

基于改进遗传禁忌搜索算法的二维不规则件排样优化

梁金龙¹, 毛文志¹, 栾显晔², 徐金亭¹

(1. 大连理工大学 汽车工程学院, 辽宁 大连 116024;

2. 山东新松工业软件研究院股份有限公司, 山东 济南 250013)

摘要: 针对二维不规则钣金件排样问题, 提出一种融合临界多边形 (NFP) 定位和改进遗传禁忌搜索算法的排样优化方法。首先, 根据零件的几何特征对其进行分类编码, 求解零件类间的 NFP, 避免 NFP 的重复计算, 同时引入以排样高度最小化为目标的启发式规则, 给出零件定位策略的综合评价函数, 以提高板材利用率。其次, 在零件排序优化时, 将遗传算法中的精英群体作为禁忌搜索算法的高质量初始解, 减少计算资源消耗。最后, 利用欧洲切割和包装特别兴趣小组 ESICUP 提供的标准算例对所提排样方法进行测试。结果表明: 相比传统遗传禁忌搜索算法, 所提排样方法的计算效率提升了 28.32% ~ 80.23%, 并且在与两种现有算法的 7 个基准测试对比中, 所提排样方法均取得了最优排样结果。

关键词: 二维不规则件; 临界多边形; 启发式规则; 精英策略; 遗传禁忌搜索算法

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2024.04.007

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1000-3940 (2024) 04-0054-09

Layout optimization on two-dimensional irregular parts based on improved genetic tabu search algorithm

Liang Jinlong¹, Mao Wenzhi¹, Luan Xianye², Xu Jintong¹

(1. School of Automotive Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. Shandong SIASUN Industrial Software Research Institute Co., Ltd., Jinan 250013, China)

Abstract: Aiming at the layout problem of two-dimensional irregular sheet metal parts, an layout optimization method integrating no-fit polygon (NFP) localization and improved genetic tabu search algorithm was proposed. Firstly, the parts were classified and coded according to the geometric characteristics, and the NFP between parts was solved to avoid the repeated calculation of NFP. At the same time, the heuristic rule with the goal of layout height minimization was introduced, and the comprehensive evaluation function of the localization strategy for parts was given to improve the utilization rate of sheet material. Secondly, the elite population in the genetic algorithm was used as the high-quality initial solution of the tabu search algorithm to reduce the consumption of calculational resources in the nesting optimization of parts. Finally, the proposed layout method was tested using benchmark examples provided by the European special interest group on cutting and packing (ESICUP). The results show that compared with the traditional genetic tabu search algorithm, the calculational efficiency of the proposed layout method is improved by 28.32%–80.23%, and the best layout results are achieved by the proposed layout method during the seven benchmark tests compared with the two existing algorithms.

Key words: two-dimensional irregular parts; no-fit polygon; heuristic rule; elitist strategy; genetic tabu search algorithm

二维排样是指将零件在保证不重叠的前提下合理地布置在规定尺寸的平面板材内, 其目标是求解出较优的排样结果, 提高材料利用率, 从而帮助企业降低生产成本, 创造更大的经济效益, 该类问题

在汽车、船舶、航空航天等金属板材加工领域中应用广泛。根据零件轮廓形状, 可将二维排样分为规则件排样和不规则件排样, 相较于规则件排样, 不规则件排样不仅要考虑零件的旋转角度和轮廓复杂度, 还要考虑板材形状以及零件是否包含孔洞等因素, 因此, 二维不规则件排样优化的难度更大。对于二维不规则钣金件的排样问题, 还要考虑零件加工方式和工艺要求等因素, 属于典型的多约束组合优化问题, 也是多项式复杂程度的非确定性问题 (Non-deterministic Polynomial, NP), 即 NP 完全问

收稿日期: 2023-08-26; 修订日期: 2023-12-03

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51975097)

作者简介: 梁金龙 (1995-), 男, 硕士研究生

E-mail: liangjinlong523@163.com

通信作者: 徐金亭 (1980-), 男, 博士, 教授, 博士生导师

E-mail: xujt@dlut.edu.cn

题，至今未有确定性的数学求解方法。

随着计算机技术的发展，利用计算机辅助排样技术解决二维不规则钣金件的排样问题已经成为智能制造领域的研究热点，很多研究人员也提出了相关的研究算法，主要包括定位策略和排序策略两个部分。在定位策略方面，Art R C^[1]提出了一种“左侧靠接”的定位策略，将零件尽量向母板左侧集中，以减少空白区域的产生，但该算法容易造成排样结果左侧偏高。针对这一问题，Adamowicz M 和 Albano A^[2]提出了临界多边形（No-fit Polygon, NFP）算法，利用不规则零件间的 NFP 来判断零件放置的合理性，尽可能使排样结果的边界保持水平。刘胡瑶^[3]在 NFP 算法的基础上提出了一种最低重心定位算法，通过尽量降低排样零件在 NFP 上的重心位置，从而提高整体排样密度。由于复杂零件的 NFP 生成算法计算量大，刘斌等^[4]提出了一种零件像素化表达方法，将零件重叠检测转化为零件间“微粒”占用问题，利用简单的布尔运算绕开了 NFP 算法的计算瓶颈，较大程度上提升了排样效率，但该方法对计算机硬件性能存在一定的依赖性^[5]。在排序策略上，常用的算法有 TOPOS 算法^[6]和 DJD 算法^[7]等启发式算法。这些算法根据零件的长度、面积以及形状等制定各种启发式规则，对零件进行排序定位，以得到较好的排样结果。近年来，混合智能算法在不规则件排样问题上的应用逐渐增多：董德威等^[8]提出了一种自适应遗传模拟退火算法，该算法融合了遗传算法、模拟退火算法和小生境技术的优点，具有较强的全局和局部搜索能力；高勃等^[9]提出了一种结合局部零件组合算法和蚁群学习算法的混合排样算法，来获取最佳排样结果，并通过仿真验证了该算法的有效性。上述算法虽然能够有效地改善排样效果，但均利用最小包围盒将不规则件转化为规则件进行排样，会不可避免地存在材料浪费的问题。对此问题，Rao Y Q 等^[10]提出了一种新的 NFP 生成策略，同时融合禁忌搜索与集束搜索两种算法的优点，解决不规则件排样过程中的零件定序问题，并利用基准问题测试了算法的实用性。杜冰等^[11]提出了一种基于自适应遗传算法的排序算法，结合基于 NFP 的混合定位策略，综合多个指标来保证排样结果的紧密度，其效果明显优于单一指标的定位算法，但其计算复杂度有待降低。闫嘉等^[12]提出了一种改进的免疫遗传算法，能够有效地避免算法早熟，同时结合基于重心 NFP 的左下放置策略，获得了较好的排样结果。总

体而言，混合智能算法相较于单一的启发式算法能够取得更优的排样结果，但其排样仍然耗时，且其参数设置具有一定的经验性。因此，采用混合智能算法来优化排样效率和排样结果，仍是未来一段时间内的研究热点。

本文针对二维不规则钣金件排样优化问题，从定位和排序两个角度进行研究，在定位策略方面，为了提高 NFP 的生成效率，提出了基于零件类型的 NFP 求取策略，避免重复 NFP 的计算，同时采用基于 NFP 的启发式定位方法来选择零件放置点；在排序策略方面，将基于精英策略的遗传禁忌搜索算法应用于零件排序优化过程中，并结合排样特点对禁忌搜索算法候选解的生成规则进行改进，通过调整禁忌搜索的对象，减少计算资源消耗，从而有效地提高排样优化问题的求解效率和板材的利用率。

1 问题描述

本文研究对象为二维不规则钣金件排样问题，且排样后采用激光切割方式下料。为了增加算法的通用性，假设钣金件的下料方式不会对其后续加工工艺产生影响。在实际生产过程中，根据排样零件所使用的板材规格不同而被分为两类：（1）第1类为宽度和长度均固定的矩形板材，称为平板排样问题；（2）第2类为宽度固定、长度不定的矩形板材，称为卷板排样问题。本文研究的是第2类问题，即在宽度 W 固定、长度 L 不定的矩形板材内排放给定数量 n 的不规则样件 $\{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ ，其对应的排放角度分别为 $\{O_1, O_2, \dots, O_n\}$ 。在保证排样长度 L 最短的同时，还要满足以下3个约束条件：（1）已排放的零件之间不允许有重叠；（2）已排放的零件必须在板材内部；（3）排样结果必须满足一定的工艺要求，如零件需满足旋转角度约束。数学上，卷板排样问题的约束条件可描述如下：

$$\text{s. t. } \begin{cases} P_i \cap P_j = \emptyset \\ P_i \in S \\ O_i \in O \end{cases} \quad (1)$$

式中： P_i 、 P_j 分别为序号为 i 、 j 的二维不规则零件， $i \neq j$ ， $i, j \in \{1, 2, \dots, n\}$ ； S 为矩形板材； O_i 为零件 P_i 对应的旋转角度； O 为零件允许的旋转角度。

卷板排样的目标函数可以表示为：

$$F = \max \left(\sum_{i=1}^n S_i / (W \times L) \right) \quad (2)$$

式中: F 为板材利用率; S_i 为零件 P_i 的面积。

通常情况下, 待排零件的面积和矩形板材宽度 W 是已知且固定的。因此, 该目标函数可以等价转化为求排样所需板材长度 L 的最小值。

2 基于临界多边形的启发式定位方法

2.1 基于零件类型的临界多边形求取策略

如图 1 所示, 临界多边形的定义为: 给定两个多边形 A 和 B, 将 A 固定不动, 在 B 上任选一点作为参考点, 然后将 B 以固定的角度沿着 A 的边界滑动一周, 则参考点的运动轨迹即为临界多边形 NFP_{AB} 。若 B 沿着 A 的外侧滑动, 形成外接临界多边形; 若 B 沿着 A 内侧滑动, 形成内接临界多边形。临界多边形给出了两个多边形间可以摆放的所有位置^[13]: 当 B 上的参考点在 NFP_{AB} 的边界上时, 两个多边形恰好接触; 当 B 上的参考点在 NFP_{AB} 的内部时, 两个多边形发生重叠; 当 B 上的参考点在 NFP_{AB} 的外部时, 两个多边形互不接触。临界多边形能够简化 A 和 B 的碰撞计算, 将碰撞检测的时间复杂度降低为 $t(m)$, 其中 m 为临界多边形的边数^[14]。

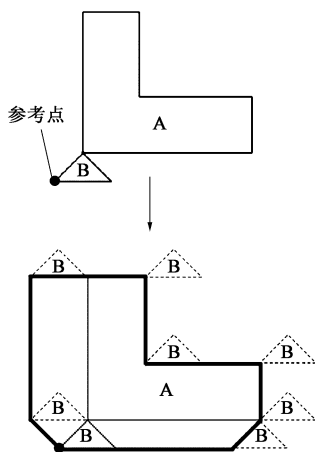


图 1 临界多边形 NFP_{AB} 示意图

Fig. 1 Schematic diagram of no-fit polygon NFP_{AB}

由于智能排序算法具有较强的随机性, 因此, 对于有 n 个零件参与的排样问题, 其可能需要计算的临界多边形的个数 N 为:

$$N(n) = n(n-1) \times (360^\circ / \Delta\theta)^2 \quad (3)$$

式中: $\Delta\theta$ 为零件的旋转步距角。

从式 (3) 可以看出, 求解二维不规则件排样问题时, 需计算的 NFP 的数量随排样零件的数量 n 呈平方指数关系增长。当处理复杂零件时, 还需进

行大量的图形变换及判交靠接等操作, 计算量将急剧增大, 大幅降低排样算法的运算效率。

为了提高 NFP 的求取效率, 本文提出了一种基于零件类型的 NFP 的求取策略, 具体步骤如下。

(1) 根据零件的形状特征对所有待排零件进行初次归类, 将具有相同形状特征的零件归为一大类, 如圆类、矩形类、正五边形类等。

(2) 根据零件面积或周长大小将零件大类内的零件细分为不同的零件类型, 如图 2a 所示, 将 7 个待排零件依次划分成 5 个零件类型。

(3) 对所有待排零件进行 ID 编码, 由于每个零件类型中可能存在多个形状大小一致的零件, 因此, 将 ID 编码作为区分不同零件的唯一标识。

(4) 在不同零件类型中任取一个零件, 代表其所在的零件类型, 求取零件类的 NFP。如图 2b 所示, 由于类型 2 和类型 3 内各包含 2 个形状大小一致的零件, 因此, 从两个零件类型内各任取 1 个零件计算所得 NFP 的形状大小一定是一致的。假设取零件组合 (2, 4), 计算零件类的 NFP, 则两个零件类型间的其他零件组合 (2, 5)、(3, 4)、(3, 5) 均可采用该类 NFP 作为其零件的 NFP。

(5) 利用零件 ID 编码获取放置零件的数据, 从而完成 NFP 的旋转、移动和融合等操作, 最终实现零件的合理放置。如图 2c 所示, 利用零件 2 和零件 4 的数据, 对类 NFP 进行上述操作, 得到虚线部分的融合 NFP, 融合 NFP 的边界即为零件 4 的最佳放置位置。

该策略可以将式 (3) 中排样零件的数量简化为排样零件的类型数, 从而避免重复计算两个零件类型间零件的 NFP。尤其是遇到零件数量多、种类较少的排样问题时, 该策略可以大幅降低所需计算的 NFP 数量。以欧洲排样兴趣小组 ESICUP^[15] 提供的 Shirts 标准算例为例, 该算例中零件总数量为 99, 零件类型为 8, 当零件的旋转步距角为 180° 时, 采用传统的 NFP 求取方法需要计算的 NFP 数量为 38808 个, 而采用基于零件类型的 NFP 求取策略需要计算的 NFP 数量仅为 224 个, 比采用传统方法要低两个数量级。

2.2 启发式定位方法的评价函数

为了进一步提升板材利用率, 本文提出一种基于临界多边形的启发式定位方法, 该方法主要从以下 3 个方面考虑零件在临界多边形边界上的放置问题: (1) 待排零件放置后形成的新包络矩形的面积大小; (2) 待排零件放置后与已放置零件之间的紧密程度; (3) 待排零件在板材上的位置高低。综合

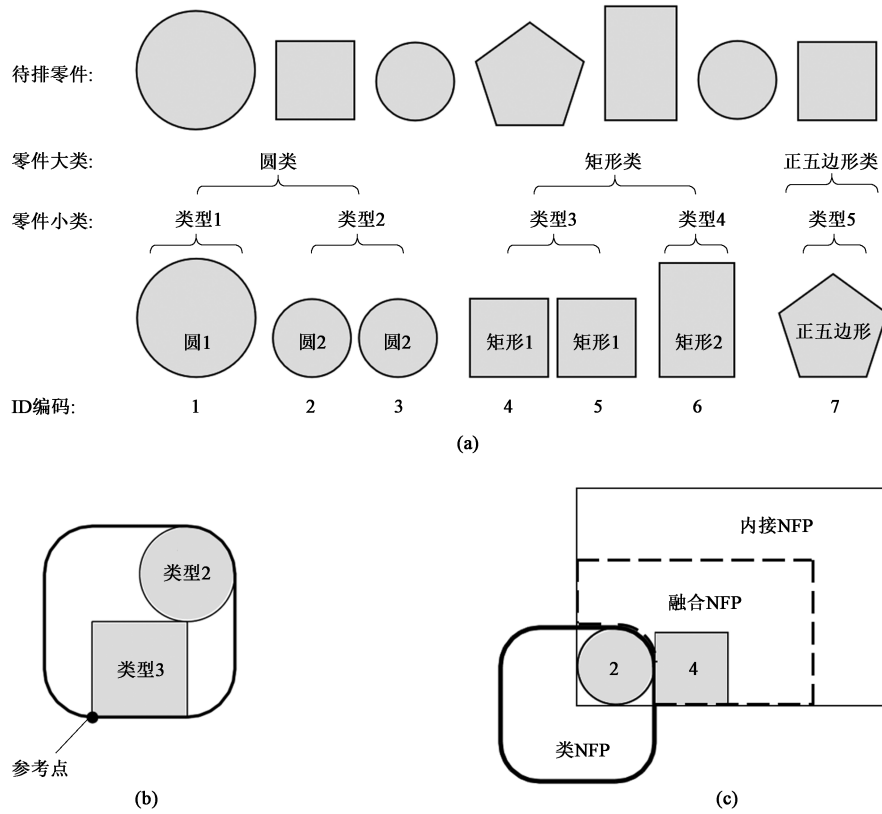


图2 基于零件类型的NFP求取策略

(a) 零件归类编码示例 (b) 零件类NFP求取示例 (c) 零件放置示例

Fig. 2 NFP calculation strategy based on part class

(a) Example of classification coding for part (b) Example of NFP calculation for part class (c) Example of part placement

以上3个评价指标，为启发式定位方法制定了如下的评价函数：

$$f_{\text{evaluate}} = \alpha \times S_{\text{new}} - \beta \times S_o + \gamma \times Y_g \quad (4)$$

式中： S_{new} 为待排零件放置后形成的新包络矩形的面积； S_o 为待排零件放置后与已放置零件包络矩形之间的重叠面积； Y_g 为待排零件放置后的重心纵坐标； α 、 β 、 γ 为评价指标的权重系数。

S_{new} 越小表示排样结果的整体紧密度越大，排样效果也越好； S_o 越大表明待排零件与已放置零件之间的局部排放越紧密； Y_g 是待排零件的大部分面积所在位置，使用 Y_g 作为评价指标，可以更精确地反映排样效果，提高排样质量。如图3所示，当零件1放置后的最大纵坐标相同时，零件1的重心位置越低，越有利于后续零件2的放置。经实验测试，本文根据评价指标的重要程度将权重系数分别赋值为 $\alpha=1$ 、 $\beta=1$ 、 $\gamma=2$ 。

3 改进的遗传禁忌搜索算法

遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 具有强大的

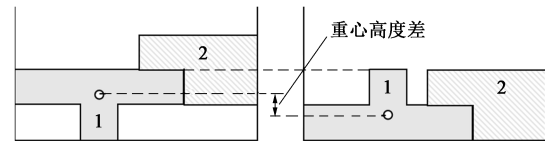


图3 零件重心位置对排样效果的影响

Fig. 3 Influence of center of gravity position for parts on layout effect

并行性和全局搜索能力，但其局部搜索能力较弱、容易出现“早熟”现象^[16]。禁忌搜索 (Tabu Search, TS) 算法具有较强的多起点局部搜索能力，但存在对初始解的依赖性强、易陷入局部最优等不足^[17]。因此，本文将遗传算法与禁忌搜索算法的优点相结合，并通过精英策略对遗传禁忌搜索算法进行改进，从而提高算法的搜索效率和全局搜索能力。

3.1 基于精英策略的遗传禁忌搜索算法设计

遗传禁忌搜索算法的核心思想是先通过遗传算法对解空间进行全局搜索，以避免陷入局部最优解，提高算法获取全局最优解的概率，再使用禁忌搜索算法对可能出现全局最优解的区域进行集中搜索，

进一步提高算法的局部搜索能力。由于遗传算法与禁忌搜索算法具有强互补性,因此,遗传禁忌搜索算法能够很好地平衡区域集中搜索和全局搜索间的关系,从而获得比单一算法更强的搜索能力。传统遗传禁忌搜索算法(Traditional Genetic Tabu Search Algorithm, TGTSA)是对新种群中的所有个体均调用禁忌搜索运算^[18],但由于禁忌搜索对初始解有较强的依赖性,对于较差的初始解,其搜索效果并不理想,如果对所有个体均进行禁忌搜索运算,反而会降低整个排样算法的效率。因此,本文提出一种基于精英策略的遗传禁忌搜索算法(Elitist Strategy based Genetic Tabu Search Algorithm, ESGTSA),从遗传算法产生的新种群中挑选出适应度高的精英个体,然后仅对精英个体进行禁忌搜索运算,该策略不仅可以为禁忌搜索算法提供高质量的初始解,而且还可以减少不必要的计算资源消耗。基于精英策略的遗传禁忌搜索算法的主要内容如下。

(1) 染色体编码与解码。本文选择序号编码法作为染色体的编码方式,染色体根据待排零件数量 n 设置 n 个基因位,将零件 ID 序列作为编码顺序填入其中,并将零件的旋转角度与之对应,形成一条染色体编码。假设某条染色体编码 $X = \{[3, 2, 4, 1, 5], [0^\circ, 90^\circ, 180^\circ, 270^\circ, 90^\circ]\}$,则表示该染色体中待排零件顺序为零件 3、零件 2、零件 4、零件 1、零件 5,对应的旋转角度为 0° 、 90° 、 180° 、 270° 和 90° 。在解码时,使用基于 NFP 的启发式定位方法按照编码规则放置零件,得到排样方案。

(2) 适应度函数构造。适应度函数是衡量种群中染色体质量优劣的重要指标,适应度值越高则排样效果越好,反之排样效果越差。本文使用排样的目标函数 F (式 (2)) 作为染色体的适应度函数,适应度值最高为 1。

(3) 初始化种群。本文结合随机法和经验法对种群进行初始化,这样既可以产生优良的个体,还能保证种群内部染色体的多样性,避免算法过早收敛。具体操作为:首先将待排零件按面积大小降序排列,并随机产生零件的旋转角度,形成一条初始染色体;然后生成位于 $(0, 1)$ 间的随机数 r ,当 $r > 0.5$ 时,将初始染色体的编码序列打乱,否则保持原有序列不变;最后将染色体变异后放入种群内,重复上述操作,完成种群的初始化。

(4) 染色体选择。本文结合精英策略与轮盘赌法对种群进行优选。将种群内的染色体按适应度值大小降序排列,选择将前 q 个适应度值较大的染

色体作为精英群体,直接保留至子代种群中,子代剩余的染色体采用轮盘赌法从父代中选取。这样既能保证父代中优良基因的遗传,又可以避免早熟现象。

(5) 染色体交叉。为了更好地保证种群多样性,本文使用两点交叉来实现染色体间的交叉操作,步骤为:首先,随机生成两个位于 $[1, n]$ 之间且不等的整数 a 和 b ,作为父代染色体的交叉点;然后,将父代染色体 $X1$ 中 a 和 b 之间的基因,放入子代染色体对应的基因位中;最后,将父代染色体 $X2$ 中未在交叉点之间出现的基因按顺序填入到子代。图 4 显示了当交叉点的位置为 $a=2$ 、 $b=6$ 时,两个父代染色体交叉产生子代的过程。

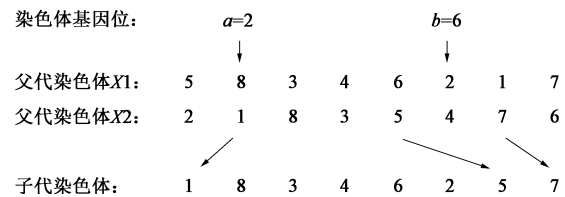


图 4 染色体交叉示意图

Fig. 4 Schematic diagram of chromosome crossover

(6) 染色体变异。变异操作通过对种群中部分个体进行小概率突变的方式来提高种群的多样性。本文使用两点交换变异法来完成变异操作,在 $[1, n]$ 范围内随机生成两个不相等的整数 c 和 d ,交换染色体上两个位置的基因,得到变异后的新个体。如染色体 $\{[3, 2, 4, 1, 5], [0^\circ, 90^\circ, 180^\circ, 270^\circ, 90^\circ]\}$,在完成位置 2 与位置 4 的交换变异后,生成的新染色体为 $\{[3, 1, 4, 2, 5], [0^\circ, 270^\circ, 180^\circ, 90^\circ, 90^\circ]\}$ 。

(7) 禁忌搜索算法设计。本文采用基于精英策略的禁忌搜索方式,仅将精英群体中的染色体作为禁忌搜索的初始解,并使用得到的优化解替换初始解。由于邻域搜索结构是禁忌搜索算法产生优良解的关键,考虑到在排样过程中最后放置的零件对排样的整体效果影响比较大,因此,通过将最后一个零件与其他位置不同类型的零件互换以获取候选解。该策略可有效地减小禁忌搜索范围,提高算法搜索效率。同时,为了进一步减少计算资源消耗,本文采用固定调用频次,即每隔 10 代调用一次禁忌搜索算法。

3.2 基于改进的遗传禁忌混合排样算法流程

结合基于 NFP 的启发式定位方法和精英策略的遗传禁忌搜索算法原理,得到基于改进的遗传禁忌

混合排样算法的流程,如图5所示。

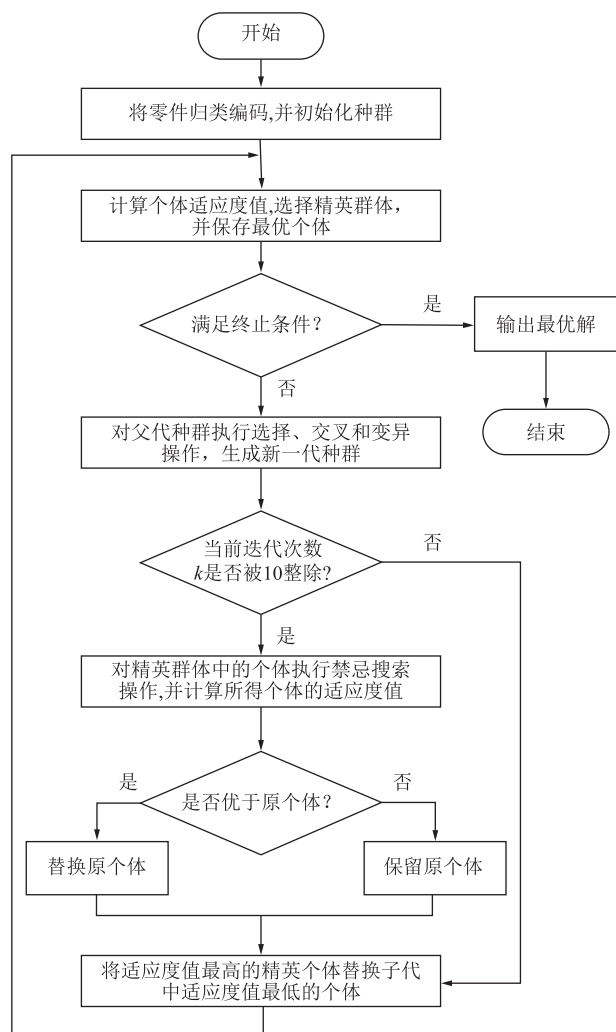


图5 ESGTSA 算法流程图

Fig. 5 Flow chart of ESGTSA algorithm

步骤1: 将待排零件进行归类编码,并结合随机法和经验法初始化种群。

步骤2: 利用启发式定位方法对种群中每个个体进行解码并计算适应度值,并对所有个体按适应度值大小降序排列,将前 q 个个体作为精英群体,同时保存适应度值最大的个体。

步骤3: 判断是否满足终止条件,满足则输出最优个体,结束算法,否则继续执行下面的步骤。

步骤4: 对父代种群个体执行选择操作,并根据交叉概率 P_c 和变异概率 P_m ,完成交叉和变异操作,生成新一代种群。

步骤5: 若当前迭代次数 k 能被10整除,则对精英群体中的个体执行一次禁忌搜索操作,否则转至步骤6。如果通过禁忌搜索得到的个体适应度值

高于原个体,则使用优化解替换原个体,否则保留原个体。

步骤6: 将精英群体中适应度值最高的个体直接替换子代种群适应度值最低的个体,转至步骤2。

4 实验及分析

为了验证本文算法的可行性和有效性,本文使用ESICUP提供的标准算例来对ESGTSA算法进行性能测试。算法运行条件为: Intel(R) Core(TM) i5-7500 CPU @ 3.40 GHz, RAM 16.0 GB, Windows 10 专业版。考虑到智能算法的随机性,在测试时对每个标准算例运行10次,排样时间为10次运行的平均时间。ESGTSA算法参数设置为: 种群规模 G 为20,遗传算法最大迭代次数 K_{max} 为100,交叉概率 P_c 为0.8,变异概率 P_m 为0.1,最优值最多保持5代,禁忌搜索迭代次数为10,禁忌表长度为3,候选解个数为5,禁忌搜索组件调用频率为每隔10代,精英群体染色体个数为5。

为了验证ESGTSA算法的时间性能,本文在相同实验条件下,利用ESGTSA算法和TGTSA算法对相同的15个标准算例进行测试,并将两种算法的测试结果进行对比分析。从表1可以看出,相比TGTSA算法,ESGTSA算法在时间性能上有明显提升,时间效率提升幅度最低为28.32%,特别是Shapes0算例,时间效率提升高达80.23%,这充分体现了ESGTSA算法在时间性能上的优越性,而且在15个测试算例中,ESGTSA算法获得了8个算例的相对最优结果(表1中加粗数据),这证明了ESGTSA算法能够在提升运算效率的同时,保证良好的排样效果。

为了进一步验证ESGTSA算法的排样效果,本文汇总了文献[19]提出的并行交叉遗传算法(Parallel Crossover Genetic Algorithm, PCGA)和文献[11]中AGAHA混合算法的测试结果,与本文所提算法的测试结果进行对比分析,结果如表2所示。从表2可以发现,在文献[11]和文献[19]提供的7个标准算例的测试结果对比中,采用ESGTSA算法获得的最优结果均优于PCGA算法和AGAHA算法,且有6个算例的平均结果也优于现有的两种算法,这充分说明ESGTSA算法具有较强的排样能力,可以有效地提高板材利用率。图6给出了上述7个标准算例在ESGTSA算法下的最优排样结果图。

表 1 ESGTSA 算法与 TGTSA 算法测试结果比较

Table 1 Comparison of test results between ESGTSA and TGTSA algorithms

标准算例	TGTSA			ESGTSA			效率提升幅度 (t_1-t_2)/ t_1 /%
	最优结果/ mm	平均结果/ mm	耗时 t_1 /s	最优结果/ mm	平均结果/ mm	耗时 t_2 /s	
Albano	10308.60	10448.65	54.36	10359.80	10434.04	31.19	42.62
Blaz	27.45	27.75	71.46	27.31	27.83	29.43	58.82
Dagli	60.40	61.58	115.17	61.23	61.55	34.65	69.91
Dighe1	114.02	119.17	16.18	114.02	119.63	6.85	57.66
Dighe2	111.75	119.42	4.60	111.75	120.17	2.08	54.78
Fu	32.77	33.42	5.25	33.26	33.56	2.82	46.29
Jakobs1	11.91	12.19	73.97	11.91	12.32	15.92	78.48
Jakobs2	25.40	26.45	52.25	25.66	26.68	10.82	79.29
Mao	1843.92	1915.60	82.69	1873.54	1908.34	59.27	28.32
Marques	81.66	82.24	70.29	81.57	82.84	29.19	58.47
Shapes0	63.30	64.09	277.10	64.29	65.78	54.78	80.23
Shapes1	59.76	61.39	194.89	59.57	61.80	56.52	71.00
Shirts	62.73	63.75	2653.02	63.28	63.80	621.13	76.59
Swim	6324.35	6454.76	1926.14	6313.48	6472.94	467.79	75.71
Trousers	244.05	248.01	546.65	242.92	249.46	124.60	77.21

表 2 3 种算法测试结果对比 (mm)

Table 2 Comparison of test results for three algorithms (mm)

标准算例	PCGA		AGAHA		ESGTSA	
	最优结果	平均结果	最优结果	平均结果	最优结果	平均结果
Blaz	27.58	27.77	—	—	27.31	27.83
Jakobs1	12.30	12.87	12.00	12.11	11.91	12.32
Marques	83.00	84.51	82.00	83.22	81.57	82.84
Shapes0	67.00	68.82	64.50	66.00	64.29	65.78
Shapes1	62.04	63.48	61.00	63.10	59.57	61.80
Shirts	64.19	65.19	75.49	76.22	63.28	63.80
Trousers	255.81	260.31	250.63	252.71	242.92	249.46

5 结语

针对二维不规则钣金件排样优化问题,本文提出了一种融合临界多边形定位和改进遗传禁忌搜索算法的混合排样优化方法。首先对待排零件分类编码,简化临界多边形的求取过程,减少计算资源浪

费。同时引入排样高度最小化的启发式规则,制定了更有效的放置策略,提高了算法的排样能力。然后利用精英策略的遗传禁忌搜索算法,对待排零件进行排序优化,通过调整禁忌搜索的对象,降低了算法复杂度,提升了算法的时间性能。实验结果证明,所提算法在时间性能和排样效果方面表现优异,是一个有效且实用的排样优化方法。

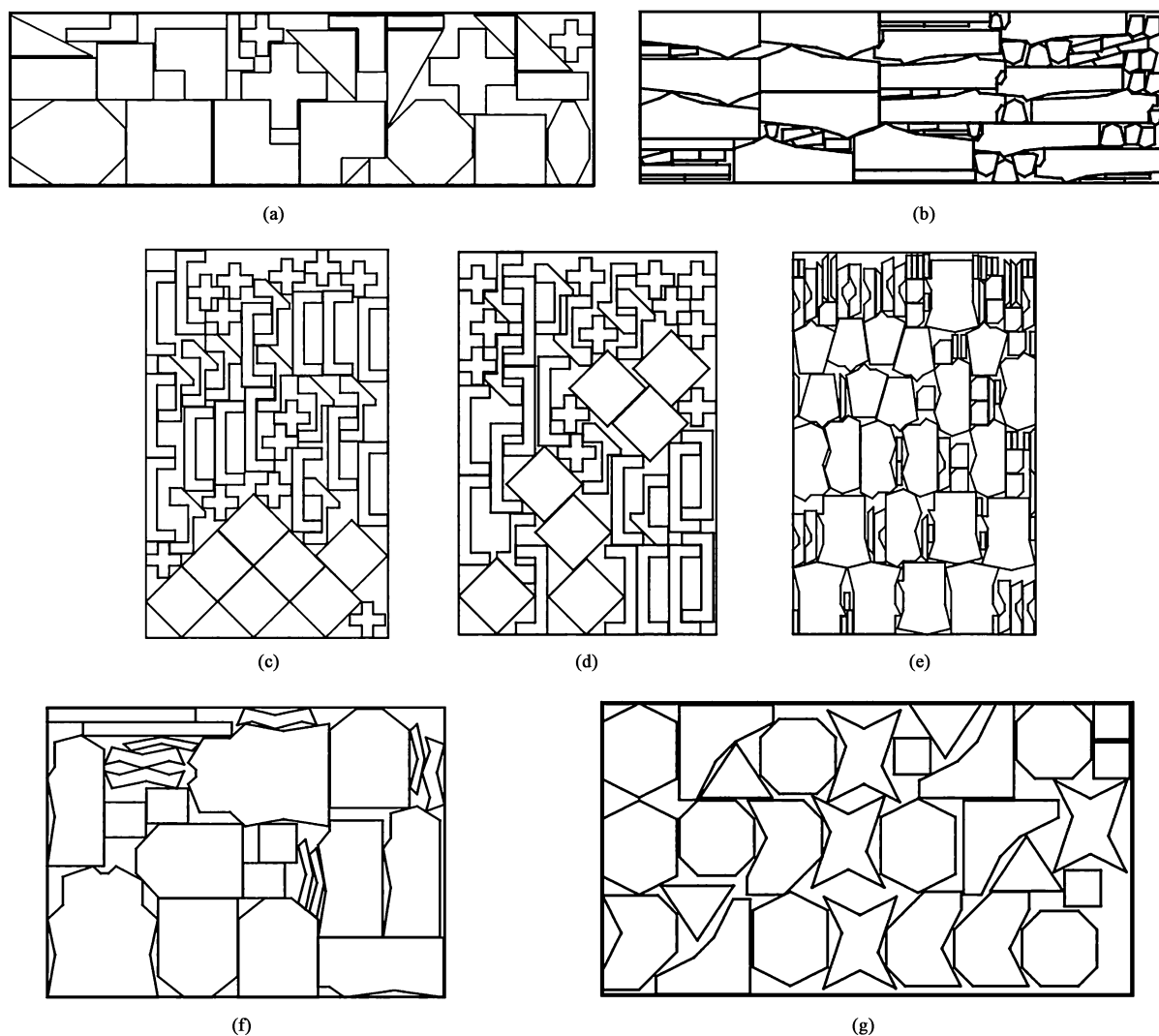


图6 ESGTSA 算法所得7个标准算例的最优排样结果

(a) Jakbos1 (b) Trousers (c) Shapes0 (d) Shapes1 (e) Shirts (f) Marques (g) Blaz

Fig. 6 Optimal layout results of seven standard examples obtained by ESGTSA algorithm

参考文献:

- [1] Art R C. An Approach to the Two-dimensional Irregular Cutting Stock Problem [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1966.
- [2] Adamowicz M, Albano A. Nesting two dimensional shapes in rectangular modules [J]. Computer Aided Design, 1976, 8 (1): 27-33.
- [3] 刘胡瑶. 基于临界多边形的二维排样算法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2007.
Liu H Y. Research of Two Dimensional Nesting Algorithm Based on No Fit Polygon [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2007.
- [4] 刘斌, 叶家玮, 刘嘉敏. 基于混合表达图形的二维不规则排样构造算法 [J]. 上海交通大学学报, 2018, 52 (7): 825-830.
- [5] 冯毅雄, 钟锐锐, 张志峰, 等. 设计知识驱动的不规则多边形排样算法及应用 [J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29 (2): 593-603.
Feng Y X, Zhong R R, Zhang Z F, et al. Irregular polygons nesting algorithm driven by design knowledge and application [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29 (2): 593-603.
- [6] Oliveira J F, Gomes A M, Ferreira J S. TOPOS-A new constructive algorithm for nesting problems [J]. OR-Spectrum, 2000, 22 (2): 263-284.
- [7] López-Camacho E, Ochoa G, Terashima-Marín H, et al. An effective heuristic for the two-dimensional irregular bin packing problem [J]. Annals of Operations Research, 2013, 206 (1): 241-264.

(下转第 89 页)