

基于进化策略的板材回弹优化建模研究

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:以回弹最小为目标提出了一种有效的成形工艺优化方法。通过有限元方法对回弹过程进行建模和分析,以获得不同成形工艺条件下的回弹量作为神经网络的样本信号。利用 RBFN 来模拟复杂的回弹过程。采用改进的进化策略(ES)算法对已建立的回弹模型进行优化以获得最小回弹。结果表明,提出的 RBF 网络与 ES 相结合的方法具有全局搜索特性,对于存在不可微的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。

关键词:回弹;工艺优化;RBF 网络;进化策略

中图分类号:TP183

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2009)08-0243-04

Modeling of Sheet Metal Forming Springback Based on Evolutionary Strategy

LIU Wen-juan, LIANG Zhi-yong

(Department of Computer Science, Zhaoqing University, Zhaoqing 526061, China)

Abstract: In this paper, a method of generating optimal forming process for minimum springback is presented. The springback process was modeled and analyzed by using the finite - element method, so as to obtain the springback value for different process parameter as the sample signal of neural network. A radial basis function network (RBFN) was applied to simulate the complex springback process. An improved evolutionary strategy algorithm was used to optimize the identified model for minimum springback. It has been verified that the modeling error of RBFN is extremely smaller than the regression method. The results indicate that optimal process parameters can be quickly and accurately accessed through the proposed approach.

Key words: springback; processing optimization; radial basis function network; evolutionary strategy

0 引言

板材成形是现代工业中的一种十分重要的制造技术,板材成形后的回弹现象是其成形中不可避免的问题,由于回弹现象的存在,大大地影响了产品的尺寸精度以及后续装配工作的进行。为了尽可能减小回弹,必须合理地确定各项工艺参数。由于生产过程参数较多,模型的限制条件较强,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^[1,2]。更为重要的是这些方法有时难以收敛或只能收敛到局部最小解,新近发展起来的进化计算中的进化策略可以克服以上的不足,是解决此类难题较有发展前途的寻优技术。

文中以金属成形中典型的 U 形件弯曲回弹为研

究对象,利用 RBF 网络来映射回弹量与各项工艺参数之间的非线性关系,采用有限元方法对板材弯曲成形过程进行分析,获得不同工艺条件下的回弹量作为神经网络的样本信号,对神经网络进行训练,建立了基于 RBF 网络的回弹预测模型。以板材弯曲成形回弹量最小为目标,以板材性能及工艺参数为设计变量,利用神经网络的逼近功能以及进化策略的全局寻优能力,实现了各项工艺参数的优化。达到了对回弹的准确预测与有效控制。

1 进化策略算法

近年来,进化策略以其求解复杂优化问题中的卓越表现而成为迅速发展的全新优化算法。进化策略与遗传算法有着类似特点,被公认为是求解全局优化问题以及不可微和病态优化问题的有效方法。作为进化算法的三个主流分支之一,进化策略是 20 世纪 60 年代初由当时为柏林工业大学学生的 Rechenberg 和 Schwefel 提出的。与其它类型的进化算法不同,进化

收稿日期:2008-11-20;修回日期:2009-02-15

基金项目:广东省工业攻关项目资助(2004A11403002, 2004Z3 - DX0101, 2004A10402002);肇庆学院自然科学研究项目资助(0828)

作者简介:刘文娟(1978-),女,河南新乡人,副教授,博士,研究方向为计算机 CAD/CAM 辅助设计。

策略是为求解连续参数优化问题而设计的,并且从开始就采用实数编码。此外,进化策略也是进化算法中最早引进自适应机制的算法。从 $(1+1-ES)$ 、 $(1+\lambda)-ES$ 演变为现在最常用的 $(\mu+\lambda)-ES$ 和 $(\mu,\lambda)-ES$, 这些统称为 CES, 提高 CES 的收敛速度和全局搜索能力, 一直是 CES 研究的主要内容之一^[3,4]。

2 进化策略算法的改进

$(\mu+\lambda)-ES$ 是一种有效的参数优化方法,但在应用时,存在收敛速度慢的缺点。进化策略在进行变异时,要防止微小变动量在进化的过程中变为零,从而使 X_i 的进化停止。因此,用柯西分布代替变异中的正态分布。一维柯西概率密度函数集中在原点附近,定义:

$$f(x) = t / (t * t + x * x) * \pi \quad -\infty < x < +\infty \quad (1)$$

其中 $t > 0$ 为比例系数,相应的概率分布函数为:

$$F(x) = 0.5 + \arctan(x/t) * (1/\pi) \quad (2)$$

从概率密度函数看,柯西分布类似正态分布,但在垂直方向上柯西分布较小,而在水平方向上柯西分布愈靠近水平轴变得愈宽,可视作无限的,因此,采用柯西分布进行变异,使个体的变化更宽广,更容易跳出局部最优解。

另外为了以最快的速度取得最优解,对取值区域应进行近似均匀的划分,使父代 μ 个个体的初始向量分别处于被划分的区域内,并采用较大的初始标准差。

一般而言,当算法逼近最优解时,步长和解的变化都会变得很小,但是,这种情况不能说明真正靠近了最优解,在山脚的平坦处就会出现这种情况,但是逼近的不是山峰的最优解,这时可能离最优解还较远。为了克服两次迭代之间步长和解变化不能明显反映是否达到最优解的缺陷,故而采用多次迭代后计算解的差别的方法来作为结束条件。如果通过 k 次迭代之后有: $F(X(g+k)) - F(X(g)) < \epsilon$ 则算法结束。其中: g 为当前的代数, $k \geq 20n100$; $\epsilon > 0$, 它是一个给定的小数^[5]。

3 回弹过程优化建模

3.1 优化目标函数的建立

在板材成形加工过程中,回弹变形是使模具设计变得非常困难的一个重要因素。回弹可以定义为,成形件脱离模具弹性卸载过程中,发生的几何形状的改变。为补偿回弹引起的形状变化,通常的做法是修改模具的拓扑结构,这是一项挑战性的工作,而且大部分都是由有经验的工程师通过“试错”的方法来实现的。

为了节约生产成本和提高模具设计的效率,文中利用进化策略来进行板材成形工艺参数的优化。这样问题就转化为了寻找一组最优的工艺参数,使回弹量最小的单目标优化问题^[6,7]。优化设计的目标函数为回弹量的最小二乘均方差,可表达为:

$$\min F(E_1, E_2, \dots, E_m)_i \quad (3)$$

其中, F_i 为 RBF 网络输出, E_m 为成形工艺参数, m 为染色体数目。

3.2 优化设计变量的选取

U 形弯曲广泛存在于多种板材成形工序中,作为板材成形工艺的一种,其成形过程是一种包含几何非线性、材料非线性和接触非线性的高度非线性问题。因此选择具有代表性的 U 形件为例对板材成形中的回弹问题进行研究。U 形件弯曲的试验模具结构如图 1 所示。在正交试验分析的基础上,把对回弹影响最显著的五个因素作为优化设计变量(如图 1 所示):

- (1) 板料厚度 t ;
- (2) 相对弯曲半径 r/t ;
- (3) 凸凹模的相对间隙 c/t ;
- (4) 相对弯曲高度 h/t ;
- (5) 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)。

而对回弹影响较小的其他材料及工艺参数则忽略不计。采用均匀设计的方法将板材的性能参数与工艺参数进行合理的组合,共进行了 30 组试验。其中 25 组数据用来训练网络模型,其余的用来检验网络模型。

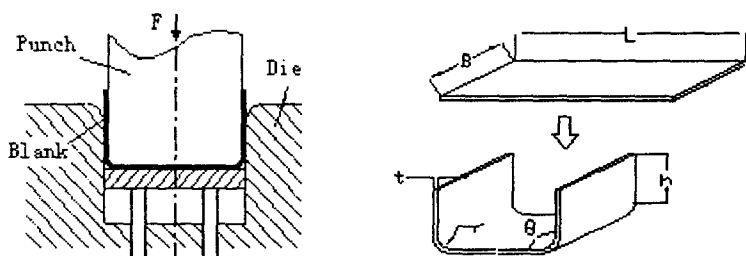


图 1 U 形弯曲模具结构和试验毛坯及工件参数

3.3 基于 RBF 网络的回弹预测

人工神经网络(ANN)由大量简单的处理单元(神经元)相互联结组成。RBFN 它无论在逼近能力、分类能力和学习速度等方面均优于 BP 网络。因此,通过构造 RBF 神经网络来进行回弹模拟计算,它包括输入层、隐含层和输出层^[8]。

将 5 个主要的工艺参数和回弹量分别作为网络的输入和期望输出。构造 RBF 网络的训练样本集:

$$E_p = (E_{p1}, E_{p2}, \dots, E_{pn}) \quad p = 1, 2, \dots, k \quad (4)$$

式中, E_p 为第 p 个输入样本向量, k 为样本数, n 为输入神经元数。

由于原始样本数据各因素的量纲及数量级不同,在网络训练前首先要对数据进行归一化处理:

$$X'_i = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \tag{5}$$

作用于隐层节点的基函数选用径向对称高斯函数:

$$R_i(x) = \exp(-||E_p - c_i||^2/2\sigma_i^2) \tag{6}$$

其中, E_p 是 n 维输入向量, c_i 是第 i 个基函数的中心,与 E_p 具有相同维度的向量, σ_i 是第 i 个感知变量, m 是感知单元的个数。 $||E_p - c_i||$ 是向量 $E_p - c_i$ 的范数,它通常表示 E_p 和 c_i 之间的距离。

对于某个训练样本 p ,输出层满足

$$y_i = \sum_{j=1}^m \omega_{ij} R_j(x) \quad j = 1, 2, \dots, q \tag{7}$$

其中, q 为输出层节点数。 ω_{ij} 是连接权,其学习修正如下:

$$\omega_{ij}(l+1) = \omega_{ij}(l) + \alpha [F_{pk} - F_k(l)] R_i(x) / [R^T(x) R(x)] \tag{8}$$

其中, F_{pk} 表示第 k 个输出量的期望值, $F_k(l)$ 表示第 k 个输出量的第 l 次计算输出值, α 为学习率。

3.4 优化过程

将 RBF 神经网络与进化策略相结合进行板材成形工艺优化设计的步骤为(流程如图 2 所示):

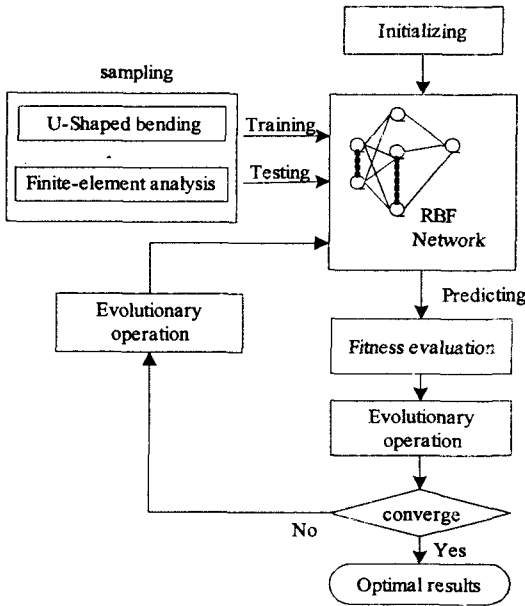


图 2 优化流程图

- 1)利用有限元方法对 U 形件回弹过程进行数值模拟分析,得到工艺参数与回弹之间的对应关系。
- 2)将数值模拟结果作为样本信号训练 RBF 神经网络,以获得工艺参数与回弹的非线性全局映射关系。
- 3)建立优化模型,利用 RBF 神经网络建立的映射关系计算目标函数值。

4)利用进化策略进行优胜劣汰的寻优搜索运算,求出最优解。

4 结果与分析

有限元分析结果如表 1 所示。将有限元分析得到的回弹量作为样本信号,对已建立的 RBF 网络进行训练。最小期望误差 e 为 0.00001,最大循环次数 m 为 500,通过 156 步的迭代,训练误差减小到 $9.71642e - 005$ 。训练结果如图 3 所示。从图中可以看出,RBF 网络模型的预测结果与实验结果相当吻合。

表 1 U 形件弯曲试验结果

Sample number	t/(mm)	r/t	c/t	h/t	σ_s/E	$\Delta\theta(^{\circ})$
1	0.4	6	1.2	15	1.12	1.01
2	0.6	3	1.1	20	1.12	-1.16
3	1.0	7	1.0	10	1.12	1.18
4	0.3	4	1.2	20	2.26	4.49
5	0.5	8	1.1	10	2.26	7.90
6	0.8	5	1.0	15	2.26	8.59
7	1.0	7	1.0	10	1.60	0.41
8	0.4	6	1.2	15	1.60	1.88
9	0.6	3	1.1	20	1.60	-2.70
10	0.8	5	1.0	15	0.78	-0.38
11	0.3	4	1.0	20	0.78	-0.54
12	0.5	8	1.1	10	0.78	0.22
13	0.6	3	1.1	20	0.95	-0.62
14	1.0	7	1.0	10	0.95	1.43
15	0.4	6	1.2	15	0.95	1.76
16	0.5	8	1.1	10	1.20	1.82
17	0.8	5	1.0	15	1.20	-0.65
18	0.3	4	1.2	20	1.20	1.44
19	0.4	6	1.2	15	1.51	2.38
20	0.6	3	1.1	20	1.51	-2.68
21	1.0	7	1.0	10	1.51	1.44
22	0.3	4	1.2	20	1.39	-1.06
23	0.5	8	1.1	10	1.39	1.42
24	0.8	5	1.0	15	1.39	-1.20
25	0.8	5	1.0	15	1.61	-1.12
26	0.3	4	1.2	20	1.61	-3.33
27	0.5	8	1.1	10	1.61	3.18
28	1.0	7	1.0	10	0.81	0.33
29	0.4	6	1.2	15	0.81	0.29
30	0.6	3	1.1	20	0.81	-0.76

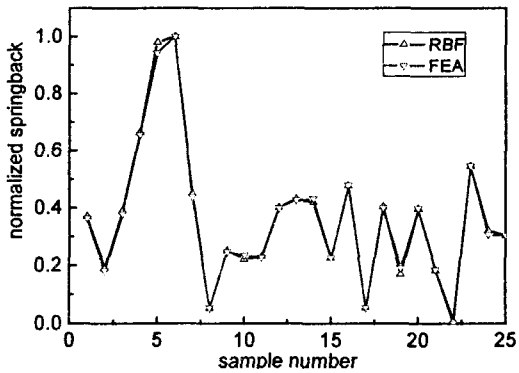


图 3 RBF 网络训练结果与试验结果的比较

通过训练好的 RBF 网络模型对回弹量进行预测,并将预测结果与多元回归模型^[5]的预测结果进行了比

较。由表 2 可见, RBF 网络模型预测的相对误差均小于多元回归模型, 具有更高的预测精度。

表 2 RBF 模型与回归模型的比较

Number	Springback (FEA) $\Delta\theta(^{\circ})$	RBF model		Regression model	
		$\Delta\theta(^{\circ})$	$\eta(\%)$	$\Delta\theta(^{\circ})$	$\eta(\%)$
1	8.59	8.62	0.41	9.61	11.83
2	0.41	0.50	21.09	0.28	31.71
3	1.44	1.49	3.57	1.05	27.08
4	-1.20	-1.16	3.33	-1.07	10.58
5	-0.76	-0.82	7.82	-0.83	9.69

训练得到的 RBF 网络用作函数发生器, 来计算每组工艺参数条件下的回弹值。进化策略的种群大小为 50, 经过 428 步的迭代, 优化搜索达到收敛。最优的工艺参数如表 3 所示。与有限元分析、一般的进化策略方法的优化结果相比, 改进的进化策略方法可以得到更好的优化结果。利用 RBF 网络与 ES 方法相结合得到了回弹最小的优化工艺参数。

表 3 优化结果的比较

	t(mm)	r/t	c/t	h/t	σ_s/E	$\Delta\theta(^{\circ})$
FEA	0.5	8	1.1	10	0.78	0.22
NORMAL ES	0.73	7.93	1.06	12.91	1.27	0.22
IMPROVED ES	0.92	7.33	1.16	16.91	1.76	0.20

5 结束语

提出了一种将数值模拟、RBF 网络和进化策略相结合的板材成形优化设计模型。利用神经网络的逼近功能, 结合有限元数值模拟, 以板材弯曲回弹量最小为目标, 完成了板材成形工艺的优化设计。从前面的分析可得出以下结论:

1) RBF 神经网络对回弹这类高度非线性问题具有良好的逼近能力^[9]。与 BP 神经网络相比, RBF 网络通过较少的迭代次数, 就能得到更高精度的预测结

果。与基于数值统计的回归方法相比, 具有更高的预测精度。

2) 由于 RBF-ES 方法不需要目标函数的梯度信息, 以及全局搜索特性, 对于存在不可微的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) 对进化策略方法进行了改进, 实例分析证明, 该算法全局搜索能力强, 不易陷入局部最优, 能得到较高精度的优化解。

4) RBF 神经网络与进化策略具有并行处理特性, 将两者结合可达到快速准确优化设计, 适用于金属塑性成形等领域的优化设计。

参考文献:

- [1] Mehrotra K, Mohan C K, Ranka S. Elements of Artificial Neural Networks[M]. [s.l.]: MIT Press, 1997.
- [2] 易荣贵, 罗大庸. 基于遗传算法的物流配送路径优化问题研究[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(6): 13-15.
- [3] 谢红薇. 基于双基因变异方式的混合进化策略[J]. 微计算机信息, 2008, 24(2-3): 230-232.
- [4] 余永权. 神经网络模糊逻辑控制[M]. 北京: 电子工业出版社, 1999.
- [5] 戴 葵. 神经网络实现技术[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1998.
- [6] 党建武. 神经网络网络技术及应用[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2000.
- [7] Bose N K, Liang P. Neural Network Fundamentals With Graphs, Algorithms and Applications[M]. [s.l.]: Tata McGraw-Hill, 1998: 407-440.
- [8] 邵鹏飞, 王秀喜, 车 玫. 板料成形中的回弹计算和模具修正[J]. 机械强度, 2001, 23(2): 187-189.
- [9] 胡 平. 一种板材成形压机速度敏感性的描述方法[J]. 中国机械工程, 2003, 14(12): 106-107.

(上接第 242 页)

提高了信息的时效性和价值。

参考文献:

- [1] Lagoze C. The Open Archives Initiative for Metadata Harvesting[EB/OL]. 2004-12-25. <http://www.openarchives.org/OAI/openarchivesprotocol.html>.
- [2] Liu X. Federating Heterogeneous Digital Libraries by Metadata Harvesting[D]. [s.l.]: Department of Computer science, Old Dominion University, 2002.
- [3] 张佩毅, 丰 艳, 陈一民. 基于 OAI 协议的数字资源互操作平台[J]. 计算机应用与软件, 2007, 24(10): 46-47.
- [4] 牛振东, 丘俗标, 朱先忠, 等. 基于 OAI-PMH 的服务提供者的设计与实现[J]. 北京理工大学学报, 2004, 24(5): 411

-415.

- [5] 朱遵学, 徐汝兴, 郑巧英. OAI 注册服务器功能的探讨[J]. 图书馆杂志, 2004, 23(8): 61-62.
- [6] 张会娥. RSS 的应用研究[J]. 图书馆杂志, 2005, 24(2): 53-58.
- [7] Liu Xiaoming, Maly K, Zubair M, et al. DP9: An OAI Gateway Service for Web Crawlers[C]//Proceedings of the 2nd ACM/IEEE-CS joint conference on Digital libraries. Portland, Oregon, USA: [s.n.], 2002.
- [8] Liu Xiaoming, Maly K, Zubair M. et al. Repository synchronization in the OAI framework[C]//Proceedings of the ACM/IEEE Joint Conference on Digital Libraries. Houston: [s.n.], 2003.