迟产品模块决策出最优的延迟制造方式以及为终端产品决策出最优的组装方式.

假设在产品族中包含了 J 个产品变体,用 $p_j(j=1,2,\dots,J)$ 表示第 j 个产品变体. 在每个产品变体中均包含了 R 个复合模块和 K 个基本模块,用 $CM_r(r=1,2,\dots,R)$ 表示第 r 个复合模块, $M_k^B(k=1,2,\dots,K)$ 表示第 k 个基本模块. 基本模块可分为3种类型:必选模块集 $\overline{K^I}$ 、公共模块集 $\overline{K^C}$ 和可选模块集 $\overline{K^A}$,且第 k 个基本模块中存在 $L_k(k=1,2,\dots,K)$ 个候选项,用 $p_{kl}^*(l=1,2,\dots,L_k)$ 表示第 k 个基本模块的第 l 个候选项. 如图1的左半部分所示.

在本文中,可进行延迟制造的产品模块是以复合模块为单位的. 延迟产品模块的类型事先是无法确定的,因此,本文引进“虚拟延迟结构”来验证哪个或哪些产品模块需要进行延迟制造. 虚拟延迟结构是指所有被延迟制造的复合模块集合以及它们相应的模块配置. 为了便于描述,随机假设只有第 R 个复合模块包含于虚拟延迟结构中,如图1所示.

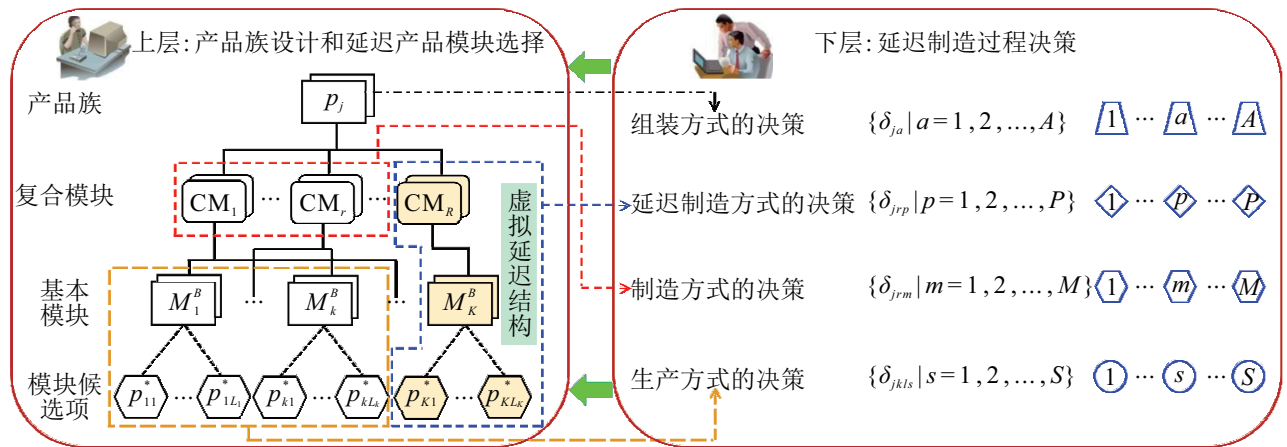


图 1 产品族设计与延迟制造过程决策

1.2 主从关联优化

从双层规划理论的视角来看,协同产品族设计与延迟制造过程决策的优化问题实际上属于一种主从关联的优化问题. 首先,从产品族设计的角度来看,产品族设计必然会受到延迟制造过程决策方案的影响. 其原因在于,产品族设计必须要与下游供应链中的一些决策问题相兼容,包括延迟制造和供应链配置等^[7],即下游供应链中的这些决策问题必然会影响产品族的设计方案. 然后,从延迟制造过程决策的角度来看,延迟制造过程决策的方案必然要依赖产品族设计的方案. 其原因在于,延迟制造过程决策者需要根据产品族设计者的决策方案(即终端产品的模块配置和产品模块的类型),分别为非延迟和延迟的产品模块以及终端产品决策出最优的生产和组装方式. 最后,从整个过程来看,它们具有主从先后的决策顺序. 在这个过程中,延迟制造过程决策的方案需要依赖产品族设计方案,同时,产品族设计方案又会受到延迟制造过程决策方案的限制,它们是在动态交互的影响过程中共同寻求最优方案. 因此,在它们之间形成了一个以产品族设计为主、延迟制造过程决策为从的主从优化问题.

2 主从关联优化模型的提出

2.1 参数与决策变量符号

描述所提出模型中的一些参数和决策变量符号分别如表 1 和表 2 所示.

表 1 参数符号及其含义

参数	含义
w_{jk}	在第 j 个产品变体中的第 k 个基本模块所占的权重系数
u_{ikl}	第 i 个细分市场中的顾客对第 k 个基本模块的第 l 个候选项的感知效用

表 1 (续)

参数	含义
p_{ikl}	第 i 个细分市场中的顾客对第 k 个基本模块的第 l 个候选项的延迟效用
θ_{ij}	第 i 个细分市场中的顾客对第 j 个产品变体的综合效用
φ_{ij}	第 i 个细分市场中的顾客对第 j 个产品变体产生的效用误差值
N_i	第 i 个细分市场的需求规模
ϕ	多项式分对数选择规则中的正值参数
C_{jrk}^D	第 j 个产品变体的第 r 个复合模块中的第 k 个基本模块的第 l 个候选项的设计成本
C_{jr}^D	第 j 个产品中第 r 个复合模块的设计成本
C_j^D	第 j 个产品变体的设计成本
C_{jkl}^e	第 j 个产品变体中的第 k 个非延迟基本模块的第 l 个候选项被选择第 s 种生产方式时的固定成本
C_{jkl}^v	第 j 个产品变体中的第 k 个非延迟基本模块的第 l 个候选项被选择第 s 种生产方式时的可变成本
C_{jrm}^e	第 j 个产品变体中的第 r 个非延迟复合模块被选择第 m 种制造方式时的固定成本
C_{jrm}^v	第 j 个产品变体中的第 r 个非延迟复合模块被选择第 m 种制造方式时的可变成本
C_{jrp}^e	第 j 个产品变体的第 r 个延迟复合模块被选择第 p 种延迟制造方式时的固定成本
C_{jrp}^v	第 j 个产品变体的第 r 个延迟复合模块被选择第 p 种延迟制造方式时的可变成本
C_{jrk}^p	第 j 个产品变体的第 r 个复合模块中的第 k 个基本模块的第 l 个候选项的延迟成本
C_{ja}^e	第 j 个产品变体被选择第 a 种组装方式时的固定成本
C_{ja}^v	第 j 个产品变体被选择第 a 种组装方式时的可变成本
U_{ij}	第 i 个细分市场中第 j 个产品变体的效用
U_{iz}	第 i 个细分市场中的顾客对第 z 个竞争性产品变体的效用

表 2 决策变量的符号及其含义

决策变量	含义
ρ_{jrk}	若为 1,则表示第 j 个产品变体中的第 r 个复合模块选择了第 k 个基本模块中的第 l 个模块候选项;否则,为 0
τ_{jr}	若为 1,则表示第 j 个产品变体中的第 r 个复合模块被包含于“虚拟延迟结构”中;否则,为 0

表2 (续)

决策变量	含义
δ_{jkl_s}	若为1,则表示第j个产品变体的第k个基本模块中的第l个候选项选择了第s (s=1, 2, ..., S)种生产方式;否则,为0
δ_{jrm}	若为1,则表示第j个产品变体的第r个非延迟的复合模块选择了第m (m=1, 2, ..., M)种的制造方式;否则,为0
δ_{jrp}	若为1,则表示第j个产品变体中的第r个延迟复合模块选择了第p (p=1, 2, ..., P)种延迟制造方式;否则,为0
δ_{ja}	若为1,则表示第j个产品变体选择了第a (a=1, 2, ..., M)种组装方式;否则,为0

2.2 上层的优化模型

上层是产品族设计问题,一般而言,产品族设计的目标是从顾客偏好和运营成本的视角出发,最大化单位成本的顾客效用^[8]. 顾客效用可描述为线性相加的形式,包括各模块候选项的效用、产品变体的综合效用以及误差项^[5]. 因此,效用函数 U_{ij} 可表示为

$$U_{ij} = \sum_{r=1}^R \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{L_k} [p_{ikl}\tau_{jr} + u_{ikl}(1-\tau_{jr})]w_{jk}\rho_{jrk}l + \theta_{ij} + \phi_{ij}. \quad (1)$$

顾客对细分市场中的产品变体的选择概率可由多项式分对数(multi national logit, MNL)选择规则获得^[5]. 在MNL选择规则中,第i个细分市场中的顾客对第j个产品变体的选择概率 O_{ij} 可表示为

$$O_{ij} = \frac{\exp(\phi U_{ij})}{\sum_{z=1}^I \exp(\phi U_{iz})}. \quad (2)$$

在产品族实现过程中的总成本包括上层产品族的设计成本 TC_j^D 和下层延迟制造过程决策的工程成本 TC_j^G . 其中:上层产品族的设计成本 TC_j^D 包括对基本模块、复合模块以及产品变体的设计成本,具体如下所示:

$$TC_j^D = \sum_{r=1}^R \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{L_k} C_{jrk}^D \rho_{jrk}l + \sum_{r=1}^R C_{jr}^D + C_j^D. \quad (3)$$

因此,上层的目标函数可表示为

$$\max F = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \frac{U_{ij}}{TC_j^D + TC_j^G} O_{ij} N_i. \quad (4)$$

$$\text{s.t.} \sum_{r=1}^R \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{L_k} |\rho_{jrk}l - \rho_{j'rkl}| > 0, j \neq j'; \quad (5)$$

$$\sum_{l=1}^{L_k} \rho_{jrk}l = 1, \forall k \notin \overline{K^A}; \quad (6)$$

$$\sum_{l=1}^{L_k} \rho_{jrk}l \leq 1, \forall k \in \overline{K^A}; \quad (7)$$

$$\sum_{l=1}^{L_k} \rho_{jrk}l \tau_{jr} = 0, \forall k \in \overline{K^C}; \quad (8)$$

$$\sum_{r=1}^R \tau_{jr} < R; \quad (9)$$

$$\rho_{jrk}l, \tau_{jr} \in \{0, 1\}. \quad (10)$$

其中:式(5)表示在任何两种产品变体间的设计均存在差异性,式(6)和(7)表示每个基本模块均必须选择一种最合适的候选项,式(8)表示任何一个包含了公共模块的复合模块均不能进行延迟制造,式(9)是为了确保不能将所有复合模块均进行延迟制造,式(10)为对上层的决策变量的取值范围限制.

2.3 下层的优化模型

下层是延迟制造过程决策问题,包括对非延迟基本模块的生产方式决策、对非延迟复合模块的制造方式决策、对延迟产品模块的制造方式决策以及对终端产品的组装方式决策. 下层的工程成本 TC_j^G 可表示为

$$TC_j^G = C_j^{GS} + C_j^{GM} + C_j^{GP} + C_j^{GA}. \quad (11)$$

非延迟基本模块的生产成本 C_j^{GS} 为

$$C_j^{GS} = \sum_{r=1}^R \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{L_k} \sum_{s=1}^S \left(C_{jkl_s}^e + \sum_{i=1}^I C_{jkl_s}^v O_{ij} N_i \right) \times p_{jrk}l (1 - \tau_{jr}) \delta_{jkl_s}. \quad (12)$$

非延迟复合模块的制造成本 C_j^{GM} 为

$$C_j^{GM} = \sum_{r=1}^R \sum_{m=1}^M \left(C_{jrm}^e + \sum_{i=1}^I C_{jrm}^v O_{ij} N_i \right) \delta_{jrm} \times (1 - \tau_{jr}). \quad (13)$$

延迟产品模块的制造成本 C_j^{GP} 可表示为

$$C_j^{GP} = \sum_{r=1}^R \sum_{p=1}^P \left(C_{jrp}^e + \sum_{i=1}^I C_{jrp}^v O_{ij} N_i \right) \tau_{jr} \delta_{jrp} + \sum_{i=1}^I \sum_{r=1}^R \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^{L_k} C_{jrk}^p \rho_{jrk}l \tau_{jr} O_{ij} N_i. \quad (14)$$

终端产品的组装成本 C_j^{GA} 可表示为

$$C_j^{GA} = \sum_{a=1}^A \left(C_{ja}^e + \sum_{i=1}^I C_{ja}^v O_{ij} N_i \right) \delta_{ja}. \quad (15)$$

因此,下层的目标函数可表示为

$$\min f(\delta_{jkl_s}, \delta_{jrm}, \delta_{jrp}, \delta_{ja}) = \sum_{j=1}^J TC_j^G; \quad (16)$$

$$\text{s.t.} \sum_{s=1}^S \delta_{jkl_s} = 1, \quad (17)$$

$$\sum_{m=1}^M \delta_{jrm} = 1, \quad (18)$$

$$\sum_{p=1}^P \delta_{jrp} = 1, \tag{19}$$

$$\sum_{a=1}^A \delta_{ja} = 1, \tag{20}$$

$$\delta_{jkl}, \delta_{jrm}, \delta_{jrp}, \delta_{ja} \in \{0, 1\}. \tag{21}$$

其中:式(17)表示任何一个非延迟的基本模块均只能选择一种最合适的方式,式(18)和(19)分别表示任何一个非延迟和延迟的复合模块均只能选择一种最合适的制造方式,式(20)表示任何一个产品变体均只能选择一种最合适的组装方式,式(21)为下层的决策变量的取值范围.

2.4 主从关联优化模型

基于上下层的优化模型,可将本文所研究的问题建模为一个双层规划模型,如下式所示:

$$\begin{aligned} \max \quad & F(\rho_{jrk}, \tau_{jr}, \delta_{jkl}, \delta_{jrm}, \delta_{jrp}, \delta_{ja}) = \\ & \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \frac{U_{ij}}{TC_j^D + TC_j^G} O_{ij} N_i; \\ \text{s.t.} \quad & \text{式(5) ~ (10)}. \end{aligned}$$

其中 $\delta_{jkl}, \delta_{jrm}, \delta_{jrp}$ 和 δ_{ja} 为下层优化问题的解.

$$\begin{aligned} \min \quad & f(\rho_{jrk}, \tau_{jr}, \delta_{jkl}, \delta_{jrm}, \delta_{jrp}, \delta_{ja}) = \sum_{j=1}^J TC_j^G; \\ \text{s.t.} \quad & \text{式(17) ~ (21)}. \end{aligned}$$

在该模型中,当上层决策者改变其决策方案时,为了进一步优化自身的目标函数值,下层的决策者也将相应地调整其决策方案,反之亦然.这样的交互决策过程将一直持续,直至上下层的决策者中没有任何一方改变其决策为止,因为若此时改变决策方案,则偏差将会使得它们的目标函数值达不到最优.此时,它们达到了博弈均衡解.

3 嵌套式的遗传算法

所提出模型属于一种诱导域为不连通的非线性双层规划模型,对于这类模型的求解,早已被证实是一种 NP 难问题^[8].而对于双层规划模型求解的传统方法均难以解决所提出的这类模型^[6].遗传算法因其鲁棒性强、搜索速度快和收敛效果好等优点,可较好地处理不连续的和搜索空间较大的非线性双层规划问题^[15],且遗传算法在搜索过程中不易陷入局部最优,即使在搜索空间是非规则和不连续的情况下,也能够以较大概率找到全局最优解^[16].

基于双层规划理论的内在交互决策机制,本文设计一种嵌套式遗传算法来求解这类非线性双层规划模型,具体步骤如下.

step 1: 设置参数.设置产品族设计的参数,包括产品变体和复合模块的数量;设置上下层算法的种群规模和最大迭代次数.

step 2: 初始化上层种群.基于上层的决策变量,随机产生与其对应的初始种群,并通过编码策略对上层的初始种群进行处理.

step 3: 判断是否满足上层的约束条件.判断上层随机产生的初始种群是否满足约束条件,若满足则继续进行下一步操作,并将其传递到下层的遗传算法中;否则,需要将其适应度值设置为 0,并跳转至 step 7.

step 4: 初始化下层种群.基于上层传递的可行初始种群,下层随机产生相应的初始种群,并通过编码策略对初始种群进行处理.

step 5: 评估下层的子代.对于下层随机产生的初始种群,判断其是否满足约束条件,若满足则评估种群个体的适应度值;否则,将其适应度值设为 0,然后再进行后续操作.

step 6: 下层终止条件的判断.判断下层迭代次数是否已达到预先设定的最大次数,若达到则停止计算,记录此时的最优解和最优值,并反馈到上层遗传算法中;若还未达到,则需要对种群个体进行选择、交叉和变异操作,产生新种群后再跳转至 step 5.

step 7: 上层终止条件的判断.判断上层遗传算法的迭代次数是否已达到预先设定的最大次数,若达到则停止计算,记录此时的最优解和最优值;否则,需要对上层的种群个体进行选择、交叉和变异操作,产生新的种群个体后再跳转至 step 3.

在所提出算法的运行过程中,分析当上下层的遗传算法每次计算均达到了预先设置的最大次数时的运行时间复杂度.在上层计算过程中:用 N_u 表示种群规模, D_u 表示最大迭代次数, P_{uc} 表示交叉概率, P_{um} 表示变异概率;在下层计算过程中:用 N_l 表示种群规模, D_l 表示最大迭代次数, P_{lc} 表示交叉概率, P_{lm} 表示变异概率.因此,在嵌套式遗传算法的运行过程中:选择操作的总计算次数为 $Q_S = D_u + N_u \times D_u \times D_l$,交叉操作的总计算次数为 $Q_C = N_u \times D_u \times P_{uc} + N_u \times D_u \times N_l \times D_l \times P_{lc}$,变异操作的总计算次数为 $Q_M = N_u \times D_u \times P_{um} + N_u \times D_u \times N_l \times D_l \times P_{lm}$.

4 智能冰箱产品族延迟制造案例研究

4.1 案例背景

以某品牌的智能冰箱产品族延迟制造过程为案例来验证所提出模型和算法的可行性.考虑到智能冰箱的内部结构非常复杂,这里对它的结构进行了适当简化,如表 3 所示.其中:前 3 个为公共模块,第 4 个~第 8 个为必选模块,其余的为可选模块.假设

表3 在智能冰箱产品族中的产品模块

ID	基本模块	候选项
M_1^B	智能冷却器	-
M_2^B	智能云服务器	-
M_3^B	压缩机	-
M_4^B	智能温控器	p_{41}^* 、 p_{42}^* 和 p_{43}^*
M_5^B	箱体	p_{51}^* 和 p_{52}^*
M_6^B	蒸发器	p_{61}^* 和 p_{62}^*
M_7^B	冰箱门	p_{71}^* 、 p_{72}^* 和 p_{73}^*
M_8^B	照明装置	p_{81}^* 和 p_{82}^*
M_9^B	动态杀菌器	p_{91}^* 和 p_{92}^*
M_{10}^B	果菜箱	p_{101}^* 和 p_{102}^*

在该智能冰箱产品族中包含了两种产品变体,并服务于1个细分市场,且非延迟基本模块的生产方式有

两种,非延迟复合模块的制造方式有3种,延迟产品模块的延迟制造方式有两种,终端产品的组装方式也有两种.假设每种产品变体的市场需求数量均为10000,MNL选择规则中的参数 $\phi=1.5$.

表4给出了各模块候选项的效用值,对于各产品模块效用值的详细计算过程可参考Wu等^[5]的研究;表4也给出了各模块候选项的一些成本信息.智能冰箱产品族中复合模块的数量被预先设定为3和4,如表5所示.表6为各复合模块的成本信息,表7为各产品变体的成本信息.这些数据来源于“中国家用电器协会”的统计和对相关领域内的专业人员采访确认.本案例中所有涉及钱的计量均以美元(\$)为单位.

表4 模块候选项的效用值和相关成本信息

ID	候选项	u_{ikl}	p_{ikl}	C_{jrk}^D	C_{jrk}^P	$C_{jkl_1}^e$	$C_{jkl_1}^v$	$C_{jkl_2}^e$	$C_{jkl_2}^v$
M_1^B	-	6.17	-	37	-	36	12	43	9
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
M_{10}^B	p_{101}^*	1.08	2.61	7	21	26	7	31	6
	p_{102}^*	1.25	2.57	9	24	30	5	28	7

表5 智能冰箱产品族中复合模块的基本架构

复合模块数量	复合模块类型	基本模块	
$R=4$	$R=3$	箱体(CM ₁)	冰箱门和箱体为必选模块,其他产品模块需优化
		制冷系统(CM ₂)	压缩机和智能冷却器为必选模块,其他产品模块需优化
		其他装置(CM ₃)	动态杀菌器和果菜箱为必选模块,其他产品模块需优化
		电气系统(CM ₄)	照明装置和智能温控器为必选模块,其他产品模块需优化

表6 复合模块的相关成本信息

ID	C_{1r}^D	C_{2r}^D	非延迟复合模块工程成本(C_{jrm}^e 和 C_{jrm}^v)			延迟复合模块工程成本(C_{jrp}^e 和 C_{jrp}^v)		
			C_{1r1}^e	⋯	C_{2r3}^v	C_{1r1}^e	⋯	C_{2r2}^v
CM ₁	72	68	474	⋯	113	352	⋯	76
⋮	⋮	⋮	⋮	⋯	⋮	⋮	⋮	⋮
CM ₄	41	46	276	⋯	79	259	⋯	85

表7 智能冰箱产品变体的相关成本信息

ID	设计成本 C_j^D	组装成本 $C_{j_1}^e$	组装成本 $C_{j_1}^v$	组装成本 $C_{j_2}^e$	组装成本 $C_{j_2}^v$
$j=1$	153	237	72	256	64
$j=2$	176	212	86	209	81

4.2 优化结果

在嵌套式遗传算法的计算过程中,设置最大迭代次数为150,种群规模为100,二进制编码精度为0.01,交叉和变异概率分别为0.8和0.01,这些参数值的设置是依据Xiong等^[6]的研究得出来的.通过对产品变体与复合模块数量的不同组合计算,得到的结果如表8所示.显然,在 $J=2, R=3$ 情形下的结果更优.图2

为在该情形下的迭代过程,相应的结果如表9所示.

表8 最优结果

(J, R)	上层优化值	下层优化值
$J=2, R=3$	4.36×10^{-4}	5.29×10^6
$J=2, R=4$	3.52×10^{-4}	6.87×10^6

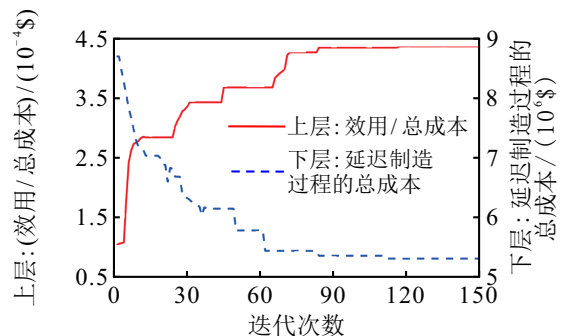


图2 嵌套式遗传算法的求解过程

在表9的上层优化结果中:对于产品族设计的结

表 9 主从关联优化的结果

上层: 产品族设计的优化结果 (上层的目标函数值为 4.36×10^{-4})										
产品族设计 (ρ_{j_rkl})	箱体 (CM ₁)		制冷系统 (CM ₂)					其他装置 (CM ₃)		
	M_5^B	M_7^B	M_1^B	M_2^B	M_3^B	M_4^B	M_6^B	M_8^B	M_9^B	M_{10}^B
产品 p_1	p_{52}^*	p_{73}^*	—	—	—	p_{41}^*	p_{62}^*	p_{82}^*	p_{91}^*	p_{101}^*
产品 p_2	p_{51}^*	p_{72}^*	—	—	—	p_{43}^*	p_{61}^*	p_{81}^*	p_{91}^*	p_{102}^*
延迟产品模块类型的决策 (τ_{j_r})			$\tau_{13} = \tau_{23} = 1$							

下层: 延迟制造过程决策的优化结果 (下层的目标函数值为 5.29×10^6)				
非延迟基本模块的生产方式决策 (δ_{j_kls})	$\delta_{1412} = 1$	$\delta_{1431} = 1$	$\delta_{1511} = 1$	$\delta_{1521} = 1$
	$\delta_{1611} = 1$	$\delta_{1622} = 1$	$\delta_{1721} = 1$	$\delta_{1732} = 1$
	$\delta_{2411} = 1$	$\delta_{2431} = 1$	$\delta_{2512} = 1$	$\delta_{2522} = 1$
	$\delta_{2611} = 1$	$\delta_{2622} = 1$	$\delta_{2722} = 1$	$\delta_{2731} = 1$
非延迟复合模块的制造方式决策 (δ_{j_rm})	$\delta_{113} = 1$	$\delta_{122} = 1$	$\delta_{211} = 1$	$\delta_{223} = 1$
延迟产品模块的延迟制造方式决策 ($\delta_{j_r p}$)	$\delta_{132} = 1$		$\delta_{231} = 1$	
终端产品的组装方式决策 (δ_{j_a})	$\delta_{12} = 1$		$\delta_{22} = 1$	

果 (ρ_{j_rkl}), 如 p_{52}^* 表示第 1 个产品变体的第 1 个复合模块选择了第 5 个基本模块的第 2 个候选项; 对于延迟产品模块类型的决策结果 (τ_{j_r}), $\tau_{13} = \tau_{23} = 1$ 表示在第 1 个和第 2 个产品变体中, 均是将第 3 个复合模块进行延迟制造. 在表 9 的下层优化结果中: 对于非延迟基本模块的生产方式的决策结果 (δ_{j_kls}), 如 $\delta_{1412} = 1$ 表示第 1 个产品变体的第 4 个基本模块的第 1 个候选项选择了第 2 种生产方式, 其余决策变量可依此类推.

4.3 算法改进和对比

为了对嵌套式遗传算法做进一步的改进, 结合遗传算法 (genetic algorithm) 与粒子群优化算法 (particle swarm optimization) 各自的优势, 提出一种嵌套 GAPS0 算法来求解本文的双层规划模型, 即对上下层均采用 GAPS0 算法求解. 在嵌套 GAPS0 算法中, 一些参数值设置如下: 惯性因子为 1, 学习因子为 2, 交叉率为 0.75, 变异率为 0.1, 上下层的种群规模均为 50, 上下层的最大迭代次数均为 120, 这些参数值的设置依据是基于马艳芳等^[7]的研究得出的. 图 3 为嵌套 GAPS0 算法的计算迭代过程.

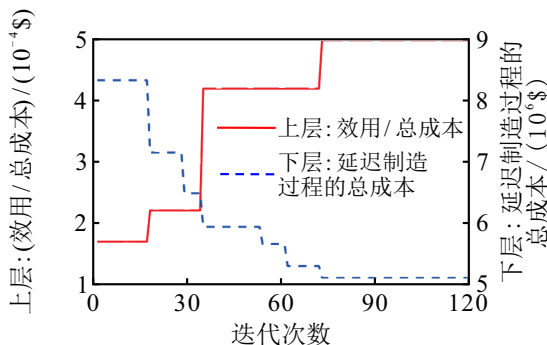


图 3 嵌套 GAPS0 算法的迭代过程

对比图 2 与图 3 中两种算法的迭代过程可见, 它们均存在多次改进和改进幅度较小的情形, 但是, 嵌套 GAPS0 算法在计算迭代过程中的持续改进能力和收敛速度比嵌套遗传算法具有更明显的优势. 原因如下: 在对双层规划模型求解过程中, 只有当上下层的结果均不劣于上一代时, 解集才会进行更新, 因此, 这两种算法在求解过程中均出现了不同程度的停滞现象. 由此可知, 双层规划模型对算法跳出当前局部最优解的能力要求较高, 但是, 由于嵌套 GAPS0 算法融合了遗传算法的全局搜索能力和粒子群优化算法的搜索速率等优势, 相比嵌套遗传算法而言, 其可以更好地跳出局部最优解, 并以更快的速度收敛于最优值.

为了进一步对比这两种算法在计算性能上的稳定性, 对它们分别重复计算实验 20 次, 并取各算法的上层最优值及其对应的下层优化值, 取各算法的下层最优值及其对应的上层优化值以及各算法的上下层优化值的均值作为结果, 如表 10 所示.

表 10 两种算法的优化结果

		嵌套遗传算法	嵌套 GAPS0
上层最优	上层值	4.39×10^{-4}	5.07×10^{-4}
	下层值	5.24×10^6	5.04×10^6
下层最优	下层值	5.19×10^6	4.97×10^6
	上层值	4.37×10^{-4}	5.03×10^{-4}
均值	上层	4.31×10^{-4}	4.97×10^{-4}
	下层	5.27×10^6	5.01×10^6

由表 10 可见, 相比于嵌套遗传算法, 嵌套 GAPS0 算法无论是最优值, 还是在均值方面, 其结果均要优于嵌套遗传算法. 原因在于: 与嵌套遗传算法相比, 嵌套 GAPS0 算法使用多种群策略, 它不仅融合了遗传

算法的全局搜索能力,还兼具粒子群算法的搜索速率快等优势,因此,它对双层规划模型的求解具有更优越的性能。

5 结论

由于以往对延迟的大多数研究往往是基于预先已固定好的产品族架构,在这些研究中,延迟似乎只是为了服务于产品族的实现,能够更好地实现产品族的定制化。与以往的研究不同,本文强调在事先未定义的产品族架构设计与延迟制造过程决策间的内在交互影响关系,并进一步提出了对二者的一种主从关联优化方法。基于双层规划理论,并通过构建于二者间的内在主从交互的动态评估机制,建立了以产品族设计为上层优化、延迟制造过程决策为下层优化的非线性双层规划模型,从而解决了对该优化问题的模型构成函数的数学表达式构建的若干技术难点。

参考文献(References)

- [1] Ogunranti G A, Ceryan O, Banerjee A. Buyer-supplier currency exchange rate flexibility contracts in global supply chains[J]. *European Journal of Operational Research*, 2021, 288(2): 420-435.
- [2] Du G, Xia Y, Jiao R J, et al. Leader-follower joint optimization problems in product family design[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2019, 30(3): 1387-1405.
- [3] Fattahi A, Dasu S, Ahmadi R. Mass customization and the “parts-procurement planning problem” [J]. *Management Science*, 2022, 68(8): 5778-5797.
- [4] Zheng M M, Shi X Q, Pan E S, et al. Supply chain analysis for standard and customized products with postponement[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2022, 164: 107860.
- [5] Wu J, Du G, Jiao R J. Dynamic postponement design for crowdsourcing in open manufacturing: A hierarchical joint optimization approach[J]. *IIE Transactions*, 2020, 52(3): 255-275.
- [6] Xiong Y X, Du G, Jiao R J. Modular product platforming with supply chain postponement decisions by leader-follower interactive optimization[J]. *International Journal of Production Economics*, 2018, 205: 272-286.
- [7] Du G, Zhang Y Y, Liu X J, et al. A review of leader-follower joint optimization problems and mathematical models for product design and development[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2019, 103(9): 3405-3424.
- [8] Du G, Jiao R J, Chen M. Joint optimization of product family configuration and scaling design by Stackelberg game[J]. *European Journal of Operational Research*, 2014, 232(2): 330-341.
- [9] Wu J, Du G, Jiao R J. Optimal postponement contracting decisions in crowdsourced manufacturing: A three-level game-theoretic model for product family architecting considering subcontracting[J]. *European Journal of Operational Research*, 2021, 291(2): 722-737.
- [10] Jabbarzadeh A, Haughton M, Pourmehdi F. A robust optimization model for efficient and green supply chain planning with postponement strategy[J]. *International Journal of Production Economics*, 2019, 214: 266-283.
- [11] Weskamp C, Koberstein A, Schwartz F, et al. A two-stage stochastic programming approach for identifying optimal postponement strategies in supply chains with uncertain demand[J]. *Omega*, 2019, 83: 123-138.
- [12] Feitzinger E, Lee H L. Mass customization at hewlett-packard: The power of postponement[J]. *Harvard Business Review*, 1997, 75(1): 116-121.
- [13] Ferreira K A, Tomas R N, Alcântara R L C. A theoretical framework for postponement concept in a supply chain[J]. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 2015, 18(1): 46-61.
- [14] Yang B, Burns N D, Backhouse C J. Management of uncertainty through postponement[J]. *International Journal of Production Research*, 2004, 42(6): 1049-1064.
- [15] 潘伟, 丁立超, 黄枫, 等. 基于混沌“微变异”自适应遗传算法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(8): 2042-2048.
(Pan W, Ding L C, Huang F, et al. Adaptive genetic algorithm based on chaos “micro variation” [J]. *Control and Decision*, 2021, 36(8): 2042-2048.)
- [16] 李自成, 张赛, 王后能, 等. 基于混合差分遗传算法的Bouc-Wen迟滞模型辨识策略[J]. *控制与决策*, 2021, 36(2): 371-378.
(Li Z C, Zhang S, Wang H N, et al. Bouc-Wen hysteresis model identification strategy based on hybrid differential genetic algorithm[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(2): 371-378.)
- [17] 马艳芳, 应斌, 周晓阳, 等. 基于冲突合作关系的生鲜选址-路径多主体优化模型与算法[J]. *系统工程理论与实践*, 2020, 40(12): 3194-3209.
(Ma Y F, Ying B, Zhou X Y, et al. Multi-agent optimization model and algorithm for perishable food location-routing problem with conflict and coordination[J]. *Systems Engineering—Theory & Practice*, 2020, 40(12): 3194-3209.)

作者简介

吴军(1990—),男,讲师,博士,从事供应链管理、决策与优化等研究, E-mail: wujun2021@zufe.edu.cn;

张雷(1978—),男,教授,博士生导师,从事应急决策与风险管理等研究, E-mail: leinuo_zhang@zufe.edu.cn.