

基于AGA和集中剩余矩形区域策略的排样方法研究*

许华杰¹, 檀洪森¹, 胡小明²

(1. 广西大学 计算机与电子信息学院, 南宁 530004; 2. 上海第二工业大学 计算机与信息工程学院, 上海 201209)

摘要: 针对目前工业生产中存在的矩形件排样优化问题, 采用交叉概率和变异概率自适应改变的自适应遗传算法, 并在遗传算法主要环节中采用改进的、性能较优的算子对排样序列进行求解, 提出一种基于集中剩余矩形区域策略的解码方法并将其运用到求解过程中, 以提高排样的板材利用率。经实验结果分析, 所提出的排样方法在寻优能力和求解的稳定性方面均有较明显的提高, 可获得较高的板材利用率, 适用于在生产实践中。

关键词: 自适应遗传算法; 矩形件排样; 最低水平线算法; 剩余矩形; 板材利用率

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2016)11-3235-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2016.11.009

Research of packing method based on AGA and concentrated surplus rectangle area strategy

Xu Huajie¹, Tan Hongsen¹, Hu Xiaoming²

(1. School of Computer & Electronic Information, Guangxi University, Nanning 530004, China; 2. School of Computer & Information Engineering, Shanghai Second Polytechnic University, Shanghai 201209, China)

Abstract: Focused on the rectangular packing optimization problems among the craft production of current industries, this paper applied adaptive genetic algorithm (AGA) in which the crossover probability and mutation probability could adaptively adjust and the improved operators with better performance to solve the packing problem. This paper presented a decoding method based on concentrated surplus rectangle area strategy and applied it into the solving process to improve the utilization of sheet. According to the experiment results, the proposed packing method obviously improves the optimization capacity and stability of solution. A higher utilization of sheet is acquired according to the proposed packing method which is fit for productive practice.

Key words: adaptive genetic algorithm; rectangular packing; lowest horizontal line algorithm; surplus rectangle; utilization of sheet

0 引言

在现代工业如航空航天、交通运输、机械制造、大规模集成电路、纺织服装等行业生产制造过程中常常会涉及到矩形件排样问题, 如何通过提高排样的质量和效率增加企业的收益已成为目前众多学者不断探究的问题。矩形件排样问题属于二维排样问题, 从复杂度来分析属于 NP 完全问题。学术界很早就对排样问题的求解方法开展了探索和研究, 并通过结合各种智能算法如蚁群算法、遗传算法、模拟退火算法、粒子群算法等, 来降低排样问题的复杂度, 以求得其近似最优解。

针对经典遗传算法在实际应用中容易产生早熟现象且具有局部搜索能力差的不足, Srinivas^[1]等人提出了根据个体适应度值来自适应调整交叉概率和变异概率的自适应遗传算法(AGA)。针对 AGA 中, 当个体适应度值接近或等于最大适应度值时交叉概率和变异概率为零的不足, 张京钊等人^[2]提出了新的调整方式, 使遗传算法不会陷入停滞不前的状态, 并能够从局部最优解中跳出, 获得全局最优解。闫宏亮^[3]根据适应

度值的集中程度改进了交叉概率和变异概率调整公式, 提高了遗传算法的收敛速度并能防止随机漫游现象的产生。本文通过对比实验, 将闫宏亮提出的交叉概率和变异概率的自适应调整公式运用到遗传算法中来求解矩形件排样问题, 提高求解过程的收敛速度及稳定性。

目前为止, 国内外学者提出的矩形件排样优化算法主要有 BL 算法、下台阶算法、最低水平线算法以及在其基础上发展起来的算法等。Baker 首先提出了一种启发式排样算法——BL 算法^[4], 该算法按照最左—最下原则排放矩形件。文献^[5]提出了下台阶算法, 在排样过程中矩形件向下向左移动时采用向下优先原则, 克服了 BL 算法对某些排样图求不出所对应排列的缺点。文献^[6]通过对比研究提出了最低水平线算法, 在排入矩形件时总是先查询排样图的轮廓线中高度最低的水平线并在其上方排放矩形件。文献^[7]在文献^[6]的基础上提出了基于最低水平线的搜索算法; 文献^[8]改进了文献^[7]的算法, 提出基于最低水平线的择优插入算法, 取得了不错的排样效果。本文运用自适应遗传算法(AGA)求解矩形件排样问题: 以矩形件序列排放完毕后得到的板材利用率作为优化的目标

收稿日期: 2015-07-29; 修回日期: 2015-10-12 基金项目: 广西自然科学基金资助项目(2014GXNSFAA118382); 广西大学博士启动基金资助项目(XBZ140491); 上海市教育委员会科研创新项目(14ZZ167); 国家自然科学基金资助项目(71463003)

作者简介: 许华杰(1974-), 男, 广西南宁人, 副教授, 博士, 主要研究方向为智能算法、无线传感器网络、物联网、移动计算(xhj2002@21cn.com); 檀洪森(1989-), 男, 广西南宁人, 硕士研究生, 主要研究方向为智能算法、排样算法; 胡小明(1978-), 女, 浙江宁波人, 副教授, 博士, 主要研究方向为密码学、信息安全、网络安全。

函数,并以该非负的目标函数值作为遗传算法个体的适应度值,在此基础上采用 AGA 对排样方案进行优化,最后根据优化结果得到的适应度值最高的个体解码得出板材利用率最高的排样方案。求解过程采用本文提出的集中剩余矩形区域策略作为将矩形件序列解码为对应排样图的解码方法。

本文首先介绍矩形件排样优化问题及其数学模型,并简要介绍基于 AGA 和集中剩余矩形区域策略的排样方法的总体求解过程,之后对其中所用到的、本文提出的集中剩余矩形区域策略及其解码流程作介绍,最后介绍自适应遗传算法在本文中的应用方式及相应的实验案例与分析。

1 问题描述及其数学模型

矩形件排样优化问题属于组合优化问题,从复杂度分析属于 NP 完全问题。矩形件排样优化问题可以描述为:在宽度为 W 、高度不限的板材上对所需的矩形件 $R_1, R_2, \dots, R_n$ 进行排放,使得待排矩形件排放完毕后所占用的板材高度最低,从而使得板材利用率达到最高。

矩形件排样优化问题的优化目标为:求解使得板材利用率达到最高的矩形件排放方案。假设当所有矩形件排放完后,最低水平线集合中高度最高水平线的高度记为 H (即占用实际板材的最大高度);板材宽度为 W , $l_i \times w_i$ 为第 i 个矩形件的面积,其中 $i = 1, 2, \dots, n$, n 为待排矩形件的数量, F 为矩形件排样方案所对应的板材利用率,则矩形件排样优化问题的目标函数为

$$\max F = \frac{\sum_{i=1}^n l_i \times w_i}{W \times H} \quad (1)$$

矩形件排样优化问题的约束条件包括:a)各个矩形件间不能重叠;b)所有矩形件排入时都不能超出板材的边界。

2 基于 AGA 和集中剩余矩形区域策略的排样方法

本文运用 AGA 求解矩形件排样问题,求解过程中的解码方法基于本文所提出的集中剩余矩形区域策略。所提出的基于 AGA 和集中剩余矩形区域策略的排样方法过程总体描述如下:

a)对待排矩形件序列 $R_1, R_2, \dots, R_n$ 以正整数进行编号并按面积降序排列。

b)若种群规模大小设定为 m ,随机产生 m 个个体构成 AGA 的初始种群,初始种群的生成过程详见第 4.1 节。

c)对当前种群中的所有个体按本文提出的集中剩余矩形区域策略进行解码得到个体的适应度值,解码流程详见第 3.2 节。所有待排矩形件排放完毕后解码过程终止,得出相应的矩形件排样方案及该方案所对应的板材利用率(个体适应度值)并保存。

d)判断是否达到迭代的终止代数,若是则找出步骤 c)得出的所有个体中适应度值最高的个体,并向用户输出该个体所对应的排样方案及利用率,算法终止;否则转至步骤 e)。

e)对当前种群中的所有个体执行 AGA 的选择、交叉、变异操作(详见第 4 章),进化得到新一代种群并转至步骤 c)。

3 集中剩余矩形区域策略

本文在运用 AGA 求解矩形件排样问题时,提出集中剩余

矩形区域策略辅以改进的最低水平线择优插入算法作为解码方法。

3.1 集中剩余矩形区域策略的相关定义

为了便于介绍,首先给出集中剩余矩形区域策略相关的两个定义。

定义 1 剩余矩形区域。假设所有待排矩形件中最长的边的长度为 $\maxlength$,在排放矩形件过程中,每条水平线的宽度和 $\maxlength$ 所形成的区域称为剩余矩形区域,如图 1(a)中箭头所指区域。生产实际中通常板材的高度不限,因此基于板材形成的剩余矩形区域也是不限高的,但为了便于在板材上进行排样,本文所提出的策略中将剩余矩形区域的高度限制为 $\maxlength$ 。

定义 2 集中剩余矩形区域。集中剩余矩形区域策略执行的过程中,对于当前的剩余矩形区域,选择所有能排进来的矩形件中面积最大的一个,再根据该矩形件自身的形状特点与当前选中剩余矩形区域的形状特点决定矩形件的排放方向。剩余矩形区域和集中剩余矩形区域生成示意图如图 1 所示,其中图 1(b)中的矩形 3 横排得到的剩余矩形区域比竖排得到的“倒 L”形剩余矩形区域更为集中,更利于后续矩形件的排放,该区域定义为集中剩余矩形区域。

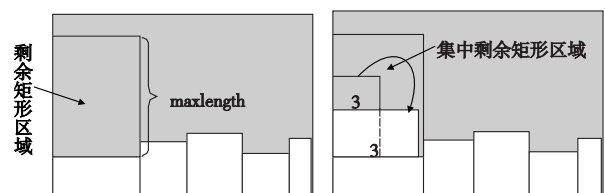


图1 剩余矩形区域和集中剩余矩形区域生成示意图

3.2 基于集中剩余矩形区域策略的解码方法

文献[9]提出的剩余矩形最大匹配算法在排样时未考虑到将待排矩形件的形状与剩余矩形区域的形状进行比较,不利于空间的有效利用。本文在该算法的基础上提出集中剩余矩形区域策略,并辅以在文献[8]基础上改进的最低水平线择优插入算法作为矩形件排样过程中采用的解码方法。

基于集中剩余矩形区域策略的解码流程如图 2 所示。为了便于理解,首先对图 2 中使用到的一些变量进行说明:Line 和 SurplusRec 分别表示水平线集合和剩余矩形区域集合,根据剩余矩形区域的定义,剩余矩形区域集合由水平线集合确定,水平线的数量与剩余矩形区域的数量相等; H 和 V 分别表示 Line 中高度最低的水平线上方所对应剩余矩形区域的水平边长和竖直边长; $\min$ 表示 H 和 V 中的长度较小者; B 用于标志剩余矩形区域的形状特点(水平延伸或竖直延伸); L_{R_i} 表示矩形件 R_i 较长边的长度;设置布尔型变量 C 的目的是便于对 L_{R_i} 和 $\min$ 进行大小比较所得到的两种可能的结果作统一处理。

在排放矩形件时,首先运用改进的最低水平线择优插入算法,每次选择高度最低的水平线(当最低水平线有数条时,选择宽度最大的一条)并在其上方所对应的剩余矩形区域排放矩形件。从待排矩形件序列中选择面积最大的矩形件 R_i 执行以下排放过程:

a)若 $B = 1$,说明剩余矩形区域水平延伸,则判断 $C(R_i$ 较长边的长度小于或等于剩余矩形区域竖直边的长度)是否为

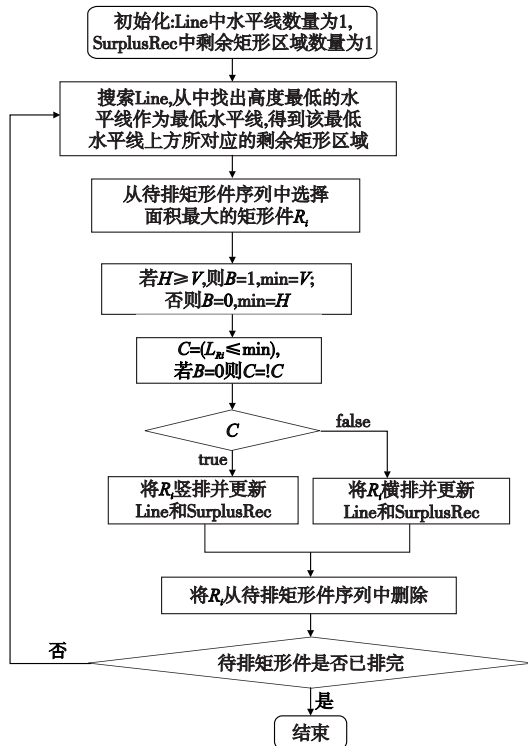


图2 基于集中剩余矩形区域策略的解码流程

true, 若为 true 则该矩形件竖排, 否则该矩形件横排。

b) 若 $B = 0$, 说明剩余矩形区域竖直延伸, 则判断! $C(R_i$ 较长边的长度大于剩余矩形区域水平边的长度) 是否为 true, 若为 true 则该矩形件竖排; 否则该矩形件横排。

4 自适应遗传算法的应用

矩形件排样问题属于组合优化问题, AGA 是求解该类问题较理想的算法之一。本文将 AGA 用于求解矩形件排样问题, 求解的过程中在初始种群的产生、选择、交叉和变异等环节选取改进的、性能较优的算子进行操作, 且交叉概率和变异概率能够在进化过程中自适应地调整。

4.1 种群初始化及编码

假设需要排样的矩形件数量为 n , 将这些矩形件用自然数 $1 \sim n$ 进行编号。遗传算法种群的产生采用经验选择和随机产生两种方式相结合, 即对矩形件按面积从大到小进行排序, 再随机生成 n 个 -1 或 1 的值作为相应矩形件竖排或横排的标记, 并把这些标志分别与矩形件序列中的编号对应相乘, 用于产生由带有正负号的位组成的序列作为自适应遗传算法中使用的染色体。染色体的长度(基因的位数)设置为与待排矩形件的数量相等, 即也等于 n 。设种群规模为 m , 按以上方式生成 m 个染色体作为初始种群。

4.2 适应度函数

假设待排矩形件序列为 $R_1, R_2, \dots, R_n$, 遗传算法中个体的染色体由这一序列的某种排列构成。设板材宽度为 W , 当采用某种排样方案将所有待排矩形件序列中的矩形件排放完后, 方案实际占用板材的最大高度为 H , $l_i \times w_i$ 为第 i 个矩形件的面积, 其中 $i = 1, 2, \dots, n$ (n 为矩形件数量), 则采用该方案进行排样所能得到的板材利用率 F 计算公式如式(2)所示。

$$F = \frac{\sum_{i=1}^n l_i \times w_i}{W \times H} \quad (2)$$

其中: F 为某个排样方案所对应的板材利用率, $0 \leq F \leq 1$ 。本文在采用 AGA 对排样问题进行求解时直接将板材利用率 F 作为排样方案所对应个体的适应度值, 用于衡量个体的优劣。

4.3 选择算子

选择操作在遗传算法进化过程中极为关键, 它体现了种群进化的优胜劣汰原则。本文采用较优保存策略和轮盘选择法相结合, 将每一代个体按适应度值降序排列, 从中选取前 10% 的个体直接保留作为下一代种群的个体, 剩下 90% 的个体由轮盘选择法进行随机选择。这样的选择方式不仅可以将进化过程中较优的个体保留下来继续进化, 而且也可以将未来有可能进化为较优的个体保留下来, 提高算法的稳定性。

4.4 交叉算子和变异算子

遗传算法中的两点交叉和两点变异方法在算法执行过程中, 染色体中间部分的基因会被频繁地交叉和变异, 而处于染色体两端的基因参与交叉和变异的机会相对较少, 不利于算法效率的提高。文献[10]所提出的环形交叉和环形变异方法可以改善这一不足, 提高了遗传算法进化的效率。本文在应用 AGA 求解矩形件排样问题的过程中, 交叉和变异操作采用文献[10]中所提出的方法, 交叉和变异基因的选择可以环绕整个染色体的两端来进行, 具体的操作过程如下:

a) 交叉。两点交叉, 在 $[1, n]$ 内 (n 为染色体的长度) 随机生成两个整数 pos1_c 和 pos2_c ($\text{pos1}_c \neq \text{pos2}_c$) 作为染色体上进行交叉的两个位置。若 $\text{pos1}_c < \text{pos2}_c$, 则将染色体中位于 $\text{pos1}_c \sim \text{pos2}_c$ 的基因进行交叉操作; 若 $\text{pos1}_c > \text{pos2}_c$, 则取 $1 \sim \text{pos2}_c$ 和 $\text{pos1}_c \sim n$ 的基因进行交叉操作。

b) 变异。两点变异, 在 $[1, n]$ 内随机生成两个整数 pos1_m 和 pos2_m ($\text{pos1}_m \neq \text{pos2}_m$) 作为变异位置。若 $\text{pos1}_m < \text{pos2}_m$, 则该染色体中位于 $\text{pos1}_m \sim \text{pos2}_m$ 的基因取反, 即对应的矩形件由横排变为竖排或由竖排变为横排, 其他位置上的基因不变; 若 $\text{pos1}_m > \text{pos2}_m$, 则将 $1 \sim \text{pos2}_m$ 和 $\text{pos1}_m \sim n$ 的基因取反, 即对应的矩形件由横排变为竖排或由竖排变为横排, 其他位置上的基因保持不变。

4.5 自适应的交叉概率和变异概率

AGA 在进化过程中能根据个体适应度值的改变对交叉概率和变异概率进行自适应调整。针对 Srinivas 和张京钊等人提出的自适应调整公式^[1,2]存在的当个体适应度值接近或等于最大适应度值时交叉概率和变异概率为零的不足, 文献[3]提出了根据个体适应度值的集中程度对交叉概率和变异概率的调整公式进行改进。改进的交叉概率和变异概率自适应调整公式分别如式(3)(4)所示。

$$P_c = \begin{cases} \frac{P_{c1}(f_{\text{avg}} - f') + P_{c2}(f' - f_{\text{min}})}{f_{\text{avg}} - f_{\text{min}}} & f' < f_{\text{avg}} \\ \frac{P_{c2}(f_{\text{max}} - f') + P_{c3}(f' - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}} & f' \geq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (3)$$

$$P_m = \begin{cases} \frac{P_{m1}(f_{\text{avg}} - f) + P_{m2}(f - f_{\text{min}})}{f_{\text{avg}} - f_{\text{min}}} & f < f_{\text{avg}} \\ \frac{P_{m2}(f_{\text{max}} - f) + P_{m3}(f - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}} & f \geq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (4)$$

其中: $P_{c1} > P_{c2} > P_{c3}$, $P_{m1} > P_{m2} > P_{m3}$, 取值均介于 $(0, 1)$; f_{max} 为群体中最大的适应度值; f_{min} 为群体中最小的适应度值; f_{avg} 为每代群体的平均适应度值; f' 为要交叉的两个个体中较大的适应

度值; f 为要变异个体的适应度值。

式(3)和(4)中,交叉概率和变异概率随个体适应度值的集中程度进行自适应地调整,能防止进化进入停滞状态,避免算法陷入局部最优。进化过程中,当群体中大部分个体的适应度值小于个体平均适应度值时,群体中个体的适应度值较集中,增大个体的交叉概率和变异概率有利于增强种群的多样性;当群体中大部分个体的适应度值大于个体平均适应度值时,群体中个体的适应度值较分散,减小个体的交叉概率和变异概率能够防止随机漫游现象的产生,提高算法的收敛速度。采用以上公式对遗传算法的交叉概率和变异概率进行自适应调整,对克服早熟现象起到了很好的效果。本文在采用自适应遗传算法求解矩形件排样问题时,采用式(3)和(4)对交叉概率和变异概率进行自适应调整。

5 实验案例与分析

为了验证本文所提出的排样方法的有效性,设计和实现了两组实验,分别用于验证本文所采用的自适应遗传算法(为了便于区别,下文中简记为 AAGA)求解排样问题的效果,以及所提出的集中剩余矩形区域策略在求解排样问题过程中作为解码方法的有效性。实验均采用 C#语言在 VS2010 开发环境下实现。

实验 1 板材宽度为 1800 mm,种群大小为 100,矩形件排样优化问题的规模由矩形件的数量决定。本实验中待排矩形件数量为 100,矩形件尺寸大小由随机方式产生,以进化代数(2000 代)作为优化过程终止的条件。在本文所提出的基于集中剩余矩形区域策略的基础上,分别对文献[1]的 AGA、文献[2]的 AGA 以及 AAGA 进行对比实验,三种 AGA 下矩形件排样的迭代过程曲线如图 3 所示。

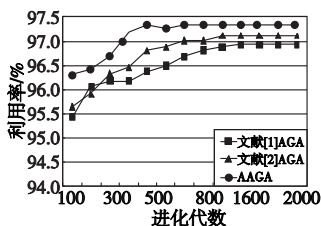


图3 三种AGA下基于集中剩余矩形区域策略的矩形件排样迭代过程曲线图

为了得到最优的排样效果,选取了文献[1]的 AGA、文献[2]的 AGA 和 AAGA 进行对比实验,根据实验结果从三种 AGA 中选取能更有效求解矩形件排样问题的一种方法。由图 3 可见,文献[1,2]中 AGA 的迭代曲线在 1200 代以前始终处于逐步上升状态,而 AAGA 的迭代曲线在 400 代之后便趋于平缓且处于利用率较高的位置上,并在 97.33% 利用率附近上下波动,该利用率所对应的排样方案即为最优排样方案,相应的排样图如图 4 所示。由此可见,在运用遗传算法求解排样问题时,采用的精英保护策略、环形交叉和变异方法得到的效果更好,且在进化的过程中对交叉概率和变异概率分别按照式(3)(4)进行自适应调整,利于脱离停滞状态以及避免算法陷入局部最优,有效提高了算法的收敛速度及稳定性。此外从图 3 还可以看出,在进化代数相同的条件下,AAGA 的曲线始终处于其他两条曲线之上,说明 AAGA 的寻优能力较其他两种 AGA 强。综合以上分析,本文选用 AAGA 来求解矩形件排样问题。

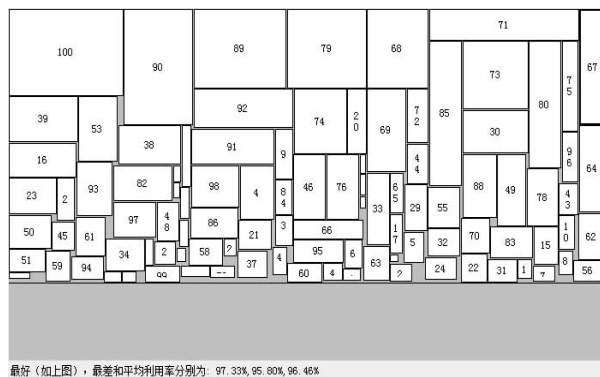


图4 AAGA得到的最优排样图

实验 2 为了便于与文献[7]中的实验结果进行比较,采用文献[7]中的案例进行实验,待排矩形件尺寸大小有 20 种共 59 个(矩形件尺寸数据如表 1 所示),板材宽度为 400 mm,种群规模 $m=50$,分别以迭代次数 20,30,40,50,100,200,⋯,1000 进行统计。

表 1 文献[7]案例中的矩形件尺寸

序号	长/mm	宽/mm	个数	序号	长/mm	宽/mm	个数
1	25	36	4	11	55	22	1
2	18	24	5	12	87	41	2
3	79	84	3	13	39	72	2
4	121	30	4	14	31	25	2
5	29	48	11	15	41	65	2
6	64	98	2	16	78	24	3
7	36	21	2	17	19	11	2
8	48	59	3	18	63	36	2
9	11	17	2	19	10	30	3
10	46	121	2	20	50	61	2

文献[7]采用遗传算法和最低水平线算法,文献[11]采用遗传算法和改进的最低水平线算法,文献[12]采用改进的遗传算法和改进的最低水平线择优插入算法。本文采用 AAGA 来求解矩形件排样问题,其中 AAGA 的交叉概率和变异概率在进化过程中分别按式(3)和(4)进行自适应调整,解码方法采用结合本文所提出的集中剩余矩形区域策略和改进的最低水平线择优插入算法。本实验对文献[7,11,12]中的算法分别加以编程实现,并与本文所提出的方法进行比较。求解过程中所得到的最优板材利用率如表 2 所示,求解得到的最优排样图如图 5 所示。

由表 2 数据可知,本文提出的基于集中剩余矩形区域策略的解码方法与文献[7,11,12]的算法比较,板材利用率均提高了将近 10%,提升效果明显。实验验证了本文提出的基于集中剩余矩形区域策略的解码方法的有效性,该方法在排放矩形件时通过对最低水平线的宽度及其上方所构成的剩余矩形区域的形状来决定矩形件的排法。当矩形件能排进剩余矩形区域时,根据该矩形件较长边长度与剩余矩形区域水平边(或竖直边)长度的大小关系来确定合理的矩形件排放方向(横排或竖排),这一排放方式使得剩余矩形区域更集中,更利于后续矩形件的排放,从而有效提高了板材的利用率。从表 2 还可以看到,采用 AAGA 和集中剩余矩形区域策略解决矩形件排样问题得到的板材利用率较为稳定,进化 200 代以后板材利用率均高于 97.5%,其中在文献[7]的实验数据条件下利用本文所提出的方法求解得到的最优利用率为 97.54%,对应的最优排

样图如图 5 所示。由图 5 可见,排样后板材中的废料(图 5 中已使用板材的灰色部分)有效减少。此外,本文所提出的方法在进化 200 代以内便可收敛得到最优解,而其他三种算法则需要进化 600 代以上才能收敛到最优解,说明本文所提出的方法能在较少进化代数内得到最优解;而且得到的最优解数值上比其他三种算法高出将近 10%,说明本文所提出的方法除了收敛速度更快,寻优能力也更强。综合以上分析,实验结果验证了本文所提出的基于集中剩余矩形区域策略的解码方法在求解矩形件排样问题时能有效提高板材利用率。

表 2 迭代过程中所得到的最优利用率对比 /%

进化代数	文献[7] 算法	文献[11] 算法	文献[12] 算法	基于集中剩余矩形 区域策略的 AAGA
20	85.21	86.36	86.70	96.06
30	85.32	86.46	86.88	96.18
40	85.59	86.65	86.95	96.36
50	85.74	86.75	87.17	96.56
100	86.16	87.17	87.32	96.69
200	86.54	87.52	87.65	97.54
300	86.71	87.86	87.82	97.54
400	86.78	88.12	88.17	97.54
500	86.82	88.21	88.38	97.54
600	86.84	88.27	88.38	97.54
800	86.88	88.27	88.38	97.54
1000	86.88	88.27	88.38	97.54

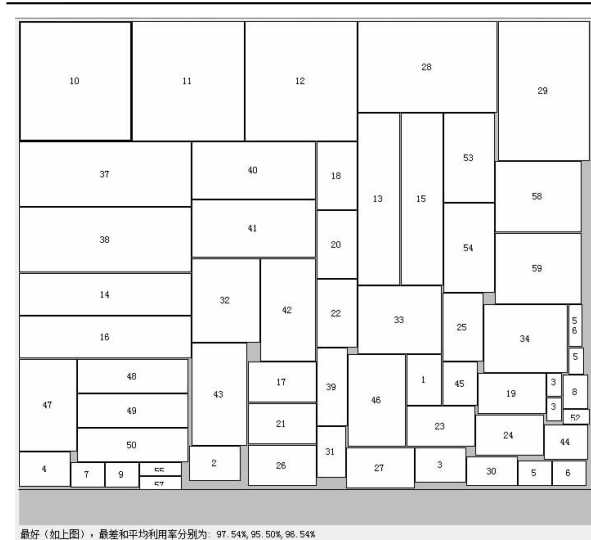


图5 基于集中剩余矩形区域策略的AAGA求解得到的最优排样图

6 结束语

本文采用自适应遗传算法对矩形件排样问题进行求解,求解过程中根据种群进化的情况对染色体的交叉概率和变异概率进行自适应调整;应用 AGA 求解的过程中,在选择、交叉和变异等环节采用性能较优的算子进行操作,有效提高算法的收敛速度以及稳定性,缩短排样所需的时间,降低企业生产的时间成本。此外,理论分析和实验结果也表明,将本文所提出的基于集中剩余矩形区域策略的解码方法运用到矩形件排样问题求解过程中能获得较高的板材利用率。本文的研究内容为矩形件排样问题的求解提供了一种切实可行的解决方案。在所提出方法的基础上设计出一种能满足工艺生产“一刀切”要求的排样方法将是下一步的研究方向。

参考文献:

[1] Srinivas M, Patnal K L. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms[J]. IEEE trans on System, Man and Cybernetics, 1994, 24(4): 656-667.

[2] 张京钊, 江涛. 改进的自适应遗传算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(11): 53-55.

[3] 闫宏亮. 改进的自适应遗传算法在桁架结构中的应用[D]. 西安: 长安大学, 2009.

[4] 郑明月. 混合遗传算法在矩形件带排样问题中的应用[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2013.

[5] 刘德全. 矩形件排样问题的遗传算法求解[J]. 小型微型计算机, 1998, 19(12): 20-25.

[6] 贾志欣, 殷国富, 罗阳. 二维不规则零件排样问题的遗传算法求解[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2002, 14(5): 467-470.

[7] 龚志辉, 黄星梅. 二维矩形件优化排样算法的改进研究[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2003, 30(3): 47-49.

[8] 赵新芳. 解决矩形件带排样问题的一种遗传算法[D]. 桂林: 广西师范大学, 2008.

[9] 陈勇. 采用遗传算法的矩形件优化下料模型[J]. 现代制造工程, 2009(1): 63-66.

[10] 蒋兴波, 吕肖庆, 刘成城. 一种用于矩形排样优化的改进遗传算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(22): 244-248.

[11] 黄红兵. 矩形毛坯优化排样算法的改进[J]. 机械工程师, 2004, 10(11): 12-14.

[12] 赵新芳, 崔耀东. 矩形件带排样的一种遗传算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(4): 540-544.

(上接第 页)

[10] Sakurai S, Itoh Y, Kitamura Y, et al. A middleware for seamless use of multiple displays[M]//Interactive Systems: Design, Specification, and Verification. Berlin: Springer, 2008: 252-266.

[11] 程时伟, 刘肖健, 孙守迁. 情境感知驱动的移动设备自适应用户界面模型[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(7): 993-1000.

[12] Castillejo E, Almeida A, López-de-Ipina D. Ontology-based model for supporting dynamic and adaptive user interfaces[J]. International Journal of Human-Computer Interaction, 2014, 30(10): 771-786

[13] Syed A A, Lukkien J, Frunza R. An architecture for self-organization in pervasive systems[C]//Proc of Conference on Design, Automation and Test in Europe. Leuve: European Design and Automation Association, 2010: 1548-1553.

[14] Muraoka T, Ikeda H. Selection of display devices used at man-machine interfaces based on human factors[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2004, 51(2): 501-506.

[15] Van Kan G A, Rolland Y, Andrieu S, et al. Gait speed at usual pace as a predictor of adverse outcomes in community-dwelling older people an International Academy on Nutrition and Aging (IANA) Task Force[J]. Journal of Nutrition, Health & Aging, 2009, 13(10): 881-889.

[16] Finnis K K, Walton D. Field observations to determine the influence of population size, location and individual factors on pedestrian walking speeds[J]. Ergonomics, 2008, 51(6): 827-842.

[17] Kadouche R, Abdulrazak B, Mokhtari M, et al. A semantic approach for accessible services delivery in a smart environment[J]. International Journal of Web and Grid Services, 2009, 5(2): 192-218.