

# 控制与决策

Control and Decision

## 多色服装裁剪分床计划复合优化算法

吴祥, 董辉, 俞立, 张文安

引用本文:

吴祥, 董辉, 俞立, 张文安. 多色服装裁剪分床计划复合优化算法[J]. *控制与决策*, 2022, 37(6): 1531–1540.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1749>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 基于复杂昂贵仿真的体系效能多目标优化

Complex and expensive simulation based multi-objective optimization to system-of-system effectiveness

*控制与决策*. 2021, 36(3): 589–598 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0844>

### 基于多种群分解预测的动态多目标引力搜索算法

Dynamic multi-objective gravitational searching algorithm based on multi-population decomposition prediction

*控制与决策*. 2021, 36(12): 2910–2918 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1002>

### 自适应Jaya算法求解多目标柔性车间绿色调度问题

Multi-objective flexible job shop green scheduling problem with self-adaptive Jaya algorithm

*控制与决策*. 2021, 36(7): 1714–1722 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1773>

### 铁路集装箱中心站资源分配与作业调度联合优化

Integrating optimization of resource allocation and handling scheduling in railway container terminal

*控制与决策*. 2021, 36(12): 3063–3073 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0597>

### 自适应直觉模糊相异直方图裁剪的图像增强算法

Adaptive intuitionistic fuzzy dissimilar histogram clipping image enhancement algorithm

*控制与决策*. 2021, 36(12): 2919–2928 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0845>

# 多色服装裁剪分床计划复合优化算法

吴祥, 董辉<sup>†</sup>, 俞立, 张文安

(浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310023)

**摘要:** 服装生产工业中, 服装裁剪分床计划是工艺流程的第 1 个步骤, 对生产管理和成本控制起决定性作用, 而大批量不规则多色服装裁剪分床是关键难题, 其本质是一个 NP 难的非线性优化问题. 针对该问题, 提出一种基于 NSGAI 的复合优化算法, 首次将多目标进化算法应用于裁剪分床计划问题中. 首先, 建立多色服装裁剪分床多目标进化优化模型, 以生产过剩量最小和分床数量最少为优化目标; 其次, 采用岭回归解耦策略将分床优化问题中的尺码组合方案和铺布层数方案进行线性解耦, 从而提高求解精度; 再次, 采用实数编码方式对分床方案进行编码, 提高算法运行效率; 最后, 通过实际应用案例和算法对比实验, 验证所提出算法在求解精度和效率上相比传统启发式算法和优化软件工具优势明显. 实际应用案例表明, 所提出算法能够有效地优化裁剪部门生产管理, 减少布料浪费和生产设备投入, 具有很好的应用价值和参考意义.

**关键词:** 多色服装; 不规则订单; 裁剪分床计划; NSGAI; 岭回归; 实数编码

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyj.2020.1749

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 吴祥, 董辉, 俞立, 等. 多色服装裁剪分床计划复合优化算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(6): 1531-1540.

## Hybrid optimization algorithm for cut order planning of multicolor garment

WU Xiang, DONG Hui<sup>†</sup>, YU Li, ZHANG Wen-an

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

**Abstract:** Cut order planning (COP) is the first stage of the garment manufacturing process and plays an important role in the production management and cost control. COP for large scale and irregular multicolor garment orders remains a key issue, and it is an NP (non-deterministic polynomial)-hard nonlinear optimization problem. To deal with this issue, a hybrid optimization algorithm based on NSGAI is proposed, which is the first time applying the multi-objective evolutionary algorithm (MOEA) to solve the COP problem. Firstly, the MOEA model for multicolor COP is established to minimize the production excess and the number of cutting table. Then, the ridge regression decoupling method is utilized to decouple the size combination scheme and the spreading layer scheme to improve the accuracy of solutions. Meanwhile, the real-number encoding strategy is used to encode COP solutions to promote the solving efficiency. Finally, application cases and comparison experiments of several algorithms are carried out. The results show that the devised algorithm has obvious advantages in accuracy and efficiency over heuristic algorithms and optimization software. As a result, the hybrid optimization algorithm can effectively optimize the production management of the cutting department, thereby reducing the cost of fabric and setup, and has significant application and reference value.

**Keywords:** multicolor garment; irregular order; cut order planning; NSGAI; ridge regression; real-number encoding

## 0 引言

在当下服装行业中, 定制化生产模式逐渐取代了以产定销的传统批量生产模式, 企业根据客户订单需求进行成本最优生产, 避免过多服装剩余量和库存, 优化企业利益和发展<sup>[1]</sup>. 同时, 随着服装电子商务的高速发展, 对服装产品的多样化、个性化提出更高要

求<sup>[2]</sup>, 优化服装行业生产模式势在必行. 服装生产流程包括: 裁剪分床计划 (cut order planning, COP)、马克排样、铺布、裁剪、缝纫、成品处理等步骤<sup>[3]</sup>. COP 作为生产流程的第 1 步骤, 对布料利用率、生产成本和生产效率都有重大影响, 对服装 COP 的研究具有显著的实际意义和经济价值.

收稿日期: 2020-12-15; 录用日期: 2021-03-29.

基金项目: NSFC-浙江两化融合联合基金项目 (U1709213); 浙江省重点研发计划项目 (2020C01109).

责任编辑: 刘民.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: hdong@zjut.edu.cn.

COP是企业根据服装订单信息(数量、颜色、尺码等)规划需要投入的裁床设备数量、各尺码马克的摆放数量以及各颜色布料的铺布层数,以满足企业生产需求,使得生产成本最优<sup>[4]</sup>. 因此,COP过程受到服装数量、颜色、尺码、裁床设备等多个变量的影响,其本质是一个非线性整数规划问题,也是一个NP (non-deterministic polynomial, 非确定型多项式) 完全问题<sup>[5]</sup>. 多色服装COP过程如图1所示. 首先,规划放置在顶层模板图案(pattern)中的衣服马克(marker)数

量,马克可以全是同一尺码(size),也可以是不同尺码;然后,规划模板图案下不同颜色布料的铺布层数;最后,求解得到满足企业生产需求的多个模板图案和铺布策略组合. 因此,COP问题主要是求解: 1) 尺码组合方案,即某尺码马克在不同模板图案上的铺放件数; 2) 铺布层数方案,即某颜色布料在不同模板图案下的铺布层数. 同时,需要考虑实际的加工条件约束和生产成本限制,如最大裁剪高度(铺布层数)、裁床面积、可使用裁床数量等.

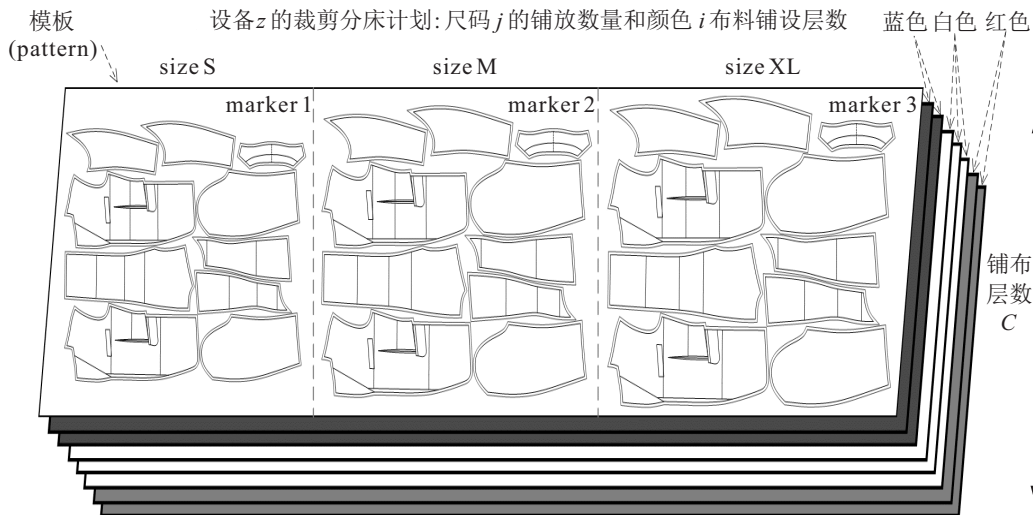


图1 裁剪分床计划示意图

多年来,COP求解手段随着服装生产水平共同发展,传统裁剪分床工艺完全依靠人工经验<sup>[6]</sup>,然而,随着市场需求的多样化发展,企业接收到的定制化服装订单具有颜色多、数量大、不规则等特征,人工经验方法难以合理解决其复杂的COP问题. 因此,智能优化算法广泛应用于COP求解中,基于启发式算法的求解手段成为主要发展趋势,如模拟退火(simulated annealing, SA)、遗传算法(genetic algorithm, GA)、蚁群算法(ant colony, AC)、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)等<sup>[7-12]</sup>. 值得注意的是,服装颜色的多样性将大大增加上述优化算法的计算复杂度<sup>[13-15]</sup>. 单色服装COP(single-color cop, SCOP)和多色服装COP(multicolor cop, MCOP)问题中,主要区别在于铺布层数方案的变化,前者铺布层数方案是一维向量,而后者铺布层数方案为二维矩阵,表明了两者耦合程度和复杂度的巨大区别. 此外,服装订单的不规则性也严重影响了COP问题的复杂度和求解精度. 因此,当下定制化服装订单的不规则性和颜色多样性严重影响了启发式算法求解MCOP问题的效率和可行性.

在企业实际生产中,MCOP旨在使布料成本和加

工成本最优,是一个典型的多目标优化问题. 现有研究将裁剪过程中的各类成本综合考虑到优化目标中,将COP转换成单目标优化问题<sup>[16]</sup>,然而实际生产管理还需考虑可用设备、员工等多种因素,导致此类处理方法求解得到的COP方案灵活性差,具有较大局限性. 相对而言,采用多目标进化算法<sup>[17]</sup>对MCOP求解更符合实际需求,可得到更为合理的解决方案. 因此,本文针对定制化不规则多色服装的MCOP问题,提出一种基于NSGAI(nondominated sorting genetic algorithm, 非支配排序遗传算法)<sup>[18-19]</sup>的复合优化算法,主要工作如下:

1) 建立MCOP多目标进化优化模型,首次采用多目标进化算法求解MCOP问题,综合权衡MCOP中的生产误差、使用设备数量、颜色种类、尺码大小等因素,可得到合理的MCOP最优解集合.

2) 提出解决MCOP问题的复合优化算法;在NSGAI算法基础上,结合岭回归解耦策略,对尺码组合方案和铺布层数方案进行线性解耦,提高求解精度和求解效率;通过实例与典型启发式算法和优化软件工具进行对比分析,论证了所提出方法的优越性,给服装裁剪部门提供了很好的参考意义.

## 1 COP研究综述

服装裁剪分床是服装加工生产的关键工序,对其进行科学解析可追溯到20世纪80年代,随后国内外学者对COP问题展开了持续、广泛的研究。

在服装行业发展初期,分床工艺完全依靠人工经验方法,郑瑞平<sup>[6]</sup>将其总结为比例分床、分组分床、并床分床和加减分床。Rose等<sup>[20]</sup>提出一种精确的两阶段枚举方法解决COP问题,第1阶段生成铺布层数可行解集,第2阶段对可行解集进行检验,搜索所有COP可行解,并考虑了基于SD(style distribution)树和MF(marker filling)树两种枚举方法的实现。然而,人工经验法主要用于解决简单规整的服装订单COP问题。因此,基于数学描述和优化手段求解COP问题成为主流方向,可建立考虑成本最优、剩余量最少、使用设备量最少等的优化模型,并采用线性优化方法、启发式算法、优化软件工具对其进行求解。

Elomri等<sup>[16]</sup>首次对COP问题进行数学描述,以裁剪总成本(包括铺设成本、裁剪成本、布料成本、废料和耗时成本等)最低为目标建立了其非线性非连续优化模型,采用Gomory割平面法求解整数规划结果。Jacobs-Blecha等<sup>[5]</sup>同样以裁剪总成本最低为优化目标建立COP优化模型,采用3种贪婪启发式算法进行求解,并证明了COP是一个NP完全问题。Degraeve等<sup>[13]</sup>针对COP问题提出一种非线性混合整数规划模型,并简化得到了相应的线性整数规划模型,采用整数规划求解器OMP进行求解。随后,进一步完善上述工作<sup>[14]</sup>,通过优化模板图案上的马克排放数量约束,分别给出两种新的COP模型,可大大减少算法求解时间,采用优化软件LINDO实现求解。Degraeve等<sup>[13]</sup>将数学模型扩展到MCOP问题中,通过固定模板图案数量简化了求解过程,实验结果表明,其求解MCOP的效率远远低于SCOP,并且当订单规模较大时求解时间急剧增加。De等<sup>[4]</sup>考虑分别使用2台和3台裁床实施COP的情况,以生产过剩量最少为优化目标,分别建立其整数二次规划模型,并采用LINGO优化软件进行了求解。Ünal等<sup>[21]</sup>针对COP问题以整体铺布长度最短为优化目标,建立其混合整数非线性规划数学模型,采用LINGO优化软件求解了4个案例的分床结果。一般而言,针对复杂服装订单的COP问题,优化软件工具往往无法得到最优结果。

Martens<sup>[22]</sup>针对文献[13]提出的两种模型,分别设计了两种编码方式的GA进行求解:GA1和GA2。GA1中引入修复策略处理裁床长度的约束条件,GA2采用基于图式的一点或两点交叉操作。Wong

等<sup>[15]</sup>针对COP优化问题,建立关于布料成本、劳力成本和设备成本的综合成本优化模型,提出了基于自适应进化策略的GA方法求解得到近似最优的COP方案,考虑了MCOP问题,然而仅存在两种颜色服装时的优化结果中,服装过剩量已经相对较大。Abeysooriya等<sup>[8]</sup>针对COP问题,提出了一种标准的遗传算法(canonical genetic algorithm, CGA),旨在优化每个模板图案上所包含的不同尺码马克的数量,同时计算得到相应的铺布层数,使得成本最小化。随后,为了进一步提高CGA的计算效率,引入启发式算法对CGA的编码机制进行改进,定义新的掩码编码串以减少算法种群规模<sup>[9]</sup>。Yang等<sup>[10]</sup>针对COP问题提出了基于AC的复合优化算法:ACIP(advisory committee on immunisation practices),第1步采用AC策略选择合适的模板图案组合,第2步采用整数规划模型求解每个颜色布料的铺布层数,从而求解使得总成本最低的次优结果,该研究考虑了两种颜色服装订单情况。Tsao等<sup>[11]</sup>以布料成本、设备成本和过剩量为优化目标建立了COP问题混合整数规划模型,设计基于模拟退火遗传算法(SA-GA)和基于禁忌搜索的遗传算法(TS-GA),首次将禁忌搜索(tabu search, TS)算法应用于COP问题中,通过实际案例对比了GA、SA、TS、SA-GA和TS-SA算法的性能。江丽林等<sup>[23]</sup>以裁剪数量误差最小为优化目标建立COP模型,设计了自适应加速因子PSO算法,在给出裁床数量的前提下,先后对尺码组合方案和铺布层数方案进行优化。Bouziri等<sup>[3]</sup>和M'hallah等<sup>[12]</sup>将服装加工中的COP问题和二维排样问题(two-dimensional layout, TDL)综合考虑为CT( $CT = COP + TDL$ )问题,设计了4种启发式算法进行求解:1)构造启发式算法;2)基于SA的随机局部改进启发式算法;3)基于GA的全局改进启发式算法;4)遗传退火算法GAn。

此外,一些搜索方法和混合方法也被用于求解COP问题。Nascimento等<sup>[24]</sup>基于图论模型提出一种状态空间搜索方法对COP问题进行求解,将每个COP解决方案定义为图的一个节点,连接节点的边表示决策变量的增加,由节点和边构成的路径表示逐渐进化的过程,最后采用基于权重的搜索方法和贪婪搜索方法分别对34个案例进行搜索计算,然而该方法无法判断是否得到最优解,且针对两种颜色和两个尺码的搜索图结构呈指数增长,搜索时间急剧增加。刘艳梅等<sup>[7,25]</sup>针对大规模定制化服装订单的COP问题,建立了投入裁床数量最少的数学模型,提出基于概率搜索和GA的两阶段优化方法,分别对尺码组

合方案和铺布层数方法进行优化. 林文杰等<sup>[26]</sup>结合枚举方法与PSO算法求解COP问题,对尺码组合方案进行枚举的同时采用PSO优化求解铺布层数方案.

综上所述,多色服装订单的MCOP问题相关研究较少,尤其针对规格多样化且不规律的服装订单,现有的启发式优化算法和优化软件工具求解其MCOP问题具有较大局限性.在实际生产中,解决MCOP问题的主要手段往往是将各颜色直接分开进行裁剪规划,当面对颜色多、数量大的不规则订单时需要的裁床设备数量众多,使加工成本急剧增加.因此,定制化生产模式下的大批量多色服装的MCOP问题仍是服装生产工艺中的关键难题.

## 2 MCOP问题描述及建模

### 2.1 问题描述

大批量多色服装订单MCOP问题的特性在于服装订单的不规则性、可使用设备的不确定性、生产成本因素的多变性以及多个优化目标的冲突性.若要实现无差生产,则往往需要数量较多的裁床设备,加工成本随之上升;反之,如果可供使用的裁床设备数量较少,则服装生产误差数量无法得到很好地控制.因此,采用多目标算法求解MCOP问题,优化服装生产数量误差和裁床设备数量,给企业管理者提供多种解决方案,符合裁剪部门实际需求.

多色服装的MCOP问题可描述为:存在多尺码、多颜色的服装订单,订单中的服装款式相同,采用同种材质布料进行加工生产,使用多台设备参数相同的裁床进行裁剪,每台设备上可铺设多种颜色布料.相关参数如下:

$O$ : 裁剪服装订单编号;

$N_O$ : 订单中各尺码服装数量总和;

$S$ : 订单中含有的不同尺码种类;

$C$ : 订单中含有的服装颜色种类;

$M$ : 生产订单 $O$ 需要的裁床数量;

$a_{cs}$ : 订单中尺码 $s$ 和颜色 $c$ 的服装待产数量;

$b_{ms}$ : 尺码 $s$ 的马克在裁床 $m$ 的模板图案中的摆放件数;

$l_{mc}$ : 颜色 $c$ 布料在裁床 $m$ 上的铺布层数;

$M_{\max}$ : 可供使用的裁床设备数量;

$B_{\max}^s$ : 尺码 $s$ 的马克在裁床 $m$ 的模板图案中允许摆放的最大件数;

$B_{\max}$ : 裁床 $m$ 上允许摆放的马克最大件数;

$L_{\max}$ : 裁床最大裁剪层数.

服装订单描述矩阵 $A_O$ 为

$$A_O = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1s} & \cdots & a_{1S} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2s} & \cdots & a_{2S} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{c1} & a_{c2} & \cdots & a_{cs} & \cdots & a_{cS} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{C1} & a_{C2} & \cdots & a_{Cs} & \cdots & a_{CS} \end{bmatrix}. \quad (1)$$

尺码组合方案描述矩阵 $B_O$ 为

$$B_O = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1s} & \cdots & b_{1S} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2s} & \cdots & b_{2S} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{m1} & b_{m2} & \cdots & b_{ms} & \cdots & b_{mS} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{M1} & b_{M2} & \cdots & b_{Ms} & \cdots & b_{MS} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

铺布层数方案描述矩阵 $L_O$ 为

$$L_O = \begin{bmatrix} l_{11} & l_{12} & \cdots & l_{1c} & \cdots & l_{1C} \\ l_{21} & l_{22} & \cdots & l_{2c} & \cdots & l_{2C} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{m1} & l_{m2} & \cdots & l_{mc} & \cdots & l_{mC} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{M1} & l_{M2} & \cdots & l_{Mc} & \cdots & l_{MC} \end{bmatrix}. \quad (3)$$

根据上式可得服装订单的生产总量 $A'_O$ 和描述矩阵关系为

$$A'_O = L_O^T \cdot B_O, \quad (4)$$

可得生产误差 $E_O$ 为

$$E_O = A_O - A'_O. \quad (5)$$

综上分析,本文的目的是求解矩阵 $B_O$ 和 $L_O$ ,使服装生产误差 $E_O$ 最小并使生产投入裁床设备数量 $m$ 最少.

### 2.2 数学建模

本文MCOP优化目标为生产误差最小以及投入的裁床设备最少,建立多目标函数为

$$\min F = (F_1, F_2). \quad (6)$$

$$F_1 = |E_O| = \sum_{c=1}^C \sum_{s=1}^S \left| a_{cs} - \sum_{m=1}^M b_{ms} \times l_{mc} \right|, \quad (7)$$

$$F_2 = m. \quad (8)$$

由式(7)可知,生产中允许服装数量误差出现负数情况.同时,实际裁剪生产过程中存在着若干约束条件,主要有裁剪刀具/激光决定的层数高度、裁床面积决定的马克摆放件数、企业可供使用的裁床设备数量,则MCOP的约束条件可描述如下:

层数约束:  $0 \leq \sum_{c=1}^C l_{mc} \leq L_{\max}, \forall m \in \{1, M\}$ ;  
 裁床数量约束:  $0 \leq M \leq M_{\max}$ ;  
 裁床面积约束:  $0 \leq \sum_{m=1}^M b_{ms} \leq B_{\max}, \forall s \in \{1, S\}$ ;  
 单尺码在模板上摆放件数约束:  $0 \leq b_{ms} \leq B_{\max}^s$ ;  
 变量整数约束:  $m, s, c, b_{ms}, l_{mc} \in N$ .

本文针对裁床面积约束表示为裁床模板图案中可以摆放服装马克的总数,实际生产中企业往往在模板图案上摆放多个不同尺码的马克,再通过排样优化过程最大化布料的利用率.因此,本文对单个尺码马克的摆放最大件数也进行了约束.此外,裁床数量可以理解为裁床设备的数量,也可以理解为1台裁床需要进行相应次数的裁剪作业.由此可知,MCOP问题是典型的非线性多目标整数规划问题.

### 3 MCOP复合优化方法

本文提出基于NSGAII的复合优化算法,用于解决MCOP问题.针对上述非线性多目标优化模型,采用岭回归解耦策略,将尺码组合方案 $B_O$ 和铺布层数方案 $L_O$ 进行线性解耦,降低问题复杂度,提高优化求解精度.采用实数编码机制,并优化算法部分环节,提高算法效率和性能.

#### 3.1 编码与种群初始化

由式(4)可知,当求解得到尺码组合矩阵 $B_O$ 后,根据订单矩阵 $A_O$ 通过线性解耦可解得铺布层数矩阵 $L_O$ .基于岭回归思想,对MCOP描述矩阵解耦如下:

$$L_O = (B_O B_O^T + \lambda I)^{-1} \times B_O A_O^T \quad (9)$$

其中: $I$ 为 $m \times m$ 的单位阵, $\lambda$ 为足够小的正数.岭回归策略通过在尺码组合矩阵求逆过程中加入正则项,有效解决矩阵奇异问题.

根据上述分析,对裁剪分床方案编码过程中需要包含尺码组合矩阵 $B_O$ 以及裁床设备数量 $M$ 的信息,设计组合编码方式如下:

$$\text{code} = 1 + S \times M_{\max}, \quad (10)$$

其中个体的第1位表示裁床数量 $M$ ,后续位数表示所有裁床上的尺码组合方案.假设最多采用4台裁床对5种尺码的订单进行裁剪分床,即 $M_{\max} = 4, S = 5$ ,则 $\text{code} = 21$ ,表示个体编码长度为21位正整数,染色体{4 21031 22130 11202 01232}说明在第1台裁床上的各尺码马克摆放数量分别为2/1/0/3/1个.为了使生成的种群符合生产约束条件,需对每个MCOP方案个体进行约束,使裁床数量和马克摆放数

量满足企业生产要求,设定个体最大值约束如下:

$$\text{code\_value}_{\max} = [M_{\max} \underbrace{B_{\max}^s \cdots B_{\max}^s}_{S \times M_{\max}}]. \quad (11)$$

设定种群规模为 $N_c$ ,根据上述编码和解耦策略对种群进行初始化,初始化算法流程如下:

#### 算法1 MCOP种群初始化算法.

step 1: 随机生成在1.5倍种群个体 $1.5N_c$ .

step 2: 线性解耦及误差计算:

step 2.1: 根据个体的第1位数值裁床数量 $M$ 提取出 $S \times M$ 的尺码组合矩阵 $B_O$ ;

step 2.2: 采用岭回归解耦得到铺布层数矩阵 $L_O$ ;

step 2.3: 判断铺布层数是否在约束范围内;

step 2.4: 计算当前方案个体的生产误差.

step 3: 计算个体适应度,按照误差进行排序.

step 4: 选取出排序靠前的 $N_c$ 个种群个体,形成初始种群.

#### 3.2 子代种群生成

子代种群生成过程决定了多目标进化算法迭代优化方向,必须向适应度更好的方向前进,生成过程主要包含选择、交叉和变异操作.

##### 1) 锦标赛选择策略.

本文采用二元锦标赛策略选择种群个体进入子代交配池.从父代种群中随机选取2个分床方案个体,比较个体间的偏序面大小,选择偏序面较小的个体,若偏序面的序号相同,则选择聚集距离较大的个体.以2个个体为1个组合放入交配池中,并重复上述锦标赛选择 $N_c/2$ 次,得到种群数量为 $N_c$ 的交配池.从而使适应度和分布性更好的个体选入交配池中,同时确保部分个体最多重复出现2次,避免多次重复选取.

##### 2) 模拟二进制交叉算子.

COP方案个体为实数编码,采用模拟二进制交叉算子对1组个体进行交叉操作,子代个体计算方式为

$$\begin{cases} C_i^1 = [(P_i^1 + P_i^2) + \beta \cdot (P_i^1 - P_i^2)]/2, \\ C_i^2 = [(P_i^1 + P_i^2) - \beta \cdot (P_i^1 - P_i^2)]/2. \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} \beta = (2\mu)^{1/(1+d_c)}, \mu \leq 0.5; \\ \beta = (2 - 2\mu)^{-1/(1+d_c)}, \mu > 0.5. \end{cases} \quad (13)$$

其中: $C_i^1$ 和 $C_i^2$ 为选择操作中由1组父代 $P_i^1$ 和 $P_i^2$ 生成得到的1组子代; $\mu$ 为0~1之间的随机数; $\beta$ 由交叉分布因子 $d_c$ 动态随机产生, $d_c$ 越大,则子代逼近父代的概率越大.

##### 3) 贪婪多项式变异算子.

针对交叉算子得到的COP方案子代种群,采用多项式变异策略对其进行变异操作,并引入贪婪思

想进行局部多次循环变异,产生适应度更好的变异个体.其中,多项式变异算子计算如下:

$$C_k = C_k + \delta \cdot (C_{\max} - C_{\min}). \quad (14)$$

$$\delta = \begin{cases} [2\mu + (1 - 2\mu)(1 - \delta_1)^{1+d_m}]^{\frac{1}{1+d_m}} - 1, & \mu \leq 0.5; \\ 1 - [2(1 - \mu) + 2(\mu - 0.5)(1 - \delta_2)^{1+d_m}]^{\frac{1}{1+d_m}}, & \mu > 0.5. \end{cases} \quad (15)$$

其中: $C_k$ 为变异操作的第 $k$ 代种群; $C_{\max}$ 和 $C_{\min}$ 分别为种群的上下界, $\delta_1 = (C_k - C_{\min}) / (C_{\max} - C_{\min})$ , $\delta_2 = (C_{\max} - C_k) / (C_{\max} - C_{\min})$ ; $\mu$ 为0~1之间的随机数; $\delta$ 由变异分布因子 $d_m$ 动态随机产生.在贪婪变异过程中,同时对子代种群中的每个方案个体进行约束检查,得到局部较优的变异个体,最终形成新的子代种群.综合上述步骤可得子代种群生成算法流程如下.

#### 算法2 MCOP子代种群生成算法.

step 1: 二元锦标赛选择操作形成交配池:

step 1.1: 以2个分床方案个体为1组对比偏序面大小,选择较小者进入交配池;

step 1.2: 相同偏序面上的个体对比其聚集距离,聚集距离大者进入交配池;

step 1.3: 重复操作 $N_c/2$ 次,得到种群数量为 $N_c$ 的交配池.

step 2: 模拟二进制交叉操作.

step 3: 贪婪多项式变异操作:

step 3.1: 个体进行变异操作,对比先后的适应度;

step 3.2: 选择适应度更好的个体进入交配池;

step 3.3: 子代种群裁剪约束条件检查;

step 3.4: 重复上述步骤,形成规模为 $N_c$ 的子代种群.

### 3.3 NSGAI复合算法流程

NSGAI是基于支配的多目标进化算法,在多目标优化过程中由个体间的支配关系确定进化方向.本文针对MCOP问题设计的优化目标为生产误差 $F_1$ 和裁床数量 $F_2$ ,在算法迭代过程中根据上述指标构造非支配集(Pareto最优解集),同时为了保证种群的多样性和分布性,通过个体的聚集距离进行筛选.从而在不断进化过程中,为了将优秀的种群个体保留到下一代,设计了一种改进的精英保留策略.新种群的生成过程如图2所示.

首先,由父代COP方案种群 $P_O$ 通过遗传获得子代种群 $O_O$ ;其次,将2个种群进行混合,扩大种群规模,得到种群个体数量为 $2N_c$ ;再次,对个体进行非支配分类排序,并根据需要计算分类的聚集距离,得到

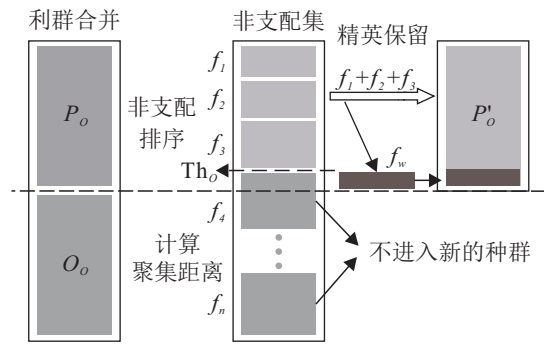


图2 新种群生成示意图

合并种群的非支配集;最后,从非支配集中按照偏序面排序依次选取 $N_c$ 个COP方案个体进入新种群 $P'_O$ 中.由于COP方案解集的分布性,通过非支配排序后往往得到较多的偏序面,为了进一步加快优化算法的收敛速度,设定进入新种群的偏序面阈值 $Th_0$ ,即小于阈值的偏序集 $f_1$ 、 $f_2$ 、 $f_3$  ( $\leq Th_0$ )才能进入新种群 $P'_O$ ,大于阈值的偏序集直接舍弃,针对种群数量需要补足的 $N_c - (f_1 + f_2 + f_3)$ 部分由进入新种群的个体交叉操作后得到,最终形成规模为 $N_c$ 的新种群 $P'_O$ .

算法3 NSGAI复合优化算法.综上所述,基于NSGAI的裁剪分床复合优化算法流程可描述如下.

step 1: pop = initial\_pop(). //产生满足约束的初始种群

step 2: for  $i = 1$ : iterations{ //迭代优化求解

step 3:  $P_i = \text{NSGAI\_Gen}(\text{pop})$ . //遗传操作得到子代种群

step 3.1: Mating(pop); //二元锦标赛形成交配池

step 3.2: Crossover(pop); //模拟二进制交叉操作

step 3.3: Mutation(pop). //贪婪多项式变异操作

step 4:  $\bar{P}_i = P_{i-1} + P_i$ . //合并种群

step 5: Sort( $\bar{P}_i$ ). //非支配排序,得到非支配集

step 6: CrowdDis( $\bar{P}_i$ ). //计算聚集距离

step 7:  $P'_i = P_i \cup f_j[1 : Th_0] \cup (f_j \otimes f_j)$ . //改进的精英保留操作

step 8: fitness = Fit( $P'_i$ ). //计算新种群适应度

step 9: if  $i > \text{iter}$  or fitness < Fit break. //判断是否满足退出条件

step 10: } end. //结束迭代优化

在算法3中,多色服装MCOP优化算法流程主要对包含裁床数量 $m$ 和尺码组合方案 $B_O$ 进行直接求解,铺布层数方案 $L_O$ 通过岭回归解耦计算得到,并用于生产误差和适应度的计算.同时,在算法优化过程中加入了对分床方案个体的生产约束限制.算法结束条件往往设置为优化迭代次数或者企业要求的最高生产误差数量.最终,可求解得到关于裁床数量和生产误差的最优解集,包含多组合理的可行方案,供

企业裁剪管理部门参考抉择。

### 4 应用案例与对比分析

本节针对浙江某企业对定制化多色服装订单MCOP问题的实施方案需求,采用所提出的复合优化算法对给出的4个不同服装订单(如表1所示)进行优化求解,并与在COP现有研究中应用较多的GA、LINGO优化软件以及文献[11]中提出的SA-GA算法进行对比分析。给出两部分实验:1)复合算法应用于4个不同订单;2)复合算法(NSGAI-TR)、NSGAI算法、GA、基于岭回归的GA(GA-TR)、LINGO、SA-GA的对比实验。实验电脑配置为:处理器Intel(R)Core(TM)i7,CPU主频1.80GHz,内存8GB,操作系统Windows 10,算法计算平台Matlab R 2018 b。

表1 4个服装订单 单位:件

订单编号	颜色	尺码					
		XS	S	M	L	XL	XXL
1	白色	100	200	200	200	100	0
	红色	150	250	230	210	80	0
	蓝色	100	230	230	140	120	0
2	白色	56	128	150	216	109	55
	红色	56	128	150	216	109	55
	蓝色	56	128	150	216	109	55
3	黑色	88	250	154	148	213	0
	米色	88	125	227	224	156	0
	黄色	68	104	130	240	116	0
	蓝色	68	124	160	270	135	0
4	黑色	107	185	230	252	80	0
	米色	114	187	228	252	42	0
	黄色	65	123	145	77	25	0
	蓝色	123	83	223	165	88	0
	灰色	87	153	255	156	118	0

实验参数给定如下:最大可用裁床数量  $M_{max} = 10$ ,最高铺布层数  $L_{max} = 120$ ,单台裁床允许摆放马克最大件数  $B_{max} = 10$ ,单个尺码允许摆放最大件数  $B_{max}^s = 3$ ,企业允许最大生产误差  $E_a = 2\%$ ,裁剪分床方案个体种群数量  $N_c = 200$ ,交叉因子  $d_c = 0.9$ ,变异因子  $d_m = 0.1$ ,岭回归参数  $\lambda = 10^{-6}$ ,迭代次数  $iter = 5000$ 。实验过程中,当生产误差重复  $t_n = 20$ 次都满足企业要求时终止迭代。

#### 4.1 NSGAI复合算法应用案例

如表1所示,各服装订单的颜色、尺码规格及需求数量均已详细给出。其中,订单1为规则订单,订单2三种颜色下的各尺码数量一致,订单3和订单4为不规则订单,后者多1种颜色。采用NSGAI-TR求解上述不同规格订单的MCOP问题,取算法某次求解得到的最优解集的前5组方案结果如表2所示。针对订单1,采用人工经验法进行裁剪分床,将各颜色分开裁

剪,在满足生产约束条件时如需实现无差生产,需要7台裁床,对应的尺码组合方案  $B_{O1}$  和铺布层数方案  $L_{O1}$  分别为

$$B_{O1} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 2 & 1 \\ 1 & 3 & 2 & 2 & 1 \\ 7 & 1 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 5 & 5 \\ 1 & 2 & 2 & 1 & 1 \\ 0 & 3 & 3 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}, L_{O1} = \begin{bmatrix} 100 & 0 & 0 \\ 0 & 80 & 0 \\ 0 & 10 & 0 \\ 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 100 \\ 0 & 0 & 10 \\ 0 & 0 & 10 \end{bmatrix}.$$

表2 4个服装订单

订单编号	服装件数	方案	误差(件)	床数(台)	误差率/%
1	2540	1	0	5	0
		2	0	7	0
		3	3	6	0.12
		4	3	7	0.12
		5	3	8	0.12
2	2142	1	0	6	0
		2	0	10	0
		3	3	9	0.14
		4	6	6	0.28
		5	7	7	0.33
3	3088	1	7	10	0.23
		2	8	8	0.26
		3	9	6	0.29
		4	11	8	0.36
		5	11	9	0.36
4	2540	1	5	9	0.14
		2	13	10	0.36
		3	14	6	0.39
		4	14	10	0.39
		5	16	9	0.45

NSGAI-TR算法求解所得的最优结果只需5台裁床(如表2订单1的方案1所示),相应的尺码组合方案  $B_{O1}$  和铺布层数方案  $L_{O1}$  分别为

$$B_{O1} = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 3 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 2 & 2 & 2 & 1 \\ 1 & 3 & 2 & 2 & 0 \\ 1 & 2 & 2 & 3 & 2 \end{bmatrix}, L_{O1} = \begin{bmatrix} 0 & 2 & 38 \\ 50 & 36 & 34 \\ 0 & 36 & 4 \\ 0 & 20 & 0 \\ 50 & 20 & 20 \end{bmatrix}.$$

根据上述结果对比可知,复合算法在尺码组合和铺布层数上均进行了更加合理的分配,从而减少了裁床使用数量。

由表2可见,NSGAI-TR算法针对4个不同类型服装订单均获得了优越的COP方案最优解集,裁剪生产误差都远远小于企业要求指标,尤其是针对大规模定制化不规则订单,所得分床方案非常合理,而此类订单依靠人工经验求解十分困难,且误差往往很

大. 显然, 订单的规模和不规则性越大, 生产误差率相对越难控制. 此外, 在订单4的5个裁剪分床方案中, 方案1得到的生产误差较小, 方案3使用的裁床设备数量更少, 那么裁剪部门管理者可根据布料成本和客户要求, 对这两个裁剪方案进行权衡选择. 假设布料成本较低, 则可以选择方案3作为最终的裁剪分床方案, 使得整体成本最优, 对应的尺码组合矩阵  $B_{O4}$ 、铺布层数矩阵  $L_{O4}$  和误差矩阵  $E_{O4}$  分别为

$$B_{O4} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 3 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 1 & 3 \\ 1 & 1 & 2 & 3 & 0 \\ 1 & 3 & 2 & 1 & 0 \\ 3 & 1 & 3 & 2 & 1 \end{bmatrix}, L_{O4} = \begin{bmatrix} 9 & 13 & 15 & 18 & 28 \\ 33 & 30 & 0 & 0 & 3 \\ 18 & 4 & 0 & 12 & 24 \\ 34 & 38 & 4 & 23 & 14 \\ 25 & 29 & 31 & 0 & 22 \\ 16 & 16 & 10 & 33 & 17 \end{bmatrix},$$

$$E_{O4} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & -3 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

值得说明的是, 上述方案3的生产误差总数为14件, 误差件数中各型号衣服的整体过剩量和不足量分别为7和-7, 即  $\text{sum}(E_{O4}(\cdot)) = 0$ , 服装生产的最终的数量与要求数量是一致的, 这也是企业可接受的“零误差”生产.

#### 4.2 对比分析

为了对比所提出的 NSGAI-TR 算法的优越性, 将其与目前在 COP 研究中采用较多的 GA 算法、使用广泛的优化软件工具 LINGO 以及最近研究文献中所提出的 SA-GA 算法进行对比分析. 结果表明了算法中引入实数编码和岭回归解耦策略的效果. 关于算法对比实验进行如下几点说明:

1) GA、GA-TR 和 SA-GA 算法采用二进制编码, 由于三者是单目标优化方法, 针对本文 MCOP 问题中的生产误差和裁床数量两个优化目标情况, 采用线性加权法将多目标问题转换为单目标问题, 给定优化目标函数为  $F_3 = w_1 F_1 + w_2 F_2$ , 其中  $w_1$  和  $w_2$  为目标权重因子. 可认为是生产误差带来的布料成本损耗和每台裁床的铺设损耗, 根据实际生产经验假设每台裁床铺设成本为每件衣服成本的15倍, 故设置权重参数为  $w_1 = 1$  和  $w_2 = 15$ .

2) 文献 [11] 所提出的 SA-GA 算法用于求解 SCOP 问题, 其核心思想是在 SA 算法基础上通过引入 GA 交叉算子生成新的邻居种群, 从而优化退火过程中各温度下的新解个体性能, 其父代选取时采用随

机选择策略, 交叉算子采用两点交叉操作. 本实验将其用于求解订单4的 MCOP 问题中, 通过实验法设定退火参数为初始温度  $T_0 = 200$ , 衰减系数  $\alpha = 0.9$ .

3) 由于 MCOP 问题的非线性耦合, 导致 LINGO 优化软件工具无法直接求解 MCOP 问题, 需给出尺码组合矩阵或者铺布层数矩阵信息. 实验采用 LINGO 11.0 版本软件, 给出 NSGAI-TR 算法实验结果中的最优 COP 方案对应的尺码组合矩阵为已知信息, 进而利用 LINGO 求解铺布层数方案.

4) 由于 GA、SA-GA 和 NSGAI 算法直接将裁床数量、尺码组合方案和铺布层数方案编码在一个染色体中, 且个体各部分的数学关系是随机的, 染色体规模与裁床台数成正比关系, 十分庞大. 如裁床台数为10时, 二进制编码染色体长度可达到454位, 导致算法容易陷入局部最优, 在有限时间内往往无法求解出满足企业需求的裁剪分床结果. 此外, 由于 GA 和 SA-GA 算法采用了线性加权的方式将多目标函数转变为单目标函数, 求解时会陷入裁床数量最少的局部最优中. 因此, 给定 GA、SA-GA 和 NSGAI 算法的裁床数量为6~10台5种情况, 并分别进行多次求解.

综上所述, 针对订单4分别采用 NSGAI-TR、GA、GA-TR、SA-GA、NSGAI、LINGO 求解其 MCOP 问题, 每个算法运行50次, 记录其中5个相对最优裁剪分床方案, 得到实验结果如表3所示. 为了更清晰地对比 NSGAI 算法与 NSGAI-TR 算法的优化性能, 给出两者的 Pareto 最优解集如图3所示. 由于 NSGAI 算法会收敛到裁床数量一致的最优解集, 图中直接画出表3中 NSGAI 算法在不同裁床数量下的优化结果, 同时给出了 NSGAI-TR 算法下方案1的 Pareto 最优前端曲线. 由图3和表3结果可知, GA 算法在裁床数量为8~10台时得到了满足企业要求的可行解; NSGAI 在裁床数量为9台和10台时得到了可行解; SA-GA 算法在指定裁床数量范围内未得到可行解, 实验过程中对 SA 参数在合理范围内进行多组测试, 优化结果并未得到改善, 可知文献 [11] 所提出的 SA-GA 算法在求解复杂的 MCOP 问题时优化性能有限. 另一方面, 引入岭回归解耦策略的 GA-TR 算法和 NSGAI-TR 算法每次都求解得到合理的 COP 方案, 且后者得到的5组方案中生产误差都不超过0.25%, 远小于企业设定的误差要求. 同时, NSGAI-TR 算法在生产误差和求解效率上都明显优于 GA-TR 算法, 前者最小生产误差为5件, 获得可行解的最少时间为3.39s. 由实验结果可得出, 基于岭回归思想的解耦策略可有效简化算法编码和 MCOP 求解过程, 提

高算法求解精度,基于实数编码方式能够有效提高算法效率.此外,在LINGO优化软件中,将NSGAII-TR算法得到的5组方案中的裁床数量和尺码组合方案给定为已知信息,求解相应的铺布层数方案和生产结果,只有两个结果满足企业生产需求,且误差率均较大.

表3 针对订单4的算法对比实验结果

优化算法	方案	误差(件)	床数(台)	误差率/%	运行时间/s	迭代次数
GA	1	64	10	1.80	8.68	1137
	2	70	9	1.97	13.45	1633
	3	69	8	1.94	21.60	2667
	4	96	7	2.70	36.54	5000
	5	163	6	4.58	34.67	5000
GA-TR	1	15	9	0.42	8.24	20
	2	17	7	0.48	15.95	20
	3	18	7	0.51	10.92	20
	4	20	8	0.56	10.34	20
	5	22	6	0.62	11.07	20
SA-GA	1	97	10	2.72	67.02	5000
	2	172	9	4.83	65.69	5000
	3	193	8	5.42	66.12	5000
	4	250	7	7.02	68.34	5000
	5	290	6	8.14	67.07	5000
NSGAII	1	49	10	1.38	5.64	214
	2	62	9	1.74	6.78	269
	3	103	8	2.89	84.79	5000
	4	107	7	3.00	87.29	5000
	5	168	6	4.72	88.61	5000
NSGAII-TR	1	5	9	0.14	3.39	20
	2	7	8	0.20	3.54	20
	3	8	7	0.22	3.77	20
	4	8	8	0.22	3.55	20
	5	9	9	0.25	3.58	20
LINGO	1	22	9	0.62	—	43
	2	8	8	0.22	—	71
	3	101	7	2.84	—	97
	4	93	8	2.61	—	59
	5	89	9	2.50	—	175

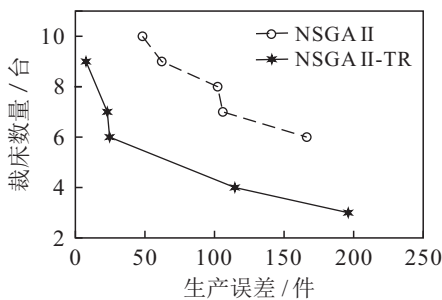


图3 NSGAII和NSGAII-TR算法的Pareto最优前端曲线

综上所述,所提出的NSGAII-TR算法在针对大批量不规则服装订单MCOP问题优化求解中,相对单目标启发式算法和优化软件具有更好的优化精度和求解效率,可得到更优越的裁剪分床方案.

## 5 结论

本文针对当下服装行业的定制化不规则多色服装订单的裁剪分床计划问题,在综述分析现有COP问题研究和求解方法的基础上,首次将多目标优化算法应用于MCOP问题求解中,提出了基于NSGAII和岭回归解耦策略的裁剪分床复合优化方法,并对该算法进行详细描述.通过应用案例和算法对比实验,验证了所提出算法相对于目前在COP中使用较为广泛的GA算法和LINGO优化软件,具有更好的优化性能,且针对不同类型的服装订单,可一次性快速计算出多组合理的COP方案,能够有效减小裁剪生产误差,减少裁床设备投入,优化服装企业生产和管理.

未来工作中,可进一步分析不同多目标进化算法及相应改进算法在MCOP问题求解中的应用.

## 参考文献(References)

- [1] Xu Y N, Thomassey S, Zeng X Y. Optimization of garment sizing and cutting order planning in the context of mass customization[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 106: 3485-3503.
- [2] Manfredi M, Grana C, Calderara S, et al. A complete system for garment segmentation and color classification[J]. Machine Vision and Applications, 2014, 25(4): 955-969.
- [3] Bouziri A, M'Hallah R. A hybrid genetic algorithm for the cut order planning problem[C]. New Trends in Applied Artificial Intelligence. IEA/AIE 2007, Lecture Notes in Computer Science, 2007, 4570: 454-463.
- [4] De Silva P H H P N, Lanel G H J, Perera M T M. Integer quadratic programming (IQP) model for cut order plan[J]. IOSR Journal of Mathematics, 2017, 13(2): 76-80.
- [5] Jacobs-Blecha C, Ammons J C, Schutte A, et al. Cut order planning for apparel manufacturing[J]. IIE Transactions, 1998, 30(1): 79-90.
- [6] 郑瑞平. 服装多款小批量生产中裁剪分床工艺方法的探讨[J]. 天津纺织工学院学报, 1988, 7(2): 97-103. (Zheng R P. Investigation of the production of a small batch of clothing in many styles[J]. Journal of Tianjin Institute of Textile Science and Technology, 1988, 7(2): 97-103.)
- [7] 刘艳梅, 颜少聪, 纪杨建, 等. 大批量定制服装裁剪分床计划的两阶段优化方法[J]. 计算机集成制造系统, 2012, 18(3): 479-485. (Liu Y M, Yan S C, Ji Y J, et al. Two stage optimization method of cut order planning for apparel mass customization[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2012, 18(3): 479-485.)
- [8] Abeysooriya R P, Fernando T G I. Canonical genetic

- algorithm to optimize cut order plan solutions in apparel manufacturing[J]. *Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences*, 2012, 3(2): 150-154.
- [9] Abeysooriya R P, Fernando T G I. Hybrid approach to optimize cut order plan solutions in apparel manufacturing[J]. *Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences*, 2012, 2(4): 348-353.
- [10] Yang C L, Huang R H, Huang H L. Elucidating a layout problem in the fashion industry by using an ant optimization approach[J]. *Production Planning & Control*, 2011, 22(3): 248-256.
- [11] Tsao Y C, Vu T L, Liao L W. Hybrid heuristics for the cut ordering planning problem in apparel industry[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2020, 144: 106478.
- [12] M'Hallah R, Bouziri A. Heuristics for the combined cut order planning two-dimensional layout problem in the apparel industry[J]. *International Transactions in Operational Research*, 2016, 23(1/2): 321-353.
- [13] Degraeve Z, Vandebroek M. A mixed integer programming model for solving a layout problem in the fashion industry[J]. *Management Science*, 1998, 44(3): 301-310.
- [14] Degraeve Z, Gochet W, Jans R. Alternative formulations for a layout problem in the fashion industry[J]. *European Journal of Operational Research*, 2002, 143(1): 80-93.
- [15] Wong W K, Leung S Y S. Genetic optimization of fabric utilization in apparel manufacturing[J]. *International Journal of Production Economics*, 2008, 114(1): 376-387.
- [16] Elomri A, Morel P, Pun L, et al. Solving a cutting problem based on existing patterns[J]. *European Journal of Operational Research*, 1994, 77(1): 169-178.
- [17] 郑金华, 邹娟. 多目标进化优化[M]. 北京: 科学出版社, 2017: 17-22.  
(Zheng J H, Zou J. Multi-objective evolutionary optimization[M]. Beijing: Science Press, 2007: 17-22.)
- [18] 陈彧, 韩超. 一种求解旅行商问题的进化多目标优化方法[J]. *控制与决策*, 2019, 34(4): 775-780.  
(Chen Y, Han C. An evolutionary multiobjective optimization method for traveling salesman problems[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(4): 775-780)
- [19] 栗三一, 李文静, 乔俊飞. 一种基于密度的局部搜索 NSGA2 算法[J]. *控制与决策*, 2018, 33(1): 60-66.  
(Li S Y, Li W J, Qiao J F. A local search strategy based on density for NSGA2 algorithm[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(1): 60-66.)
- [20] Rose D M, Shier D R. Cut scheduling in the apparel industry[J]. *Computers & Operations Research*, 2007, 34(11): 3209-3228.
- [21] Ünal C, Yüksel A D. Cut order planning optimisation in the apparel industry[J]. *Fibres and Textiles in Eastern Europe*, 2020, 28(139): 8-13.
- [22] Martens J. Two genetic algorithms to solve a layout problem in the fashion industry[J]. *European Journal of Operational Research*, 2004, 154(1): 304-322.
- [23] 江丽林, 周巨栋, 董辉. 基于自适应加速因子粒子群优化算法的裁剪分床研究[J]. *计算机测量与控制*, 2018, 26(1): 181-184.  
(Jiang L L, Zhou J D, Dong H. Research on cutting distribution based on self-adaptive acceleration factor particle swarm optimization[J]. *Computer Measurement & Control*, 2018, 26(1): 181-184.)
- [24] Nascimento D B, Neiva de Figueiredo J, Mayerle S F, et al. A state-space solution search method for apparel industry spreading and cutting[J]. *International Journal of Production Economics*, 2010, 128(1): 379-392.
- [25] Liu Y M, Yan S C, Zhang S T. Research on cut order planning for apparel mass customization[M]. *Communications in Computer and Information Science*, Taiyuan, China, 2011, 237: 267-271.
- [26] 林文杰, 王瑶为. 基于改进粒子群优化算法的裁剪分床研究[C]. 第38届中国控制会议. 广州, 2019: 161-164.  
(Lin W J, Wang Y W. Research on cut order planning based on improved particle swarm optimization[C]. *Proceedings of 38th Chinese Control Conference*. Guangzhou, 2019: 161-164.)

## 作者简介

吴祥(1990—), 男, 助理研究员, 博士, 从事网络化运动控制、智能优化算法等研究, E-mail: xiangwu@zjut.edu.cn;

董辉(1979—), 男, 教授, 博士生导师, 从事工业物联网、智能控制等研究, E-mail: hdong@zjut.edu.cn;

俞立(1961—), 男, 教授, 博士生导师, 从事鲁棒控制、网络化控制等研究, E-mail: lyu@zjut.edu.cn;

张文安(1982—), 男, 教授, 博士生导师, 从事网络化控制、多传感器信息融合等研究, E-mail: wazhang@zjut.edu.cn.

(责任编辑: 魏冰)