

基于线性变换的板材成形回弹工艺优化研究

刘文娟, 梁志勇

(肇庆学院 计算机科学与软件学院, 广东 肇庆 526061)

摘要: 提出了基于线性变换的板材冲压工艺优化回弹控制, 通过正交试验分析建立了回弹进行策略优化模型. 采用改进的基于线性变换适应度函数的进化策略算法为优化器, 以板料冲压成形后回弹量最小为目标, 完成了对多曲率件冲压成形工艺参数的优化设计, 得到了最佳的工艺参数, 在最佳的工艺参数条件下进行了冲压成形回弹试验, 结果表明基于进化策略的工艺优化回弹控制方法可以寻找出最佳的工艺方案, 有效地控制减小回弹.

关键词: 回弹; 工艺优化; 线性变换; 进化策略

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)05-0035-04

Process Optimal Control of Sheet Metal Forming Springback Based on Linear Transformation

LIU Wen-juan, LIANG Zhi-yong

(College of Computer Science and software, Zhaoqing University, Zhaoqing 526061, China)

Abstract: The paper presents a process optimal control scheme of sheet metal forming springback based on linear transformation and evolutionary strategy. The springback prediction model is established on orthogonal test analysis. The evolutionary strategy based on linear transformation fitness function is used as optimization algorithm, the smallest sheet metal forming springback as the goal, to complete the process parameter optimization design of multi-curvature forming, thus obtaining the best process parameters. The sheet metal forming springback test is conducted in the best process parameters. The experiment results indicate that the best process scheme can be achieved with the process optimal springback control method based on evolutionary strategy, the springback can be controlled and reduced effectively.

Key words: springback; processing optimization; linear transformation; evolutionary strategy

1 引言

在板材冲压加工过程中, 回弹现象的存在影响了产品的成形精度以及后续装配工作的进行. 如何很好地控制回弹已经成为制约精密冲压加工、高精精密模具设计的关键技术问题. 通过调节冲压工艺参数(如毛坯形状和材料参数、冲压成形力、凹模圆角、润滑状态等)可以在一定程度上减小回弹. 在传统的板材成形工艺设计过程中, 工艺设计人员一般是借助于物理试模或数值模拟的分析结果, 根据生产经验和直觉对设计方案、工艺参数进行调整, 然而, 参

数修改的方向以及参数修改的多少, 是很难准确把握的, 这就需要进行反复的试错. 近年来, 工程优化逆向求解技术为解决该矛盾提供了可行的途径.

由于冲压工艺参数较多并相互耦合, 传统的优化方法就显得较为困难, 如 Hooke-Jeeves 法、Gauss-Newton 法、梯度法等, 其灵敏度分析计算非常复杂, 而且必须和有限元分析计算强耦合, 灵活性不好, 更主要的是这些方法有时不收敛或易陷于局部最优解, 而新近发展起来的进化策略算法 ES(evolution strategies)非常适合多参数组合影响分析^[1-2], 进化策略算法具有通用, 稳健性强, 适合于并行处理等特点, 及自组织、自适应等智能特性, 比较适合求解大

规模非线性优化问题。

文中在多曲率件实际冲压回弹试验的基础上,提出了一种基于线性变换的工艺优化回弹控制方法。

2 多曲率件冲压工艺优化回弹控制模型的建立

回弹过程是一个涉及多因素的复杂变形过程,冲压工艺设计时需要考虑的工艺因素有:冲压件设计参数,冲压模具结构与冲压条件,板料性能,变形性质与变形分布等。为了有效地控制回弹,就需要在成形工艺中,寻找出最优的成形路径,增加材料的塑性变形,减小变形不充分在总变形中的比重,使成形件形状尽量接近模具形状。

文中根据冲压工艺设计的特点,针对冲压模具设计存在的回弹问题和薄弱环节,提出了一个集进化策略算法、冲压回弹快速预测于一体的冲压工艺优化回弹控制模型。下面对优化控制模型设计变量的选取、目标函数的建立以及变量约束的确定进行分析。

2.1 设计变量的选择

在多曲率件冲压成形过程中,影响回弹的因素很多,本文在对影响多曲率件回弹的各项因素进行了分析基础上,选择出对回弹影响较为显著的七个工艺参数作为设计变量:

- (1) 板料厚度 $t(\text{mm})$;
- (2) 材料性能参数 $\sigma_s/E \times 10^{-3}$ (σ_s 为屈服应力, E 为弹性模量);
- (3) 冲压力 $F(\text{KN})$;
- (4) 模具型面曲率 $k_1(\times 10^{-2}\text{mm}^{-1})$ 、 $k_2(\times 10^{-2}\text{mm}^{-1})$, 弯曲角度 $\alpha(^{\circ})$ 、 $\beta(^{\circ})$ 。如图 1 所示。

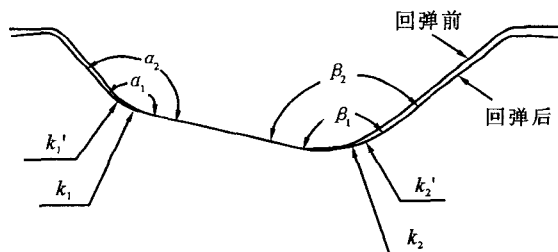


图 1 多曲率件回弹变量

借鉴板料设计生产中的经验,挑选具有不同机械性能(主要指屈服应力与弹性模量大小)的板料、板料厚度、冲压成形力、润滑条件和模具型面形状作为试验参数,同时结合生产实际,试验中每种因素分别取四个水平进行正交试验分析,如表 1 所示。

表 1 试验工艺参数因素水平表

水平	试验 板材	冲压 力/KN	板料 厚度 t/mm	因素			
				模具型面形状参数			
				$k_1(\times 10^{-2}\text{mm}^{-1})$	$\alpha(^{\circ})$	$k_2(\times 10^{-2}\text{mm}^{-1})$	$\beta(^{\circ})$
1	LY12M	7	0.8	6.94	140	5.43	129
2	SUS304	21	1.0	6.71	142	5.29	131
3	SPCE	35	1.2	6.49	144	5.15	133
4	DC54D	49	1.5	6.29	146	5.03	135

2.2 目标函数的建立

文中以板材多曲率冲压成形回弹角度 $\Delta\alpha(^{\circ})$ 、 $\Delta\beta(^{\circ})$ 最小为目标,根据多曲率件冲压回弹的特点,采用基于线性变换的适应度函数为目标函数:

$$\text{Min } F(E_1, E_2, \dots, E_m)_i = a * y_1 + b * y_2 + c \quad (1)$$

式中, E_m 为成形工艺参数; m 为染色体数目; a 、 b 为比率系数; c 为幅度系数。

式(1)中, y_1 和 y_2 是回弹预测模型在进化过程中的输出值,比率系数 a 、 b ,幅度系数 c 求解方法如下文所述。

2.3 变量约束的确定

为了使设计获得能满足各项要求的最佳方案,在建立优化数学模型时,需要提出一些必要的约束条件,以便将搜索空间的大小加以限制,使得在搜索空间中一个个体点与解空间内一个可行解的点有一一对应的关系。文中采取罚函数法,其基本思想是对个体违背约束条件的情况给予惩罚,将约束优化问题就可以转换为一个附带惩罚的非约束优化问题^[3]。并将此惩罚体现在适应度函数设计中。

通过罚函数 $\Phi(X, r)$ 将上述问题转化为非约束问题:

$$\text{Min } \Phi(X, r) = F(X) + rP(X) \quad (2)$$

式中, $P(X)$ 为惩罚项,由下式表示:

$$P(X) = c_1 \sum_{v=1}^m |h_v(X)|^2 + c_2 \sum_{i=1}^n [\max[0, g_i(X)]]^2 \quad (3)$$

式中, c_1 、 c_2 分别为等式约束与不等式约束的不均衡加权系数,而

$$\begin{aligned} \max[0, g_i(X)] &= \frac{b_i(X) + |g_i(X)|}{2} \\ &= \begin{cases} h_i(X) & g_i(X) > 0 \\ 0 & g_i(X) \leq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

式(2)中, r 为惩罚因子。随着进化不断进行,惩罚项越来越小,为了保证惩罚项作用,必须逐步加大

惩罚因子 r . 取 $r = \frac{1}{T}$, $T < 1$, $T = \tau T$, $\tau \in [0, 1]$. 当惩罚因子 r 的取值接近无穷大时, 非约束解可收敛到约束解.

3 基于线性变换的适应度函数进化策略算法

进化策略是一种新兴的搜索寻优技术. 进化策略算法具有很好的普适性^[4-5], 不求问题的动力学信息(如连续、可微)等, 对复杂非线性优化问题显示出很强的求解能力. 进化策略算法具有优化收敛性好、后期搜索能力强等优点, 比较适合求解大规模非线性优化问题.

在进化计算中, 适应度函数是决定系统整体性能的根本因素之一. 通常, 进化策略算法中个体的适应度也就是所研究问题的目标函数, 而有时适应度是目标函数转换后的结果. 在进化计算的初始阶段, 群体中可能存在少数适应值很高的个体, 若采用基于适应度的概率选择方法, 就容易造成群体多样性的急剧下降^[6], 导致群体早熟提前收敛, 或将算法搜索导向局部极值点. 在进化计算后期阶段, 群体中所有个体的平均适应度可能会接近于群体中最佳个体的适应度, 使进化过程无竞争性可言, 这将导致无法对重点区域进行重点搜索, 从而影响算法运行效率.

为了克服这种现象, 文中采用线性变换法构造适应度函数模型, 在进化前期或后期阶段对个体的适应度进行适当的调整, 扩大最佳个体适应度与其他个体适应度之间的差异程度, 以提高个体之间的竞争性. 通过建立根据进化前期或后期自适应变换的比率系数、适应度平均值系数及选择概率、交叉概率和变异概率等进化参数表达式, 构造了一种基于线性变换的适应度函数及进化参数的数学模型, 优化流程如图2所示.

针对简单适应度函数的不足之处, 本节采用线性变换法对适应度函数进行变换, 由于多曲率件冲压回弹 GA-ANN 模型输出量为 2 个回弹值, 所以转换的适应度函数为

$$f = a * y_1 + b * y_2 + c \quad (5)$$

为了反映不同进化阶段个体适应度的差异, 系数 a 和 b 在进化计算前期或后期需自适应地缩放. 通常, 系数 a 称为比率系数, 系数 b 称为幅度系数.

比率系数 a 的缩放尺度 δ 定义为 y_1 个体适应度与 y_1 适应度平均值之差的平方, 即:

$$\delta_{y_1} = f_{y_1} - f_{y_1 \text{ avg}} \quad (6)$$

比率系数 b 的缩放尺度 δ 定义为 y_2 个体适应度

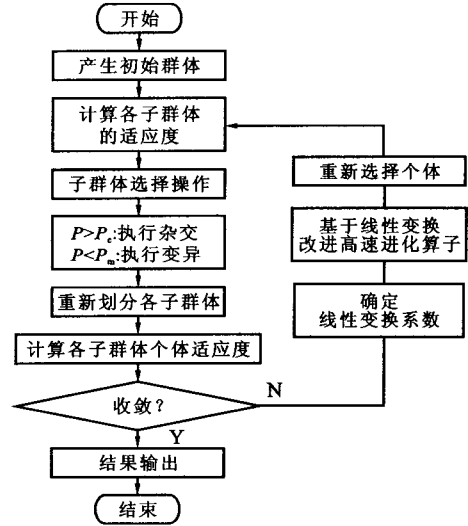


图2 基于线性变换的进化参数优化流程图

与 y_2 适应度平均值之差的平方, 即:

$$\delta_{y_2} = f_{y_2} - f_{y_2 \text{ avg}} \quad (7)$$

因而, 比率系数 a 和 b 定义为

$$a = \begin{cases} 1 - \delta_{y_1}/f_{y_1}, f_{y_1 \text{ max}} - f_{y_1 \text{ avg}} - f_{y_1 \text{ min}} > 0 \\ 1 + \delta_{y_1}/f_{y_1}, f_{y_1 \text{ max}} - f_{y_1 \text{ avg}} - f_{y_1 \text{ min}} \leq 0 \end{cases} \quad (8)$$

$$b = \begin{cases} 1 - \delta_{y_2}/f_{y_2}, f_{y_2 \text{ max}} - f_{y_2 \text{ avg}} - f_{y_2 \text{ min}} > 0 \\ 1 + \delta_{y_2}/f_{y_2}, f_{y_2 \text{ max}} - f_{y_2 \text{ avg}} - f_{y_2 \text{ min}} \leq 0 \end{cases} \quad (9)$$

幅度系数 c 定义为

$$c = \begin{cases} (\delta_{y_1}/f_{y_1} - \frac{1}{1+f_{y_1}}) \cdot f_{y_1 \text{ avg}} + (\delta_{y_2}/f_{y_2} - \frac{1}{1+f_{y_2}}) \cdot f_{y_2 \text{ avg}}, f_{y_2 \text{ max}} - f_{y_2 \text{ avg}} - f_{y_2 \text{ min}} > 0 \\ (\frac{1}{1+f_{y_1}} - \delta_{y_1}/f_{y_1}) \cdot f_{y_1 \text{ avg}} + (\frac{1}{1+f_{y_2}} - \delta_{y_2}/f_{y_2}) \cdot f_{y_2 \text{ avg}}, f_{y_2 \text{ max}} - f_{y_2 \text{ avg}} - f_{y_2 \text{ min}} \leq 0 \end{cases} \quad (10)$$

因此, 基于线性变换的适应度函数表示为

$$f' = \begin{cases} (1 - \delta_{y_1}/f_{y_1}) * y_1 + (1 - \delta_{y_2}/f_{y_2}) * y_2 + (\delta_{y_1}/f_{y_1} - \frac{1}{1+f_{y_1}}) \cdot f_{y_1 \text{ avg}} + (\delta_{y_2}/f_{y_2} - \frac{1}{1+f_{y_2}}) \cdot f_{y_2 \text{ avg}}, f_{y_2 \text{ max}} - f_{y_2 \text{ avg}} - f_{y_2 \text{ min}} > 0 \\ (1 + \delta_{y_1}/f_{y_1}) * y_1 + (1 + \delta_{y_2}/f_{y_2}) * y_2 + (\frac{1}{1+f_{y_1}} - \delta_{y_1}/f_{y_1}) \cdot f_{y_1 \text{ avg}} + (\frac{1}{1+f_{y_2}} - \delta_{y_2}/f_{y_2}) \cdot f_{y_2 \text{ avg}}, f_{y_2 \text{ max}} - f_{y_2 \text{ avg}} - f_{y_2 \text{ min}} \leq 0 \end{cases} \quad (11)$$

4 基于进化策略的工艺优化步骤

文中进行的基于进化策略的多曲率件冲压工艺优化回弹控制过程如下:

(1) 根据回弹影响因素分析结果选定板料厚度 $t(\text{mm})$, 材料性能参数 $\sigma_s/E \times 10^{-3}$ (σ_s 为屈服应力, E 为弹性模量), 冲压力 $F(\text{KN})$, 模具型面曲率 $k_1(\times 10^{-2}\text{mm}^{-1})$ 、 $k_2(\times 10^{-2}\text{mm}^{-1})$, 弯曲角度 $\alpha(^{\circ})$ 、 $\beta(^{\circ})$ 为试验的控制参数, 运用正交设计的试验方法进行多曲率件冲压回弹试验, 获得 48 组不同工艺参数下的回弹目标函数值。

(2) 针对多曲率件回弹问题建立基于 RBF 神经网络的回弹预测模型, 以获得工艺参数与回弹量的非线性全局映射关系, 便于进化策略算法适应度函数的求解。采用四层神经网络, 输入层为 7 个神经元; 隐含层为 6 个神经元; 输出层, 神经元 2 个, 即两个目标函数值。利用遗传算法优化网络权重, 以已知的 48 组不同工艺参数下的目标函数值作为回弹预测模型的样本信号, 对模型进行训练。

(3) 采用改进的基于线性变换适应度函数的进化策略算法作为优化器。

(4) 设计变量的编码方式采用实数编码, 避免利用神经网络预测时的解码和译码。设计变量取值范围: $0.3\text{mm} \leq t \leq 2\text{mm}$; $1\text{KN} \leq F \leq 10\text{KN}$; $0.65 \leq$

$\sigma_s/E \times 10^{-3} \leq 1.51$.

(5) 适应度评价。设计变量的目标函数值采用回弹预测模型实时获得, 适应度值尺度换算采用线性比例方法。对于约束多目标优化和权重系数多目标优化, 采用共享的适应度评价函数, 总目标函数值 $F(i)$ 越小适应度值越高, 适应度值越高适应度越好。

(6) 进化参数的选取

进化策略算法操作参数设定如下: 进化策略算法其群体规模为 50; 交叉算子采用单点交叉, 交叉概率: 0.9; 该算法的变异算子为: $X_i' = X_i + N(0, 1)$; 选择算子, 在父代个体和由父代个体产生的子个体群 ($u + r = 400$) 中选择适应度最高的 50 个个体, 作为下一代的群体。迭代的终止条件为: 达到规定的迭代次数 $\text{Max } T = 500$ 。

(7) 迭代终止, 获得的最好个体即为最优解, 转化后的设计变量值即为最佳工艺参数。

根据参数优化结果, 利用多曲率件冲压模具进行冲压回弹试验, 按照优化得到的工艺条件, 选用屈服强度 σ_s 与弹性模量 E 比值较低的板材 DC54D + ZF, 板厚选择 1.2mm, 在 3KN 冲压力下, 进行冲压成形, 并利用三坐标测量仪进行回弹测量, 回弹测量结果如表 2 所示, $\Delta\alpha$ 为 0.22° , $\Delta\beta$ 为 0.63° 。试验结果表明, 通过基于进化策略的工艺优化回弹控制方法可以寻找出最佳的工艺方案, 有效地减小回弹。

表 2 基于线性变换的进化策略工艺参数优化结果

进化代数	模具型面参数				$\sigma_s/E \times 10^{-3}$	F/KN	t/mm	适应度函数最优值
	$k_1(\times 10^{-2}\text{mm}^{-1})$	$\alpha(^{\circ})$	$k_2(\times 10^{-2}\text{mm}^{-1})$	$\beta(^{\circ})$				
500	6.71	142.12	5.27	131.70	0.63	3.05	1.20	4.12e-004

5 结束语

文中提出了一种基于线性变换的冲压工艺优化回弹控制方法。针对多曲率件冲压成形工艺建立了相应的反映设计变量和目标函数映射关系的回弹预测模型, 以基于线性变换适应度函数的进化策略算法为优化器, 多曲率件冲压成形后回弹量最小为目标, 实现了冲压成形工艺参数的优化设计, 得到了最佳的工艺参数。并采用多曲率件冲压成形试验对优化结果进行验证, 结果表明, 在优化后的工艺参数条件下可以有效地减小多曲率件的冲压回弹。从前面的分析可得出以下结论:

(1) 建立基于进化策略算法的工艺优化回弹控制模型, 并对冲压回弹工艺优化目标函数的建立、设计变量的选择以及变量约束的确定方法进行研究。

(2) 针对传统进化策略算法适应度函数的不足之处, 提出了一种基于线性变换的适应度函数数学模型, 个体适应度在进化计算前期或后期可以自适应地缩放, 提高了对进化环境的应变能力, 取得了较好的进化效果。实例分析证明, 文中提出的基于线性变换适应度函数的进化策略算法不需要目标函数的梯度信息, 具有全局搜索特性, 对于存在不可微目标函数的非线性优化问题, 能以较快的速度和较大概率收敛于全局最优解。

(3) 采用改进的基于线性变换适应度函数的进化策略算法为优化器, 以板料冲压成形后回弹量最小为目标, 完成了对多曲率件冲压成形工艺参数的优化设计, 得到了最佳的工艺参数, 进行了冲压成形回弹试验, 结果表明基于进化策略的工艺优化回弹控制方法可寻找出最佳的工艺方案, 有效控制减小回弹。

(下转第 41 页)

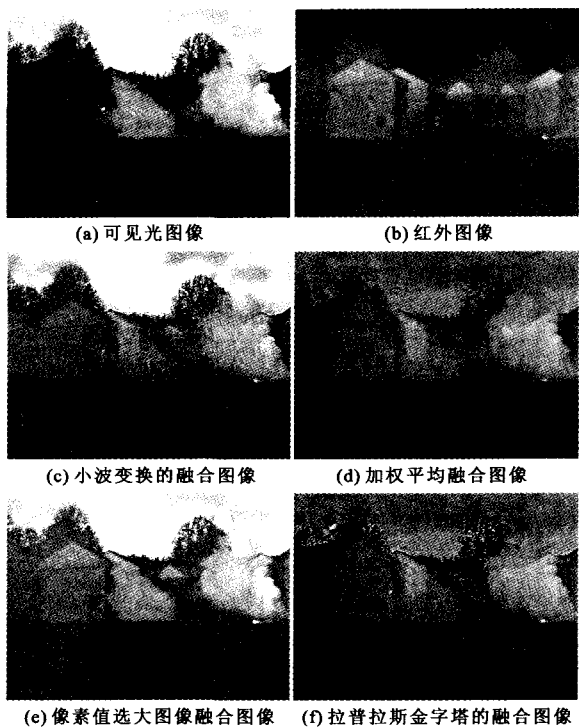


图 1 图像融合结果

表现出来.由于在主观评价时,评价尺度很难掌握,因为大多数情况下,无法知道标准的融合图像应该是怎样的,因此还需要进行客观评价.表 1 为采用各种融合方法所得到的融合图像客观数据统计,显然图 1(c)的各项指标都要高于其他融合图像,与主观判断一致.由此可知基于小波变换的图像融合方法比其他融合方法要好^[5-6].

表 1 客观数据统计

图像	熵	平均梯度	标准差	空间频率
图 1(c)	6.855 7	5.593 3	38.986 9	10.458 8
图 1(d)	6.261 3	3.708 4	27.611 2	6.285 1
图 1(e)	6.611 6	3.593 1	36.821 3	7.971 3
图 1(f)	6.397 8	5.621 0	28.778 6	10.428 0

(上接第 38 页)

参考文献:

[1] Yang M, Manabe K I, Nishimura H. Development of real - time process control system for precision and flexible bending with an online database[J]. J. Mats. Processing Technology, 1996,60(1/4):249 - 254.

[2] 于晓冬,董红斌. 一种改进的进化策略研究[J]. 微电子学与计算机, 2009,26(2):58 - 61.

[3] 张海建,陈向东,王世海. 一种遗传算法优化的图像模糊边缘检测方法[J]. 微电子学与计算机, 2008,25(4):105 - 107.

[4] Siegert K, Altan T, Nakagawa T. Development and man-

5 结束语

针对红外图像和可见光图像的特点,文中提出了一种改进的基于小波变换的图像融合算法.对图像进行小波分解后,对高频分量和低频分量都采用了基于区域特征的融合准则,根据高频分量和低频分量的特点,选取了相同的区域大小但不同的阈值来进行融合.实验结果表明使用该融合算法得到的融合图像有利于对场景的整体认识,实验数据和视觉效果都表明了该算法的有效性.

参考文献:

[1] 韩崇昭,朱红艳,段战胜. 多源信息融合[M]. 北京:清华大学出版社,2006.

[2] Burt P J, Adelson E H. The laplacian pyramid as a compact image code[J]. IEEE Trans. Commun. ,1983,31(4):532 - 540.

[3] Mallat S G. A theory for multi - resolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7):674 - 693.

[4] 刘桂雄,林绪虹. 基于 CMAC 的图像融合快速算法[J]. 光学精密工程,2008,16(5):950 - 956.

[5] 顾国松,陈华杰,薛安克. 基于 VC 的 SAR 图像融合系统关键技术的研究[J]. 微电子学与计算机,2008,25(12):37 - 40.

[6] 许学斌,张新曼,张德运. 基于多宇宙并行量子遗传算法的多传感器图像融合方法[J]. 微电子学与计算机, 2008,25(12):9 - 12.

作者简介:

陈 浩 男,(1982 -),博士研究生.研究方向为图像融合、电视跟踪.

ufacture of dies for car body production[M]. Germany: Annls of the CIRP, 1997:535 - 543.

[5] Nash J C, Walker Smith M. Nonlinear parameter estimation[M]. New York, Basel,Marcel Dekker. Inc. , 1987.

[6] Ray T, Tai K, Seow K C. An evolutionary algorithm for constrained optimization[C]// Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computing Conference. Singapore, 2000:230 - 238.

作者简介:

刘文娟 女,(1978 -),博士.研究方向为计算机 CAD/CAM、智能控制.