

基于工时和成本约束条件下的多目标铜卷剪切排产应用

魏芙蓉, 李学兵

(湖北汽车工业学院 电气与信息工程学院, 湖北 十堰 442000)

摘要: 剪切工序是小批量、多品种生产铜带企业的生产瓶颈, 存在换刀次数和成材率的矛盾。为此, 以 TP2 铜带卷材为研究对象, 建立多目标自适应修正排产模型, 对输入的订单、利用率、工作量和工时要求采用改进的、基于优种保留的小生境遗传算法来修正并进行下料优化, 生成合适的排产方案组。实验结果表明: 改进的基于优种保留的小生境遗传算法与遗传模拟退火混合算法、DNA 计算算法相比, 其得到的排产方案更优、算法用时更短, 给予工人选择的空間更加贴合实际。对解决同行业在下料效率与成本方面所面临的问题具有借鉴意义。

关键词: 卷材; 二维下料; 剪切; 小生境遗传算法; 长度浮动; 成材率

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2023.02.032

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-3940 (2023) 02-0250-07

Application on multi-objective copper coil shearing scheduling based on time and cost constraints

Wei Furong, Li Xuebing

(College of Electrical & Information, Hubei University of Automotive Technology, Shiyan 442000, China)

Abstract: The shearing process is the production bottleneck faced by copper strip production enterprises in small batches and multiple varieties, and there is a contradiction between the number of tool changes and productivity yield. Therefore, for TP2 copper strip coiled material, a multi-objective adaptive modified production scheduling model was established, and the input order, utilization rate, workload and working hours were modified by the improved niche genetic algorithm based on superior species reservation. Furthermore, the blanking was optimized, and the suitable scheduling plan group was generated. The experimental results show that compared with the genetically simulated annealing mixed algorithm and DNA calculation algorithm, the improved niche genetic algorithm based on superior species reservation has a better scheduling scheme, a shorter algorithm time, and a more realistic space for workers to choose that is more close to reality, which is of referential significance to solve the problems faced by the same industry in blanking efficiency and cost.

Key words: coiled material; two-dimensional cutting stock; shearing; niche genetic algorithm; length fluctuation; productivity yield

作为全国仅数十家的小众的中间产品的铜带加工企业, 主要为下游企业提供定制规格的铜带卷材, 涉及到电子通信、汽车工业、计算机、建筑、家电等多个行业, 市场需求量日益增大^[1]。此类企业特点为典型的小批量、多品种生产模式。成材率是判断企业在加工过程中铜带材料的利用水平, 同样也是衡量企业竞争实力的基本指标^[2]。铜带在下单

后要经历熔铸、铣面、初轧、中轧、切边、酸洗、剪切和包装工序后方能入库发货。其中, 剪切前的工序控制铜带的质量, 最终成品的生产量均由剪切工序来决定, 如果剪切排样组织不够合理, 几何废品将大幅增加, 废品回炉将导致前期所有加工工序的投入浪费, 制造成本上升^[3], 资金占有在余料和废料上, 导致资金周转率降低。铜卷下料工艺属于有约束矩形件排样问题中的一刀切问题^[4], 其仅能对卷材进行竖直直线切割, 一卷料根据订单可能需要剪切分卷为十几个规格的上百个小卷, 其中存在大量成品宽度固定、长度可浮动的订单, 在切割过程中每改变一种配剪方式即需要换一次刀, 每换一次刀即会产生新的带头、带尾废料且会占用机器的运行时间, 由于小批量、多品种生产模式下应尽可能

收稿日期: 2022-03-18; 修订日期: 2022-06-20

基金项目: 教育部产学研合作协同育人项目 (202101355003);

湖北省中央引导地方科技发展专项 (2018ZYD007)

作者简介: 魏芙蓉 (1996-), 女, 硕士研究生

E-mail: 15161185055@163.com

通信作者: 李学兵 (1970-), 男, 硕士, 副教授

E-mail: 490406916@qq.com

地满足产品按时交付要求，剪切装箱工位往往成为产品及时交付的瓶颈。因此，面对具有较高计算复杂性的二维矩形排样问题，在使用尽量少的换刀次数下尽可能地提高剪切成材率为此类企业不断追求的改进目标。

针对二维矩形排样优化问题，文献[5]提出利用长度、宽度、面积作为剩余矩形匹配法中选择矩形的标准，并采用二叉树结构进行计算找出原材料利用率高的方案。文献[6]针对矩形件排放必须按照板材纤维方向摆放和“一刀切”工艺约束，提出了采用遗传算法与改进填充算法相结合的混合算法来提高板材利用率。文献[7]提出了基于组化的改进型启发式搜索算法 BBHSA，在 BBHSA 中，矩形件被合并为块，这些块作为启发式搜索过程中构造树的基本组成部分。文献[8]提出了一种基于隐式枚举法和动态规划算法的优化下料算法。切割过程由2个阶段组成，第1阶段将卷材切割为宽度相同、长度不大于剪刀长度的段，第2阶段将段切割为矩形件。其中，文献[5]~文献[7]研究的均为板材的排样，与卷材的区别在于：卷材的长度远远大于宽度，无法进行方向的转变，无法通过旋转来提高材料利用率。文献[8]讨论了卷材下料，但是仅讨论了单一矩形件，未涉及一刀切约束。其次，文献[5]、文献[6]和文献[8]均考虑的为定宽、定长的矩形件，未考虑长度浮动的情况，文献[7]考虑了定宽不定长的情况，但仅考虑了材料利用率为单一目标。

在优化切割工艺、减少排刀次数方面，文献[9]提出了一种可减少条带数的下料算法，采用了整数线性规划和列生成算法计算下料方案，该方法对切割和材料成本进行了综合考虑，但并未涉及一刀切约束及长度浮动约束。文献[10]采用对价值高的下料方式提高重复使用的方式以降低工艺复杂度，缩小求解规模。类似方法基本均具有贪心启发式算法的思想，这种算法可能存在前期大量使用易组合的矩形件，而后期只剩下难组合的矩形件，从而导致最终生成材料利用率低的段的弊端。

本文针对考虑长度浮动及一刀切约束的铜带卷材的二维下料问题，首先采用同质块和隐式枚举法^[11]来确定所有需要考察的排样方式，再采用罚函数处理长度的分段约束，然后根据定量定工的生产环境建立多目标优化模型，最后采用改进的基于物种保留的小生境遗传算法（Niche Genetic Algorithm, NGA）进行模型修正并搜索合适的排产方案。

1 问题描述及数学模型

1.1 问题描述

考虑长度浮动及一刀切约束的铜带卷材二维下料问题如图1所示，用总宽度为 W 、总长度足够长的卷材剪切出 m 种宽度规格的成品小卷，每种规格的成品宽度固定，长度在一定范围内浮动，每换一次刀进行配剪的成品小卷的宽度之和不大于卷材的总宽度 W 。在约束条件内，下料目标为在剪切完所有产品需求长度（排产计划上的产量要求）的前提下，使用换刀次数最少且需要卷材长度最短，卷材宽厚一致，长度最短即需要卷重最少。图1中， $L_{\text{总}}$ 为所使用卷材的总长度， x_j 为第 j 种排样方式所剪卷数， l_j 为第 j 种排样方式的单卷所剪长度， c_j 为第 j 种排样方式所剪总长度。

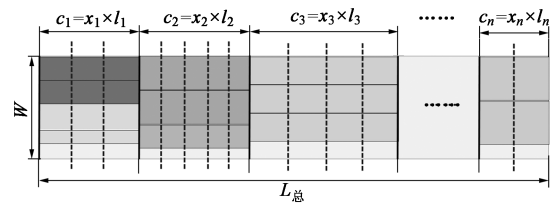


图1 剪切排样示例图

Fig. 1 Schematic diagram of shearing layout

1.2 数学模型

考虑剪切实际情况的复杂性，为了有效简化实际问题，做出如下假设：

- (1) 卷材长度不限，不考虑拼接浪费情况，卷材宽度、厚度固定；
- (2) 每次换刀配剪规格最多2种，最少1种；
- (3) 所有需要剪切的规格只保留订单数量要求以内的，剩余的为废料；
- (4) 剪切出的成品长度符合成品单卷长度要求；
- (5) 剪切方式为竖直一刀切，每种排样方式剪切的小卷长度相同（长度不同与长度相同效果一致）。

建立的数学模型如下：

$$\begin{cases} \min L_{\text{总}} = \sum_{j=1}^n l_j x_j \\ \min z_2 = h \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{S. T. } \begin{cases} ALX \geq B \\ 0 \leq X \leq U, x_j \in \mathbf{N} \\ P \leq L \leq Q \end{cases} \quad (2)$$

式中： \mathbf{N} 为自然数集； h 为下料所使用的排样方式数，即换刀数； z_2 为 h 的目标函数； $L = [l_1, l_2, \dots]$ ，

$l_j, \dots, l_n]^T$, l_j 为第 j 种排样方式的单卷所剪长度, $1 \leq j \leq n$; n 为考察的排样方式数; $P = [p_1, p_2, \dots, p_j, \dots, p_n]^T$, p_j 为第 j 种排样方式的单卷所剪长度要求下限; $Q = [q_1, q_2, \dots, q_j, \dots, q_n]^T$, q_j 为第 j 种排样方式的单卷所剪长度要求上限; $X = [x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_n]^T$, x_j 为第 j 种排样方式所剪卷数; $U = [u_1, u_2, \dots, u_j, \dots, u_n]^T$, u_j 为第 j 种排样方式所剪卷数上限; $B = [b_1, b_2, \dots, b_i, \dots, b_m]^T$, b_i 为第 i 种宽度毛坯所需总长度, $1 \leq i \leq m$; A 为 m 行 n 列的矩阵, A 中元素 a_{ij} 为第 j 种排样方式中所剪出的第 i 种宽度的毛坯的个数, $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$ 。

式 (1) 为目标函数, 式 (2) 中第 1 式为毛坯需求约束, 第 2 式为排样方式剪切卷数约束, 第 3 式为排样方式单卷所剪长度约束。

2 下料决策方案设计

下料决策方案流程为: 首先, 根据订单和剪切工艺要求进行排样方式和长度范围的求取, 为下料方案提供可行解范围; 然后, 根据变量特点设计编码和解码方式并处理该模型下的非线性约束, 再进行交叉和变异算子的设计、定量定工环境下目标函数的设计; 最后, 进行参数自适应修正方案设计。

对于目标函数的求解: 精确求解耗时过长, 启发式算法对于全局搜索能力不强, 智能优化算法全局搜索能力强但也存在“早熟”等问题。为了提高

运算效率, 文献 [12] 利用 DNA 分子结构提出了一种基于粘贴模型的基因计算算法 (DNA Computing Algorithm) 来求解二维下料问题的最优解; 对于不同规模的下料问题, 文献 [13] 提出了一种根据下料订单的大小选择不同的下料算法的方式, 采用改进的线性规划方法处理小型问题, 通过混合遗传算法进行大规模布局优化。为解决智能优化算法种群过早收敛而陷入局部最优的问题, 文献 [14] 采用遗传模拟退火混合求解算法以提高全局和局部搜索能力; 文献 [15] 提出小生境遗传算法 (Niche Genetic Algorithm, NGA), 在进化过程中将表现最优的个体进行保留使其充分进化, 并将种群物理分配为不同的小生境群使其各自进化, 以提高种群进化能力和群体多样性两种方式以克服“早熟”, 该算法目前还未被应用于同类型排样下料问题。通过对生产实例求解的方案对比发现, NGA 与文献 [12] 和文献 [14] 所提的两种算法相比更适合于本文的下料决策方法。

2.1 排样方式和长度范围求取

因为大部分剪切与装箱 (包装) 是在工位上并行的, 不同的规格需装在不同的箱子里, 为减少操作的复杂度, 一刀切下来的规格最多两种、最少 1 种, 且排样时至总宽度排完为止。

排样方法如图 2 所示, 图 2a 描述了规格仅有 1 种的排样方式, 式 (3) 描述了一种规格时的卷数约束, 图 2b 和图 2c 描述了规格有两种的排样方式。式 (4) 描述了两种规格时的卷数约束。

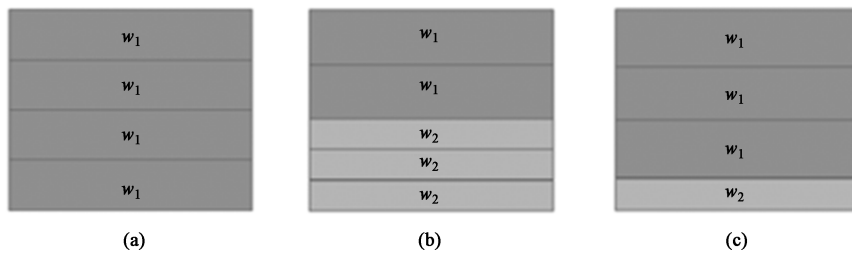


图 2 排样方法示例图

(a) 单规格排样 (b) 一种双规格排样 (c) 另一种双规格排样

Fig. 2 Schematic diagrams of layout methods

(a) Single specification layout (b) A double-specification layout

(c) Another kind of double-specification layout

$$\begin{cases} 0 < \alpha w_1 \leq W, \alpha \in \mathbf{N}^+ \\ W - \alpha w_1 < w_1, \alpha \in \mathbf{N}^+ \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} 0 < \alpha w_1 + \beta w_2 \leq W, \alpha, \beta \in \mathbf{N}^+ \\ W - (\alpha w_1 + \beta w_2) < \min(w_1, w_2), \alpha, \beta \in \mathbf{N}^+ \end{cases} \quad (4)$$

式中: α 为第 1 种宽度 w_1 所剪的卷数; β 为第 2 种宽度 w_2 所剪的卷数; \mathbf{N}^+ 为正自然数集。

设第 j 种排样方式由第 1 种宽度 w_1 的毛坯和第 2 种宽度 w_2 的毛坯配剪, 则第 j 种排样方式所剪卷数上限 u_j 由式 (5) 求出。

$$u_j = \max\left(\text{ceil}\left(\frac{b_1}{a_{1j}p_j}\right), \text{ceil}\left(\frac{b_2}{a_{2j}p_j}\right)\right) \quad (5)$$

式中: $\text{ceil}()$ 为向上取整函数; b_1 和 b_2 分别为第1种宽度 w_1 和第2种宽度 w_2 毛坯所需总长度; a_{1j} 和 a_{2j} 分别为第 j 种排样方式中所剪出的第1种和第2种宽度毛坯的个数。

2.2 基于优种保留的小生境遗传算法设计

2.2.1 小生境遗传算法整体构成

随机产生3个个体依据适应度函数 $f(y)$ 进行相应的计算, 从中选择适应度值最小的个体放入初始群体中, 按照这种方式生成群体要求的规模大小 E [16]。根据具体问题, 确定小生境群体的大小, 决定遗传进化的效率。小生境构造如下。

首先, 给出小生境的半径 σ , 以及小生境的最大容量 S_{\max} 和最小容量 S_{\min} 。

在求解个体的 G 维空间内, 假设 Y_r 为小生境群体的第 r 个群体, Y_s 为小生境群体的第 s 个群体, 令 $Y_r = [Y_{r1}, Y_{r2}, \dots, Y_{rg}]$, $Y_s = [Y_{s1}, Y_{s2}, \dots, Y_{sg}]$, 则二者之间的距离 d_{rs} 为:

$$d_{rs} = \|Y_r - Y_s\| = \sqrt{\sum_{g=1}^G (y_{rg} - y_{sg})^2}, \quad 1 \leq g \leq G, \quad 1 \leq r \neq s \leq E \quad (6)$$

式中: y_{rg} 为 Y_r 的 G 维空间中的第 g 维; y_{sg} 为 Y_s 的 G 维空间中的第 g 维。

任意选取一个元素为群体的中心, 分别计算出该个体与其他个体之间的距离 d , 当 $d \leq \sigma$ 且群体中个体数不大于其最大容量 S_{\max} 时, 把该个体归为第1个群体中。当满足条件 $d \leq \sigma$ 且群体中个体数小于最小容量时, 对该群体中的最优个体进行复制, 直至群体个数达到最小容量 S_{\min} 。第2个小生境群依次类推, 直至所有个体分配到相应的群体中。

其次, 进行小生境对的构造。对各个群体, 分别计算出个体的适应度值, 并按个体的适应度值大小进行排序。计算出群体平均适应度值, 取群体平均适应度值最相近的群体建立相关联系, 形成小生境对。利用小生境对, 用适应度值最大的个体相应地代替另一个群体中适应度值最小的个体, 对最优个体进行保留, 使其参与进化。

2.2.2 问题编码

对问题进行编码是用小生境遗传算法求解问题的关键步骤, 它将问题的解转化为遗传算法的基因串。由1.2节描述的数学模型可以看出该问题有两个决策变量, 每种排样方式的单卷所剪长度 l 和所剪卷数 x 。有两种方式处理: (1) l 和 x 均作为基因

串的一部分; (2) 将 l 和 x 相乘的积作为一个决策变量——每种排样方式所剪的总长度 c 。第1种处理方式在实际使用过程中由于 x 必须为整数, 在交叉、变异时会出现位置和取整等的限制, 会破坏遗传进化的特性。第2种处理方式中 c 为连续变量, 在使用交叉、变异算子时无影响, 但是并非所有交叉、变异得来的种子均可以达到恰好满足单卷长度要求的若干卷毛坯的要求, 这里采用罚函数将该类种子淘汰, 罚函数对于处理采用初等函数表示的非线性约束更加方便灵活 [17]。

本文选用了基于排样方式顺序的十进制编码方式。染色体长度等于排样方式数 n , 每个染色体表示一种排样方案, 其中每个数字表示对应排样方式所剪总长度。染色体可表示为: $C = [c_1, c_2, \dots, c_j, \dots, c_n]^T$, c_j 为第 j 种排样方式的剪切总长度 ($1 \leq j \leq n$), 则 c_j 需要同时满足式 (7) 和式 (8)。

$$0 \leq c_j \leq u_j \cdot q_j, \quad 1 \leq j \leq n \quad (7)$$

$$\begin{cases} c_j = 0, & \text{其他} \\ p_j \leq c_j/\gamma \leq q_j, & 1 \leq j \leq n, \gamma \in \mathbf{N}^+ \end{cases} \quad (8)$$

式中: γ 为任意正自然数。

式 (7) 描述 C 的初始解范围, 初始种群从这里随机选取, 式 (8) 描述了单卷长度的可浮动约束和卷数必须为整数的约束。系统设计不满足这两种约束则会产生罚函数 pf , 罚函数会加在原适应度值上, 根据适应度值对比结果, 不符合约束的种子将会成为劣解被淘汰掉, 设第 j 种排样方式产生的罚函数值为 pf_j , 要求 $pf_j \gg f$, 其中 f 为适应度值。

$$\text{设排样方式 } A = \begin{bmatrix} 7 & 2 & 8 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 9 \\ 0 & 3 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad C =$$

$[1688 \quad 2940 \quad 0 \quad 6000]$, $P = [1685 \quad 1467 \quad 1467 \quad 1490]$, $Q = [1690 \quad 1477 \quad 1480 \quad 1573]$, 则解码出的每种排样方式的单卷所剪长度 $L = [1688 \quad 1470 \quad \forall l \quad 1500]$, 每种排样方式所剪卷数 $X = [1 \quad 2 \quad 0 \quad 4]$, 其中, $\forall l$ 为任意长度。

2.2.3 交叉与变异算子设计

采用动态自适应技术来调整遗传算法控制参数, 使交叉与变异算子在进化过程中根据种群的实际情况随机调整大小。采用的方式与文献 [15] 所提的方案不同, 具体做法为: 在种群开始搜索时, 使交叉概率 P_c 、变异概率 P_m 尽可能大, 以提高全局搜索能力、维持种群的多样性, 在种群趋于收敛时, 减小 P_c 、 P_m 来提高局部搜索能力。计算公式如下:

$$P_{ck} = \begin{cases} P_{c(k-1)}/1.38, & n' = 10 \text{ 且 } P_{c(k-1)} > 0.4 \\ P_{c(k-1)}, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中: k 为迭代代数; $P_{c(k-1)}$ 为第 $(k-1)$ 次迭代的交叉概率; P_{ck} 为第 k 次迭代的交叉概率; n' 为连续搜索到相同适应度值的次数, 为判断算法是否进入局部收敛依据, 可根据实际情况适当修改。

变异概率 P_m 与之计算公式相同。

2.2.4 适应度函数设计

本文讨论排产背景为定量定工排产, 给与 120% 的工作量让工人从中选择, 仅需要在规定时间内完成 100% 即达到要求, 时间可适当调整, 至于具体完成的时间和工作量由工人自行决定。

$$f = (L_{\text{总}} + hl_d) + PF \quad (10)$$

$$T = (L_{\text{总}} + hl_d)/v + ht \quad (11)$$

式中: l_d 为每次换刀产生的带头带尾长度; T 为所需总工时; t 为每次换刀的时间; v 为卷取机速度; PF 为罚函数 pf 的总值。

式 (10) 描述了适应度函数与卷材长度和换刀次数的关系, 式 (11) 描述了所需总工时与换刀次数和卷材长度的关系。

2.2.5 自适应修正方案设计

NGA 核心步骤如下:

步骤 1: 参数初始化。各生产参数、种群规模、进化次数、交叉概率 P_c 、变异概率 P_m 、小生境半径 σ 、小生境最大容量 S_{\max} 和最小容量 S_{\min} 。调用 2.1 节算法获取排样方式组合 A , 每种方式单卷长度范围 P 、 Q , 所剪卷数上限 U ;

步骤 2: 利用三选一法则产生初始种群;

步骤 3: 构造小生境群体;

步骤 4: 计算各小生境的适应度值及平均适应度值, 并按照适应度值给每个小生境排序, 根据适应度值构造小生境对;

步骤 5: 记录并更新种群中适应度值最小的种子, 计算并保留其换刀数、卷材利用率、使用卷材长度;

步骤 6: 对小生境对进行优良算子替换, 优种保留;

步骤 7: 对群体进行选择、交叉、变异;

步骤 8: 终止条件判断是否满足卷材利用率、收敛次数要求;

步骤 9: 满足条件结束, 输出记录的种子, 否则继续迭代步骤 5、6、7 和 8。

在 NGA 基础上改进的自适应修正方案设计如图 3 所示, 将可以达到工作量要求的订单均进行优化,

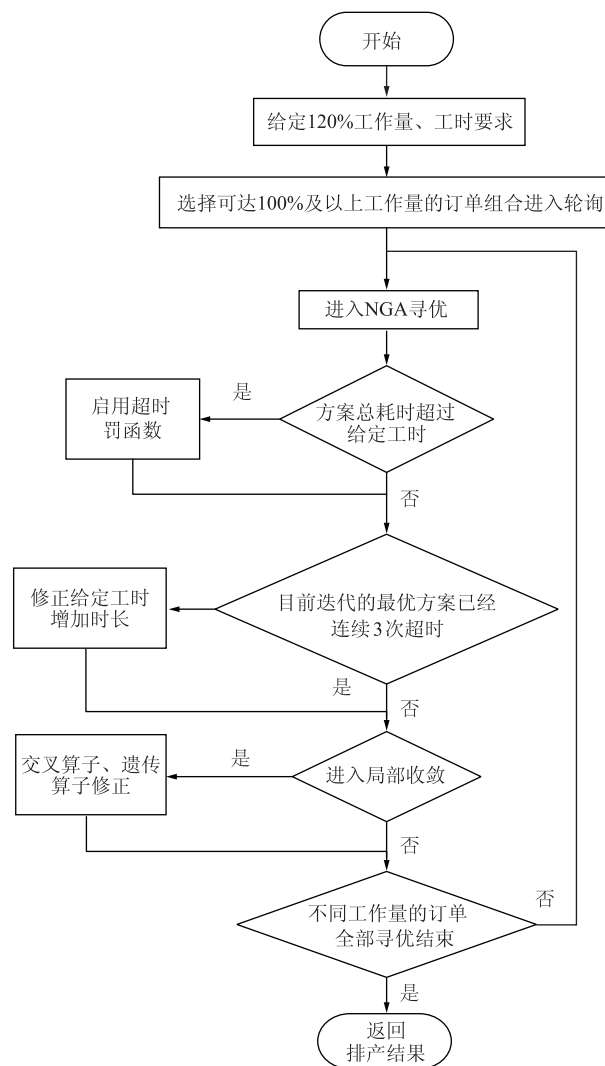


图 3 自适应修正方案设计流程图

Fig. 3 Flow chart of adaptive correction scheme design

工时作为总时长的约束, 可有效避免系统寻找换刀次数过多的解, 系统对于人为判断不适合的工时将进行修正, 当系统进入局部收敛时, 进行交叉和变异算子修正。

3 仿真实验对比与分析

3.1 3 种算法仿真对比

测试数据来源于湖北精益铜板带有限公司的两组订单, 下料所使用的卷材为厚度 $\delta = 0.1 \text{ mm}$, 总宽度 $W = 410 \text{ mm}$ 的 TP2 铜带。为便于进行算法的理论分析, 对部分参数给出熟练剪切工人的经验值作为参考: 每次换刀产生的带头带尾长度 $l_d = 15 \text{ m}$, 每次换刀的时间 $t = 20 \text{ min}$, 卷取机的速度 $v = 150 \text{ m} \cdot \text{min}^{-1}$ 。实际生产过程中, 带头带尾长度为

10~20 m 不等，每次换刀时间为 10~30 min 不等，此处取平均值。

本文仿真实验的运行平台为 MatlabR2017b，改进小生境遗传算法（NGA）设定种群大小为 1000，最大迭代次数 100，独立运行 5 次，小生境半径为 10 倍的单个基因平均最大距离，最大容量为 200，最小容量为 150。将 DNA、GA+SA（遗传模拟退火算法）、NGA 这 3 种算法在相同种群数、迭代次数、适应度函数的情况下进行对比运算，计算出的下料结果如表 1 所示。

表 1 下料结果

Table 1 Results of cutting stock

参数	实验序号	第 1 组			第 2 组		
		GA+SA	DNA	NGA	GA+SA	DNA	NGA
适应度函数值/ m	1	13664	13736	13550	39286	39286	36359
	2	14087	14598	13603	37866	38852	34651
	3	14754	13779	13462	37577	43300	36067
	4	14641	14513	13565	38912	37474	36154
	5	14947	13610	13514	40484	40063	37776
适应度函数均值/m		14418.6	14047.2	13538.8	38825.0	39795.0	36201.4
换刀次数均值		5.4	7.4	6.6	8.8	11.0	8.2
卷材利用率均值/%		78.1	80.1	82.9	81.2	79.1	87.1
总工时均值/h		3.4	4.0	3.6	7.2	8.1	6.8
运行时间均值/s		1615	80	45	3018	112	66
可选排样方式数		28	28	28	34	34	34

表 1 给出了 NGA 与 GA+SA、DNA 算法的比较结果，单组算例相比：NGA 所找方案的适应度函数即所用卷材总长度最低，换刀次数和所用总工时相对较少（第 1 组 GA+SA 算法所找方案所用工时最少，但是卷材利用率最低），运行时间最短。第 1 组和第 2 组算例相比，随着排样复杂度的增高，GA+SA 算法的运行时间翻倍，DNA 和 NGA 算法运行时间上升幅度很小，说明 DNA、NGA 算法对于复杂度高的算例适应度更强。图 4 描绘了将第 2 组订单 3 种算法的 5 次迭代数据平均后的收敛曲线，由曲线可以看出，NGA 的前期搜索效率最高，后期 DNA 算

法最快进入收敛，GA+SA 算法次之，NGA 收敛最慢，说明 NGA 的全局搜索能力和局部搜索能力较 GA+SA 算法和 DNA 算法强。

3.2 NGA 排产方案仿真

采用生产实例，排产要求为：一组订单有 10 组不同的规格，工作量为 120%，选其中 8 种规格进行生产，要求在 8 h 内完成 100%的产量，且卷材利用率 $\geq 80\%$ 。采用本文自适应修正算法求出的结果如表 2 所示，其中每一行记录表示每种规格组合求出排样方案所需卷材总长度（包含换刀产生的带头带尾）、利用率、总工时、换刀次数及产量，工人是以成品产量计工资，因此，这里的产量为成品产量。如表 2 所示，找出的方案成材率均符合要求，初始输入的工时也被修正为更适合的时间。此处提供方案组和单独方案的区别在于：工人可以根据实际需要去选择，如实验 5 和实验 14 适合成材率要求高的排产情况，实验 6 和实验 7 换刀次数少，总耗费时间少，适合交货期紧迫时的排产情况。

4 结语

本文研究了长度有浮动的铜卷的多目标二维剪切下料问题，建立了以使用换刀次数少同时提高总的成材率为优化目标的下料模型，在此基础上提出

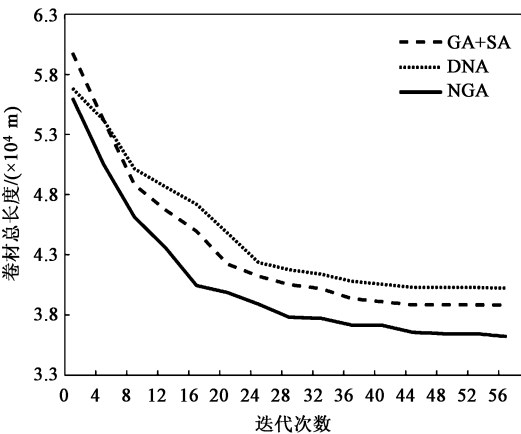


图 4 3 种算法收敛曲线

Fig. 4 Convergence curves of three kinds of algorithms

表 2 排产方案

Table 2 Scheduling scheme

序号	卷材总长度/m	利用率/%	总工时/h	换刀次数	产量/kg
1	61073.20	82.03	9.79	9	18.28×10^3
2	62181.91	80.72	10.24	10	18.32×10^3
3	60834.84	82.35	10.43	11	18.28×10^3
4	62614.36	80.79	10.62	11	18.46×10^3
5	58244.84	87.02	9.47	9	18.50×10^3
6	56037.95	82.12	8.89	8	16.79×10^3
7	55237.60	83.49	8.80	8	16.83×10^3
8	57085.32	80.62	10.01	11	16.79×10^3
9	62261.01	82.94	9.92	9	18.84×10^3
10	63326.39	81.54	10.37	10	18.84×10^3
11	57091.60	82.45	9.34	9	17.18×10^3
12	62992.65	82.61	10.00	9	18.99×10^3
13	62136.96	83.59	9.57	8	18.95×10^3
14	53917.30	87.87	9.32	10	17.29×10^3
15	62660.82	84.57	10.96	12	19.34×10^3

了定量定工的生产环境,针对该问题的特点,本文先用减少离散变量的方法优化编码方式,并引入罚函数处理铜卷长度浮动的约束,而后设计了由 NGA 改进的自适应修正模型,进行输入参数的修正和下料方案的优化。将本文采用的 NGA 与遗传模拟退火混合算法、DNA 计算算法进行仿真实验对比,得出结论为 NGA 生成的下料方案所用卷材总长度最低、换刀次数和所用总工时较少,运行时间最短、全局和局部搜索能力更强,还可根据工时、产量、利用率等要求求解出适合的方案以供选择,为同行业解决同类问题提供了一个可以参考的解决方案。

参考文献:

[1] 袁孚胜. 铜及铜合金板带材的生产现状及发展趋势 [J]. 有色冶金设计与研究, 2021, 42 (2): 13-15, 24.
Yuan F S. Status quo and development trend of copper and copper alloy plate & strip products [J]. Nonferrous Metallurgy Design and Research, 2021, 42 (2): 13-15, 24.

[2] 王凡. 基于影响中厚板成材率的因素研究 [J]. 冶金管理, 2021, (1): 20-21.
Wang F. Study on the factors influencing the finished product rate of medium plate [J]. Metallurgical Management, 2021, (1): 20-21.

[3] 潘徐霞. 铜加工企业如何降低原料成本 [J]. 科技经济导刊, 2020, 28 (17): 197.
Pan X X. How to reduce the raw material cost of copper processing enterprises [J]. Science & Technology Economic Guide, 2020, 28 (17): 197.

[4] 郭文文, 计明军, 邓文浩. 矩形件优化排样算法研究 [J]. 现代制造工程, 2020, (6): 86-93.
Guo W W, Ji M J, Deng W H. Rule algorithms study for rectangle packing problem [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2020, (6): 86-93.

[5] 张子成. 基于矩形拼接的“一刀切”矩形排样优化设计 [J]. 现代制造工程, 2018, (4): 103-107, 157.

Zhang Z C. Optimal design of rectangular layout based on rectangular mosaic with guillotine constraints [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2018, (4): 103-107, 157.

[6] 邓文浩. 满足“一刀切”约束的矩形件排样问题研究 [D]. 大连: 大连海事大学, 2019.
Deng W H. Research on Rectangular Packing Problems with Guillotine Constraint [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2019.

[7] 张浩. 面向板式产品定制生产的组批与排样协同优化方法 [D]. 广州: 广东工业大学, 2019.
Zhang H. Collaborative Optimization Method for Batching and Packing in Customized Production of Plate Products [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2019.

[8] 覃广荣, 丘刚玮, 王坤, 等. 基于多级排样方式的单一矩形件卷材下料算法 [J]. 锻压技术, 2022, 47 (2): 73-77.
Qin G R, Qiu G W, Wang K, et al. Coil cutting algorithm of single rectangular pieces based on multi-stage layout [J]. Forging & Stamping Technology, 2022, 47 (2): 73-77.

[9] 覃广荣, 丘刚玮, 王坤, 等. 可减少条带数的矩形件二维下料算法 [J]. 锻压技术, 2022, 47 (1): 63-68.
Qin G R, Qiu G W, Wang K, et al. Two-dimensional blanking algorithm reducing the number of strips for rectangular parts [J]. Forging & Stamping Technology, 2022, 47 (1): 63-68.

[10] 贾璐, 杨乐, 汤霁月, 等. 一维下料的基于贪心策略的多目标自适应粒子群算法优化 [J]. 现代电子技术, 2020, 43 (14): 86-89, 93.
Jia L, Yang L, Tang J Y, et al. Multi-objective adaptive particle swarm algorithm optimization based on greedy strategy for one-dimension cutting stock problem [J]. Modern Electronics Technique, 2020, 43 (14): 86-89, 93.

[11] Lei C, Jing J, Zhang Q, et al. Evaluation and decision-making method of power distribution network projects based on weighting with game theory and implicit enumeration [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2019, 330 (5): 052038.

[12] Dodge M, MirHassani S A, Hooshmand F. Solving two-dimensional cutting stock problem via a DNA computing algorithm [J]. Natural Computing, 2021, 20 (266): 145-159.

[13] Li S P, Cai W H. Research on cutting-stock method of profile [J]. Journal of Physics Conference Series, 2021, 1906 (1): 012014.

[14] 王莉. 矩形件排样问题的遗传模拟退火混合求解算法 [J]. 锻压技术, 2021, 46 (8): 70-76.
Wang L. Genetic simulated annealing hybrid algorithm on layout problem of rectangular part [J]. Forging & Stamping Technology, 2021, 46 (8): 70-76.

[15] 王亚子. 小生境与并行遗传算法研究 [D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2006.
Wang Y Z. Research on Niche and Parallel Genetic Algorithm [D]. Zhengzhou: PLA Information Engineering University, 2006.

[16] 王亚子, 贾利新. 遗传算法的小生境技术改进 [J]. 河南教育学院学报: 自然科学版, 2008, (1): 28-29.
Wang Y Z, Jia L X. Improvement of niche skill on genetic algorithm [J]. Journal of Henan Institute of Education: Natural Science, 2008, (1): 28-29.

[17] Lian S J, Meng S T, Wang Y J. An objective penalty function-based method for inequality constrained minimization problem [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018, 2018: 1-7.