基于遗传神经网络的拉延筋参数辨识

陈杰来,孙俊兰
(盐城工学院 机械工程学院,江苏 盐城　224051)

摘要:拉延筋是板料冲压成形质量的一个重要影响因素,设计和布置拉延筋是冲压模具设计的关键。研究反映拉延筋成形效果的 3 个参数与拉延筋几何参数之间非线性映射关系,采用遗传算法优化的反向传播神经网络构建模型,并对模型进行参数辨识。仿真实验验证了此方法的有效性,可为拉延筋的设计提供帮助。

关键词:遗传算法;BP 神经网络;拉延筋
中图分类号:TG316　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1671 - 5322(2011)04 - 0022 - 04

在曲面零件、半轴对称零件及大型覆盖件的冲压成形中,压料面上各部位的进料阻力存在很大差别,通常采用拉延筋来进行控制。拉延筋几何参数的合理设计及其合理布置是控制金属流动、防止起皱和破裂的关键。因此,拉延筋的设计与布置是冲压模具设计的关键技术[1]。拉延筋在实际应用中的优劣主要取决于拉延筋的设计和布置、结构型式、几何尺寸、材料性能及工艺参数[2]。模具中拉延筋的设计和布置主要依靠经验,在模具调试阶段还需对拉延筋进行多次调整和打磨,原设计往往被修改得面目全非,严重时甚至导致整个模具作废。这会延长模具设计和制造周期,并导致产品制造成本上升[3]。精确模拟拉延筋的成形还比较困难,主要原因是拉延筋尺寸较小、形状复杂。国内外许多学者分别采用试验研究、理论分析和有限元法对拉延筋成形进行了大量的研究。对拉延筋成形的研究,通常要先建立拉延筋的真实几何模型,在板料通过拉延筋时计算其弯曲和滑动阻力。这种方法需要将靠近筋的部位网格细化,并且划分网格时单元格的大小很难确定,耗费时间,并且数值求解困难[4]。

冲压成形是一个各种参数相互影响的高度非线性过程,适合于神经网络的应用。反向传播(Back propagation, BP)神经网络具有简单的网络结构、快速的学习方法、较好的泛化能力,已经得到广泛的应用,特别是参数辨识和函数逼近等领域[5]。BP 神经网络采用梯度下降算法,网络的学习效果对初始权值依赖性较大,有时会陷入局部最小,并且存在收敛速度慢的问题。因此,本研究对遗传算法(Genetic algorithm, GA)优化的 BP 神经网络在拉延筋几何参数辨识中的应用进行了研究。

1　BP 神经网络

BP 神经网络属于误差反向传播的前馈型神经网络,由输入层、隐层和输出层组成,BP 神经网络结构如图 1 所示。BP 神经网络的学习过程包括正向传播和反向传播。在正向传播过程中,输入信号由输入层经隐层传至输出层,若输出层得到了期望输出,则学习算法结束,否则,转向反向传播;在反向传播过程中,由梯度下降算法修正各层节点的权值和阈值。如此反复迭代,直至获得期望输出。

在网络的正向传播过程中,隐层和输出层的状态表述为:

$$O_{kj} = F_j\left(\sum_i a_{ji} O_{ki} + \theta_j\right) \tag{1}$$

式中,F_j 为第 j 个激活函数;a_{ji} 为前一层的第 i 个神经元对当前层的第 j 个神经元的权值;O_{ki} 为第 k 个样本在前一层的第 i 个神经元上的输出;θ_j 为

收稿日期:2011 - 09 - 02
基金项目:高校科研成果产业化推进工程项目(JH10 - 46)
作者简介:陈杰来(1973 -),男,江苏建湖人,讲师,硕士,主要研究方向为粉体及环保机械、过程控制。

万方数据

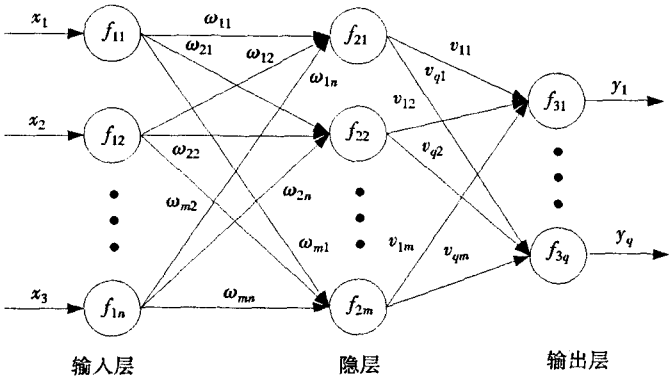

图 1　BP 神经网络结构图

Fig. 1　Structure of BP neural network

当前层的第 j 个神经元的阈值；O_{kj} 为第 k 个样本在当前层的第 j 个神经元上的输出。

当正向传播输出不能满足精度要求时，网络由输出层反向传递误差。输出层的训练误差表示为：

$$\delta_{kj} = O_{kj}(1 - O_{kj})(t_{kj} - O_{kj}) \tag{2}$$

式中，t_{kj} 为第 k 个样本在第 j 个输出单元上的目标值。

隐层的训练误差表示为：

$$\delta_{kj} = O_{k_j}(1 - O\,kj)\sum_m \delta_{km} w_{mj} \tag{3}$$

在训练误差的作用下，权值修正为：

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta\delta_{kj}O_{kj} + \alpha[w_{ji}(t) - w_{ji}(t-1)] \tag{4}$$

阈值的修正为：

$$\theta_j(t+1) = \theta_j(t) + \eta\delta_j + \alpha[\theta_j(t) - \theta_j(t-1)] \tag{5}$$

式中，η 称为学习速率，只要网络不振荡，η 应尽量取较大值[6]；α 是为消除网络振荡而引入的动量因子，它决定过去权值的变化对当前权值变化的影响程度。

输入样本和期望输出确定后，按式(2)～(5)对输入样本进行迭代计算，判断输出是否满足精度，否则重新训练，直到满足精度。

2　遗传算法优化 BP 神经网络

GA 算法优化 BP 神经网络，实质是利用种群搜索方式对网络的权值和阈值进行最优配置，来寻找容易获得全局最优的网络参数，这样就克服了 BP 神经网络过于依赖梯度信息的缺点。GA 优化 BP 神经网络步骤如下[7]：

(1)确定网络结构以及学习规则。随机产生一组网络权值 W_i。采用浮点编码方案对权值进行编码，这样每个染色体上的基因就是一个二维矩阵，整个染色体为一个三维矩阵。

(2)将染色体对应的初始权值和阈值输入神经网络，计算每个染色体的神经网络训练误差 ΔE_i，求得每个染色体的适应度值：

$$f(i) = 1/\Delta E_i \tag{6}$$

式中，$f(i)$ 为第 i 个染色体的适应度值。

(3)选择若干适应度值较大的染色体，为了防止种群的退化，上一代适应度值最大的染色体不进行遗传操作。选择概率为：

$$c_k = f(i)/\sum f(i) \tag{7}$$

(4)利用交叉、变异等遗传算子对当前种群进行处理，产生新一代种群。交叉算子能在全局上寻找到较为优秀的个体。

$$P_1 = \beta P_1 + (1-\beta)P_2 \tag{8}$$

$$P_2 = \beta P_2 + (1-\beta)P_1 \tag{9}$$

式中，P_1、P_2 为随机选择的基因链上的基因，以交叉率 P_C 随机选择 3 次。

(5)在父代个体中随机选择变异点 k，则变异点新基因值为：

$$\bar{x} = x_{\min} + \varepsilon(x_{\max} - x_{\min}) \tag{10}$$

式中，$x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别为初始个体目标变量的最大值和最小值；ε 为[0,1]区间内均匀分布的随机数。变异算子在搜索空间中的细节上调整并优化编码结构。采用基因变异能够提高算法的局部搜索能力，并维持种群的多样性。

万方数据

(6)重复步骤(2)~(5),直至得到误差最小的权值和阈值。

3 拉延筋参数辨识仿真与实验

利用有限元分析软件 MSC. Marc 模拟拉延筋的成形过程,并将所获得的有限元分析结果与拉延筋几何参数组合,构成神经网络初始训练样本集。GA-BP 神经网络的输入、输出参数选取如下:选取最大等效应变、最大等效应力和板厚最大减薄率这3个反映拉延筋成形效果的参数作为神经网络的输入参数;选择拉延筋凹筋圆角半径和凸筋圆角半径作为输出参数。通过有限元分析,获得25组输入和输出数据,其中前20组用于网络训练,后5组用于网络测试。

3.1 仿真实验

在神经网络建模过程中,确定隐节点数是非常重要的。若隐节点数过少会降低神经网络的建模精度,而隐节点数过多则会影响神经网络的泛化能力。本文综合应用经验公式与遍历法来确定隐节点数:首先采用经验公式确定隐节点数范围,然后在该范围内构建若干个神经网络,选取性能最优的神经网络的隐节点数。采用经验公式[8]确定可能隐节点数范围:

$$m_h = \sqrt{m_i + m_o} + Y \tag{11}$$

式中,m_h、m_i、m_o 分别为隐层、输入层和输出层的节点数,Y 为小于10的正整数,则隐节点数的取值范围为[3,13]。采用遍历法构建神经网络,最后确定当隐节点数为7时,神经网络性能最好。

为了加速神经网络收敛,提高辨识精度,本文对输入输出数据进行归一化处理:

$$x'_i = \frac{x_i - \min(x_i)}{(\max)x_i - \min(x_i)} \tag{12}$$

式中 x_i 为归一化前的数据,x'_i 为归一化后的数据。

BP 神经网络的输入层传递函数采用 tan-sigmod 函数,隐层传递函数采用 log-sigmod 函数。GA 初始种群数为50,交叉概率为0.6,变异概率为0.02,最终进化代数为200。

3.2 辨识结果分析

为衡量所构建的 GA-BP 神经网络对拉延筋几何参数的辨识精度,采用总平均精度(OAA)来评价,OAA 定义为[7]:

$$\mathrm{OAA} = \left(1 - \frac{sd}{y_{\mathrm{mean}}}\right) \times 100\% \tag{13}$$

式中,$sd = \left(\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2/N\right)^{\frac{1}{2}}$;$y_{mean} = \sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2/N$;$y_i$ 为实际值;$\hat{y}_i$ 为预测值。

经计算,凸筋圆角半径的 OAA 为96.318 7,凹筋圆角半径的 OAA 为97.335 4。OAA 均在95以上,说明采用 GA-BP 神经网络辨识拉延筋几何参数的有效性和准确性。拉延筋凹筋圆角半径和凸筋圆角半径的辨识结果如图2和图3所示,进一步说明拉延筋辨识精度较高,对于实际应用有着指导意义。对于凸筋圆角半径的辨识仍有待于进一步研究,以提高辨识精度。

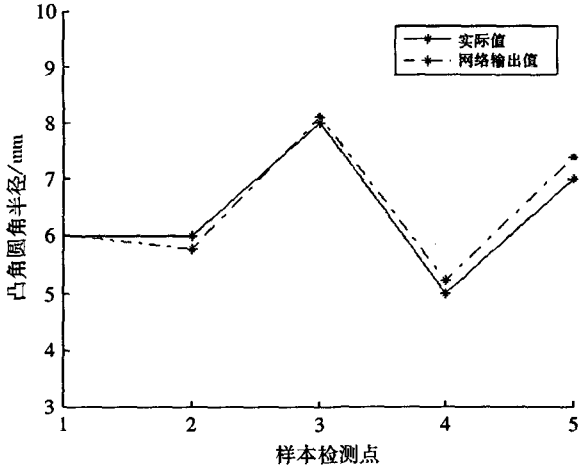

图2 凸筋圆角半径辨识结果

Fig. 2 Identification of radius of the female bead

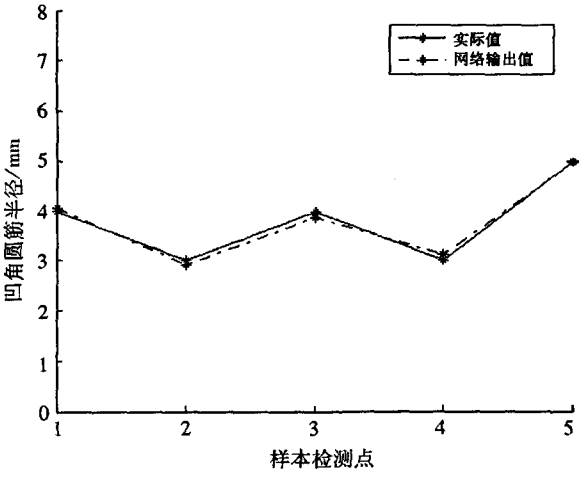

图3 凹筋圆角半径辨识结果

Fig. 3 Identification of radius of the male bead

万方数据

4 结论

拉延筋几何参数的影响因素众多，各影响因素与拉延筋几何参数之间存在高度的复杂性和非线性。GA - BP 神经网络具有强大的自适应、自学习能力、自组织以及具备高度的非线性映射性、泛化性和容错性等特点。仿真实验表明：GA - BP 神经网络具有收敛性好，辨识精度高等优点；采用 GA - BP 神经网络辨识拉延筋几何参数，精度较高，方法有效可行；但是辨识精度离准确设计还有一定差距，有待进一步研究。

参考文献：

[1] 吴磊. 一种基于反求参数的拉延筋解析模型及工程应用[D]. 长沙：湖南大学，2006.

[2] 韩利芬，高晖，李光耀，等. 神经网络与遗传算法在拉延筋参数反求中的应用[J]. 机械工程学报，2005，41(5)：171 - 173.

[3] Demeri M Y. Drawbeads in Sheet Metal Forming[J]. Journal of Materials Engineering and Performance，1993，2(6)：863 - 866.

[4] Nine H D. New Drawbead Concepts for Sheet Metal Forming[J]. Applied Metal Working，1982，2(3)：185 - 193.

[5] 赵志刚，单晓虹. 一种基于遗传算法的 BP 神经网络优化方法[J]. 计算机工程，2007，33(6)：211 - 212.

[6] 黄建国，罗航，王厚军. 运用 GA - BP 神经网络研究时间序列的预测[J]. 电子科技大学学报，2009，38(5)：688 - 692.

[7] 王雪青，喻刚，孟海涛，等. 基于 GA 改进 BP 神经网络的建设工程投标报价研究[J]. 土木工程学报，2010，27(2)：123 - 126.

[8] 陈祥光，裴旭东. 人工神经网路技术及应用[M]. 北京：中国电力出版社，2003.

The Identification of Geometric Parameters of Drawbead Based on GA - RBF Neural Network

CHEN Jie-lai，SUN Jun-lan

(School of Mechanical Engineering，Yancheng Institute of Technology，Yancheng Jiangsu　224051，China)

Abstract：The drawbead plays a very important role in sheet metal forming. The design of drawbead is an important part of stamping die. The application of neural network combined with genetic algorithm applied to identify the geometric parameters of drawbead in forming processes is discussed in this paper. The structure of the back propagation (BP) neural network，is optimized by genetic algorithm (GA)，is employed to construct the nonlinear mapping relation between parameters used to reflect metal forming effect and geometric parameters of drawbead. The experiment results show the validity of the proposed model which is helpful to shorten the design of drawbead.

Keywords：genetic algorithm；back propagation neural network；drawbead

（责任编辑：沈建新）

万方数据