

多变量编码遗传算法在管道类零件展开图排样中的应用

张京京¹, 龙 华¹, 陈晓鹏², 陈年华¹

(1. 湖南工业职业技术学院 机械工程学院, 湖南 长沙 410000; 2. 长沙职业技术学院 汽车工程学院, 湖南 长沙 410000)

摘要: 针对不规则通风管道展开件在排样中存在的材料利用率低、排样效率低、展开件形状难以表征等问题, 在基本遗传算法的基础上提出了采用多变量编码遗传算法对展开件进行排样布局。该算法对零件排列次序、镜像参数、旋转角度和零件中心位置存储参数等多个变量采用十进制编码方法, 随机生成初始种群, 进行选择、交叉、变异操作, 最终获得了展开件排样效果图。对比基本遗传算法与多变量编码遗传算法的排样效果可知, 多变量编码遗传算法能够准确地表征排样件的几何形状及位置特征, 保证了高效率排样, 提高了排样的材料利用率, 同时, 验证了多变量编码遗传算法具有可行性与有效性, 对于优化钣金件制造加工工艺、提高生产效率具有重要指导意义。

关键词: 通风管道; 展开件; 多变量编码; 遗传算法; 排样

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2022.11.020

中图分类号: TP3-05

文献标志码: A

文章编号: 1000-3940 (2022) 11-0146-06

Application of multivariate coding genetic algorithm in expanded layout for ventilation duct parts

Zhang Jingjing¹, Long Hua¹, Chen Xiaopeng², Chen Nianhua¹

(1. College of Mechanical Engineering, Hunan Industry Polytechnic, Changsha 410000, China;

2. College of Automotive Engineering, Changsha Vocational & Technical College, Changsha 410000, China)

Abstract: For the problems of low utilization rate of material, low efficiency of layout and difficult to characterize the shape of expanded part in the expanded layout of irregular ventilation duct parts, the layout of expanded part was proposed by a multivariate coding genetic algorithm based on the basic genetic algorithm. In this algorithm, many variables such as sort order of parts, mirror parameters, rotation angle and storage parameters of part center position were coded by decimal system, the initial population was randomly generated, and the selection, crossover and mutation operations were carried out. Finally, the layout effect diagram of expanded part was obtained. By comparing the layout effect of basic genetic algorithm and multivariate coding genetic algorithm, it can be seen that the multivariate coding genetic algorithm can accurately characterize the geometric shapes and positional features of layout parts, ensure the high efficiency of layout, and improve the material utilization rate of layout. At the same time, the feasibility and effectiveness of the multivariate coding genetic algorithm is verified, which has important guiding significance for optimizing the manufacturing process and improving the production efficiency of sheet metal parts.

Key words: ventilation duct; expanded part; multivariate coding; genetic algorithm; layout

不规则通风管道展开件的生产工序包括: 卷料自动送料—校平—冲孔—切角—切断—翻边攻丝—传输—折弯成形。其中, 材料利用率是下料工艺中需要考虑的一个重要问题, 而排样方法直接影响材料利用率、零件精度和加工效率。考虑到不规则通风管道展开件的制造工序多、过程复杂、制造周期

长、材料利用率低, 因此, 高效、优良的排样技术是不规则通风管道展开件生产中的关键技术之一。排样问题可以描述为在一定的板材上, 对给定形状和数量的不规则通风管道展开件进行排布, 保证这些零件互不干涉、重叠, 且不超出排样区域^[1], 同时要确保材料利用率尽可能高。然而, 不同零件之间的靠接、判交等运算比较复杂, 计算量大, 加上排列次序组合的变化、旋转角度的改变均会生成不同的排样方案。从计算复杂度上看, 该排样问题属于非确定性多项式 (Non-deterministic Polynomial, NP) 完全问题。解决排样问题的第1步也是重要的1步是如何准确地表征待排样零件的几何形状和位

收稿日期: 2022-04-27; 修订日期: 2022-07-28

基金项目: 湖南省教育厅科学研究项目 (19C0623)

作者简介: 张京京 (1987-), 女, 硕士, 讲师

E-mail: 940112291@qq.com

通信作者: 陈晓鹏 (1988-), 男, 硕士, 工程师

E-mail: 136843440@qq.com

置特征,目前常用遗传算法来解决图形排样问题。

长期以来,国内外众多学者均通过各种方法对图形排样问题进行了大量的研究,提出了一系列表征方法。针对规模较大的问题,目前的编码方法有二进制编码、浮点法编、符号编码、整数编码。凌晗等^[2]采用基于整数和符号编码的遗传算法研究了图形排样问题;马康^[3]采用整数表示排样零件序号,实现了整数编码,并利用遗传算法进行排样求解;薛文奎^[4]采用二进制编码的遗传算法研究了农业移动机器人路径规划。其中,不同编码机制的遗传算法应用中最广泛的为二进制编码^[5-6],但其计算量大;最方便解码的为整数编码^[7-8],但目前该方法多数是以排样次序来进行整数编码,而排样图形的几何形状和位置特征未在编码序列中表示,因而导致排样的材料利用率低^[9-11]、排样效率低^[12-13]。

本文旨在对不规则通风管道展开件进行排样,并对基本遗传算法的编码方法进行改进,实现多变量编码,从而准确地表征排样零件。并且,提出了一个有效且具有实际应用价值的通风管道类排样算法,提高了不规则通风管道类展开件排样的材料利用率。

1 不规则管道类零件展开件问题描述

常见通风管道主要通过圆柱管与圆柱管相交、圆柱管与圆锥管相交和圆锥管与圆锥管相交组成,如图 1 所示。通风管道展开件为 J_1, J_2, \dots, J_n , 每个通风管道展开件的面积为 S_1, S_2, \dots, S_n , 坯料面积为 S 。在坯料上裁剪出 n 个通风管道展开件,

并使得剩余坯料最多,即材料利用率最高。

在坯料上建立全局坐标系,则通风管道展开件在坯料上的位置可通过以下几个变量确定得到:

- (1) 通风管道展开件 J_i 的排列次序 $f_i, i = 1, 2, \dots, n$;
- (2) 通风管道展开件 J_i 的几何中心位置存储参数 $center_i$, 坐标为 (x_i, y_i) ;
- (3) 通风管道展开件的旋转角度 α_i 和镜像参数 mir_i 。

通风管道展开件 J_i 在坯料上的放置位置为 $(f_i, mir_i, \alpha_i, center_i)$ 。该展开件需放置在坯料内,并且与相邻的展开件 J_j 不相交 ($j = 1, 2, \dots, n$, 且 $i \neq j$), 具体可表示为:

$$\begin{cases} 0 \leq x_i, x_j \leq W \\ 0 \leq y_i, y_j \leq H \\ (f_i, mir_i, \alpha_i, center_i) \cap (f_j, mir_j, \alpha_j, center_j) = \emptyset (i \neq j) \end{cases} \quad (1)$$

式中: W 为坯料宽度, mm; H 为坯料高度, mm。

在上述约束条件下,建立复杂管道展开件优化布局模型^[11],具体如式(2)所示。

$$U_s = [S - \max(S'_1, S'_2, \dots, S'_n)]/S = [H - \max(H_1, H_2, \dots, H_n)]/H \quad (2)$$

式中: U_s 为材料利用率; H_i 为将 i 个管道展开件一一放置在坯料上后,坯料上剩余空位处的高度; S'_i 为剩余空位处的面积, m^2 。

在本文实例中选择长度为 4000 m、宽度为 3000 m 的板料用于排样布局。

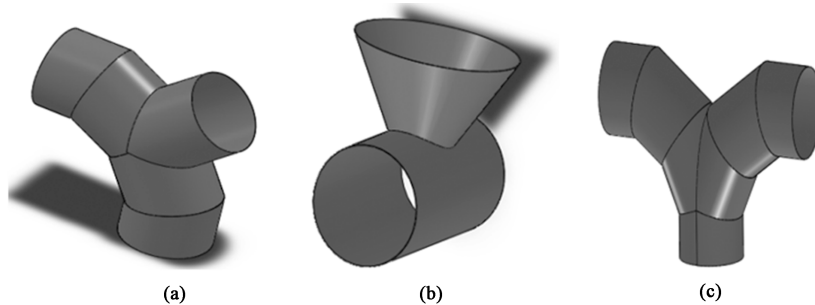


图 1 三维通风管道

(a) 相交圆柱管 (b) 圆柱管与圆锥管 (c) 相交圆锥管

Fig. 1 Three dimensional ventilation ducts

(a) Two cylindrical tubes intersect with each other (b) A cylindrical tube intersects with a conical tube (c) Two conical tubes intersect with each other

2 基于多变量编码遗传算法的排样方案设计

不规则管道类展开件的排样步骤:(1) 首先采

用多变量编码遗传算法将所有的零件进行排序,并得到每个零件的最优旋转角度 α_{best} 和镜像参数 mir_{best} ; (2) 将每个零件放置在板材上之前,将其按照最优旋转角度和最优镜像参数进行旋转镜像;

(3) 最后解码、扫描,对零件进行顺序放置,以确定其最终位置,从而完成所有零件的排样布局。

在不规则管道展开件的排样过程中,首先需要对不规则管道展开件进行图形表征。表征通风管道展开件 J_i 的变量有排列次序 f_i 、镜像参数 mir_i 、旋转角度 α_i ,以及展开件几何中心位置存储参数(存储于 $center_i$ 数组下)。准确表征通风管道展开件的形状、次序和位置是零件排样的第 1 步,也是最重要的 1 步,直接影响着后续板料排样的材料利用率和排样效率。因此,探索出一种能够准确表征通风管道展开件的排样方法具有重要的研究意义。

依据图 2 制定基于多变量编码的遗传算法的操作流程,如图 3 所示。采用多变量编码方法对排样件进行编码,生成 m 个遗传染色体,这些遗传染色体即为遗传个体,构成了遗传初始种群。

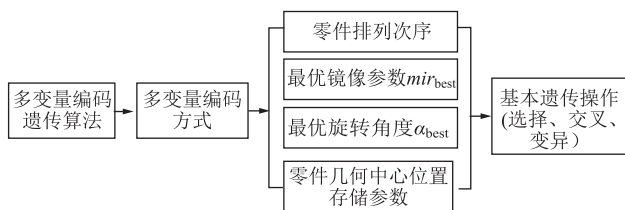


图 2 多变量遗传编码

Fig. 2 Multivariate genetic coding

表 1 不同形状零件的几何中心位置

Table 1 Geometric center positions of parts with different shapes

零件形状	多个直线段	多个直线段	多个直线段+椭圆孔	曲线+直线段+椭圆孔
几何中心位置				

为了准确地表征通风管道展开件,在遗传个体编码过程中引入排列次序、镜像参数、旋转角度及几何中心位置存储参数共 4 个变量,对展开件进行遗传编码。根据通风管道展开件的排样特点,采用了基于多变量的十进制编码方法产生初始遗传个体。

$$X = [(f_1, mir_1, \alpha_1, center_1), (f_2, mir_2, \alpha_2, center_2), \dots, (f_n, mir_n, \alpha_n, center_n)] \quad (3)$$

式中: X 为遗传染色体。

然后,根据展开件的旋转角度和几何中心位置存储参数确定镜像参数^[12-13]。

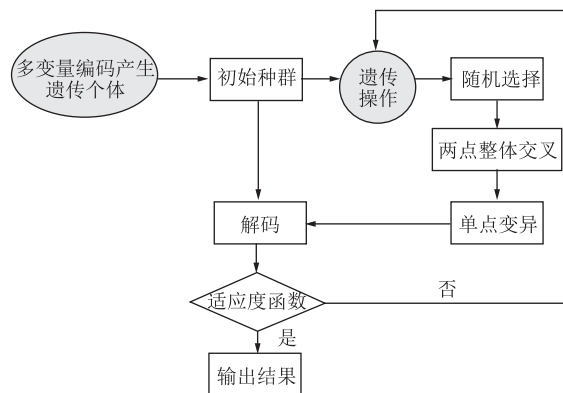


图 3 基于多变量编码的遗传算法操作流程

Fig. 3 Operation flow chart of genetic algorithm based on multivariate coding

2.1 遗传个体编码设计

不同形状的零件的几何中心位置是不同的。比如,有孔的规则图形与无孔的规则图形的几何中心是不相同。如表 1 所示,由多个直线构成不同形状的几何图形,其几何中心位置不同;由多个直线和椭圆孔构成的孔洞图形,其几何中心位置与由曲线、直线和椭圆孔构成的几何中心位置也不相同。因此,图形形状发生改变,其几何中心位置也会发生变化。因此,需要绘制通风管道三维图,并根据其质量属性获得相应的几何中心位置,为图形排样奠定数据基础。

此外,对 10 个展开件采用遗传算法进行计算时需要先采用遗传语言进行表征,方可被遗传算法读取并实现优化计算。10 个展开件所构成的遗传染色体由 40 位数组构成,具体如图 4 所示,其中 $c4$ 为 $center_4$,其他参数含义同理。

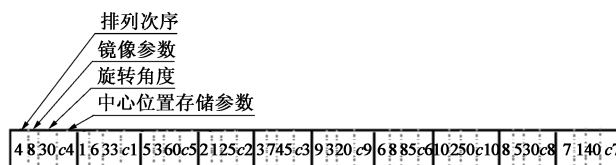


图 4 采用多变量编码方法对 10 个展开件进行编码

Fig. 4 Ten expanded parts coded by multivariate coding method

2.2 初始种群的产生

第 1 代个体种群的适应性越强,最优个体产生的几率就越高。因此,对通风管道展开件进行实数编码,完成遗传表征。通过式 (3),同时采用随机法产生 m 个初始遗传染色体个体 X_1, X_2, \dots, X_m 。

2.3 选择操作

采用随机分布函数随机选取染色体个体中的基因(排样件)进优胜劣汰操作。

对于给定规模为 m 的群体 $P=\{X_1, X_2, \dots, X_m\}$, 个体 $X_k \in P$ 的适应值为 $f(X_k)$, 其选择概率 $p_s(X_k)$ 如式 (4) 所示。

$$p_s(X_k) = \frac{f(X_k)}{\sum_{k=1}^m f(X_k)} \quad (4)$$

式中: $k=1, 2, \dots, m$ 。

因此,在父代中通过随机选择概率为 $p_s(X_k)$ 的选择交叉个体进行遗传操作。

2.4 交叉算子

本文采用两点整体交叉。两个父代 P_1, P_2 如式 (5) 所示:

$$\begin{aligned} P_1 = & \{(9, 6, 33, c9), (4, 8, 30, c4), \\ & (1, 6, 83, c1), (5, 3, 60, c5), \\ & (7, 4, 10, c7), (2, 1, 25, c2), \\ & (10, 8, 63, c10), (3, 7, 45, c3), \\ & (6, 8, 85, c6), (8, 5, 20, c8)\} \\ P_2 = & \{(2, 6, 30, c2), (6, 3, 30, c6), \\ & (8, 8, 12, c8), (9, 3, 45, c9), \\ & (1, 2, 85, c1), (4, 1, 20, c4), \\ & (5, 3, 30, c5), (3, 8, 10, c3), \\ & (10, 3, 23, c10), (7, 1, 55, c7)\} \end{aligned} \quad (5)$$

采用随机生成器在父代个体 P_1 和 P_2 中随机产生位置 3 与 9 (式 5) 中粗体表示), 并对这两处的镜像参数、旋转角度和几何中心位置存储参数进行交换, 具体结果如式 (6) 所示:

$$\begin{aligned} O_1 = & \{(9, 6, 33, c9), (4, 8, 30, c4), \\ & (1, 3, 23, c10), (5, 3, 60, c5), (7, 4, 10, c7), \\ & (2, 1, 25, c2), (10, 8, 63, c10), (3, 7, 45, c3), \\ & (6, 8, 85, c6), (8, 5, 20, c8)\} \\ O_2 = & \{(2, 6, 30, c2), (6, 3, 30, c6), \\ & (8, 8, 12, c8), (9, 3, 45, c9), (1, 2, 85, c1), \\ & (4, 1, 20, c4), (5, 3, 30, c5), (3, 8, 10, c3), \\ & (10, 6, 83, c1), (7, 1, 55, c7)\} \end{aligned} \quad (6)$$

式中: O_1 和 O_2 为父代个体 P_1 和 P_2 经过交叉算子变换后得到的子代个体。

2.5 变异算子

本文中变异操作分为展开件排列次序变异 f_i 、展开件镜像参数变异 mir_i 和展开件旋转角度变异 α_i 。对于展开件排列次序, 采用移位变异: 首先随机选择一个子代个体 O_s (s 为子代个体序号), 并随机选择一个展开件 J_i , 并将其插入到一个随机的位置中。在 $0^\circ \sim 360^\circ$ 范围内随机选取一个旋转角度 α 替换第 i 个展开件 J_i 的旋转角度 α_i 。比如, 假设随机选择的子代个体为 O_2 , 那么在 O_2 中随机选取第 3 个展开件, 将随机选择一个镜像参数 4 和旋转角度 30° (式 (7) 中粗体表示), 替换展开件 3 的镜像参数 8 和旋转角度 10° 进行替换。变异子代个体如式 (7) 所示。

$$\begin{aligned} O_s = & \{(2, 6, 30, c2), (6, 3, 30, c6), \\ & (8, 8, 12, c8), (9, 3, 45, c9), \\ & (1, 2, 85, c1), (4, 1, 20, c4), \\ & (5, 3, 30, c5), (3, 4, 30, c3), \\ & (10, 6, 83, c1), (7, 1, 55, c7)\} \end{aligned} \quad (7)$$

2.6 解码操作

将变异后子代个体进行解码, 即根据遗传操作获得的各展开件的排列次序和旋转角度, 在板料上确定排样件的最终位置, 以实现最终排样效果图。

3 实例验证与分析多变量表征遗传算法与基本遗传算法排样结果

基本遗传算法的选择操作采用随机选择法, 交叉算子采用单点交叉, 变异算子采用基本变异(单点)。通过分析和对比基本遗传算法和多变量编码遗传算法的排样效果(图 5 和图 6), 获得最优排样方法。

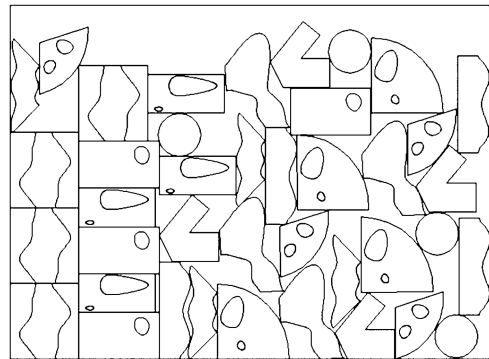


图 5 基本遗传算法排样效果

Fig. 5 Layout effect of basic genetic algorithm

根据排样参数(坯料高度 H , 材料利用率 U 和排样时间 t) 对基本遗传算法和多变量编码遗传算法计算获得的排样效果图进行比较(表 2), 可知:

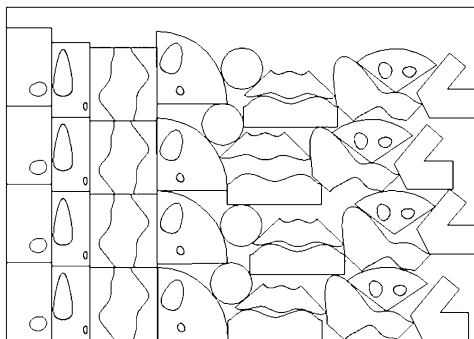


图 6 多变量编码遗传算法排样效果

Fig. 6 Layout effect of multivariate coding genetic algorithm

表 2 两种遗传算法的相关数据

Table 2 Related data of two genetic algorithms

算法	多变量表征遗传算法			基本遗传算法		
参数	H/mm	U/%	t/s	H/mm	U/%	t/s
数值	2072.9	77.049	122.073	2171.8	73.128	129.045

(1) 多变量编码遗传算法获得的材料利用率大于基本遗传算法。主要是因为该算法能够准确表征排样件,使得排样图的最大轮廓高度相较于基本遗传算法的排样效果图有所减少,因而多变量编码遗传算法获得的材料利用率更大。

(2) 多变量编码遗传算法的整个计算时间总体上小于基本遗传算法。这是因为多变量编码中包含了展开件的几何中心,不需要在排样过程中重复搜索该零件的几何中心,这为整个排样过程节省了时间。

本文采用的多变量编码遗传算法能够准确地表征排样件的形状、尺寸等几何特征,并通过遗传操作,对不同形状展开件进行排样布局,获得最优排样图。同时,对比基本遗传算法与多变量编码遗传算法所获得的材料利用率,结果表明,多变量编码遗传算法排样所需时间短、材料利用率高,从而对通风管道展开件实际加工工艺优化具有重要指导意义。

4 结论

(1) 为了更准确地表征通风管道展开件的几何特征,本文采用集排列次序、镜像参数、旋转角度和展开件几何中心位置存储参数为一体的多变量编码方法对展开件进行初步数字化表征。此多变量编码方法能够准确地将孔洞、曲线、直线的展开件特征表征出来。这对于准确排样、提高排样的材料利

用率具有重要意义。

(2) 分别采用基本遗传算法和多变量编码遗传算法对通风管道 10 个展开件进行排样布局。通过对比分析,可知多变量编码遗传算法较基本遗传算法的排样效率高、材料利用率高。

参考文献:

- [1] 刘玲玲, 赵罡, 龚堰珏. 基于 BL-NFP 神经网络算法的二维不规则钣金零件排样 [J]. 锻压技术, 2021, 46 (12): 54-60.
Liu L L, Zhao F, Gong Y J. Layout for two-dimensional irregular sheet metal parts based on BL-NFP neural network algorithm [J]. Forging & Stamping Technology, 2021, 46 (12): 54-60.
- [2] 凌晗, 刘楠楠, 武照云, 等. 基于改进遗传算法的矩形件排样优化研究 [J]. 现代制造技术与装备, 2017, (9): 66-67, 69.
Ling H, Liu N F, Wu Z Y, et al. Research on rectangular packing optimization based on improved genetic algorithm [J]. Modern Manufacturing Technology and Equipment, 2017, (9): 66-67, 69.
- [3] 马康. 基于分布估计算法的矩形件排样优化问题研究 [D]. 镇江: 江苏科技大学, 2016.
Ma K. Research of Rectangular Packing Methods Based on Estimation of Distribution Algorithms [D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2016.
- [4] 薛文奎. 遗传算法在农业移动机器人路径规划中的应用——基于矩阵二进制编码 [J]. 农机化研究, 2019, 41 (12): 69-73.
Xue W K. Application of genetic algorithm in path planning of agricultural mobile robot-Based on matrix binary code [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2019, 41 (12): 69-73.
- [5] 孟子喧. 基于遗传算法的钣金件下料问题优化研究 [J]. 现代工业经济和信息化, 2018, 8 (15): 24-25.
Meng Z X. Research on optimization of sheet metal cutting problem based on genetic algorithm [J]. Modern Industrial Economy and Informationization, 2018, 8 (15): 24-25.
- [6] 吴阳. 并行遗传退火算法的圆形件下料问题求解 [D]. 南京: 广西大学, 2018.
Wu Y. Parallel Genetic Annealing Algorithm for Solving Circle Piece Blanking Problems [D]. Nanning: Guangxi University, 2018.
- [7] 曾晓亮, 吴琼, 袁旭华. 二维矩形件排样问题的自适应多岛遗传算法优化 [J]. 锻压技术, 2020, 45 (12): 53-58.
Zeng X L, Wu Q, Yuan X H. Adaptive multi-island genetic algorithm optimization on layout problem for 2D rectangular parts [J]. Forging & Stamping Technology, 2020, 45 (12): 53-58.
- [8] 计明军, 邓文浩, 郭文文, 等. 改进填充算法在矩形件排样中的应用 [J]. 数学的实践与认识, 2019, 49 (4): 139-150.

(下转第 200 页)