

盒形件拉深智能化控制实时识别及预测

苏春建 赵 军 官英平 马 瑞

燕山大学,秦皇岛,066004

摘要:在板材成形智能化控制的4个基本要素中,材料性能参数的实时识别及最优工艺参数的预测是最复杂的两个要素。识别和预测精度的高低,将直接影响智能化控制成功与否。以盒形件智能拉深控制为研究对象,建立了盒形拉深件的材料性能参数和摩擦因数的实时识别前馈神经网络,通过实时监测来实时识别所需要的材料性能参数,并预测最优的工艺参数,从而获得了较高的收敛精度。

关键词:板材成形;智能化;神经网络;实时识别;参数预测

中图分类号:TP18

文章编号:1004—132X(2008)03—0351—04

Real-time Identification and Prediction for Intelligent Control of Rectangular Box Drawing

Su Chunjian Zhao Jun Guan Yingping Ma Rui

Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei, 066004

Abstract: In the four basic factors on the intellectualization of sheet metal forming, the real-time identification of the material performance parameter and the prediction of the optimum technological parameter are the most complicated ones. The accuracy of identification and prediction will have direct effect on the success of the intelligence control. Taking the intelligence control of rectangular box as an object of study, feed forward neural network model based on LM algorithm had been established to realize material properties and friction coefficient for deep drawing of rectangular box. By means of real-time monitoring and measuring to identify the material performance parameters and to predict the optimum technological parameters, and a satisfied accuracy of convergence is achieved.

Key words: sheet metal forming; intellectualization; neural network; real-time identification; parameter prediction

0 引言

板材成形智能化包括实时监测、识别、预测和控制4个基本要素,其中,在板材成形智能化控制的4个基本要素中,材料性能参数的实时识别及最优工艺参数的预测是最复杂的两个要素。

目前,在板材成形智能化控制过程中,参数的识别与预测方法主要有两种:一种采用解析模型^[1],对非线性参数进行曲线拟合,但该方法只能实现在线识别;另一种是可以实现实时识别和预测的神经网络模型^[2-4]。神经网络技术在塑性加工领域中的应用越来越广泛^[5-8]。基于此,本文以盒形件智能拉深控制为研究对象,建立了盒形拉深件的材料性能参数和摩擦系数的实时识别前馈神经网络,通过实时监测量来实时识别所需要的材料性能参数,并预测最优的工艺参数。

1 神经网络识别模型

1.1 网络输入输出层设计

在盒形件拉深过程中,易于监测的物理量是拉深高度 H 、拉深力 P 和压边力 Q ,由此,把以上

3个参数和对成形过程影响较大的相对厚度 t_0/D_0 这4个参数作为前馈网络输入层变量。将因材料批次与型号的不同及润滑情况的波动而变化的未知材料性能参数——硬化指数 n 、强度系数 B 、厚向异性系数 r 和摩擦因数 μ 作为输出层变量。网络结构如图1所示。

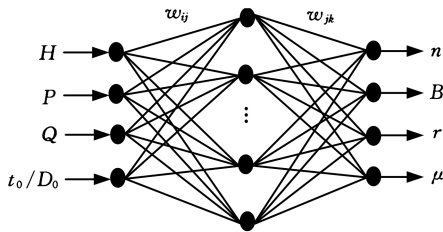


图1 盒形件参数识别神经网络模型

1.2 样本数据的采集及处理

样本数据包括网络输入值和输出值。 H 、 P 、 Q 可以通过板材拉深试验及数值模拟获得^[9]。材料性能数据可以通过材料的单向拉伸性能试验获得。

1.3 隐层数和隐层节点数的选取

隐层数和隐层节点数等网络结构参数的确定,对网络计算性能有很大影响。增加隐层数虽然可以降低误差,提高精度,但同时也使网络复杂化,从而增加了网络权值的训练时间。精度的提高

收稿日期:2006—09—30

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50375136);高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20050216013)

实际上可以通过增加隐层中的神经元来实现,网络权值的训练效果也比增加层数更容易观察和调整。因此,本文采用单隐层网络。隐层节点数与样本数量紧密相关。实验表明,样本数目与待定网络参数有如下关系时计算结果较好^[9]:

$$KN = \alpha N_i \tag{1}$$

式中, K 为输出节点数; N 为样本数; α 为网络调节系数,一般取 $1 \sim 2$; N_i 为待定网络参数个数。

对于单隐层网络,待定网络参数的个数为^[10]

$$N_t = J(I + K) + J + K \tag{2}$$

式中, I 为输入节点数; J 为隐层节点数。

本文选取的样本数为 252,容易获得待定网络参数范围,加之输入输出变量个数已知,故可以方便地获得隐层节点数。本文根据上述公式,选取 60 个隐层节点。

1.4 神经网络的优化算法

在盒形件拉深智能化控制过程中,神经网络的算法采用的是列文伯格—马夸尔特(Levenberg—Marquard, LM)优化算法^[11-17]。LM 优化算法是梯度下降法与高斯牛顿法的结合,既有高斯牛顿法的局部收敛性,又有梯度下降法的全局特性,可以有效地改善网络收敛性能。就训练次数及准确程度而言,LM 算法明显优于 BP 算法及其衍生算法。因此,本文采用 LM 算法对前馈网络进行训练。

1.5 编程语言

利用 MATLAB 神经网络工具箱函数来建立神经网络参数识别仿真程序。MATLAB 能够在较短时间内实现编程及调试,所以用 MATLAB 作为盒形件拉深智能化系统材料参数实时识别的神经网络程序设计的编程语言是比较好的选择^[18]。

1.6 网络模型识别结果

选定 SPCC 钢板、ST13 钢板和 5754M 铝合金 3 种材料(其材料性能参数的真实值由单向拉伸试验获得),从试验和模拟仿真结果中共选取 252 组样本数据。因为盒形件神经网络模型是四输入、四输出的网络,所以参考式(1)、式(2),确定隐层节点数的范围为 $60 \sim 100$,由此选取 60 个隐层节点。

LM 算法的收敛情况如图 2 所示。盒形件参数识别模型历经 28 000 步训练后,才将网络误差收敛到 0.3%。图 3 是从参加训练的样本数据中随机抽样得到的材料性能参数与 ST13 钢板真实值的比较。从图 3 可以看出,识别结果比较理想,尤其强度系数 B 的识别精度最稳定。随机抽取

的样本误差都在 0.6% 以内,最小的误差可达 0.07%。在摩擦因数的 10 个随机样本中,只有 1 个结果较发散,误差在 4.2% 左右。对于 ST13 钢板,摩擦因数随机抽取的样本最大误差是 1.73%,最小误差是 0.27%,平均识别精度是 0.74%。样本数据中, n 、 B 和 r 的识别结果比较理想,识别精度基本都在网络综合误差 0.3% 以内,满足智能化控制的要求。

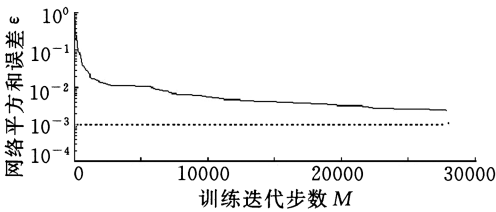


图 2 识别模型收敛情况

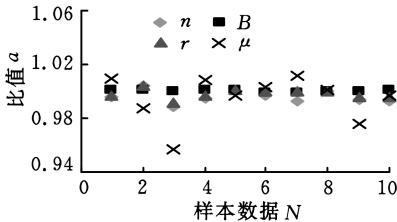


图 3 ST13 钢板网络识别结果与真实值的比值

2 神经网络预测模型

实时预测的目的就是根据实时识别出来的材料性能参数自动选择较优的压边力规律进行拉深,达到控制拉深件法兰和侧壁的成形质量,提高拉深件精度的目的。

2.1 输入输出层设计

在预测模型中,输出为较优压边力规律,影响最优压边力规律的因素除了实时识别得到的材料性能参数(n 、 B 、 r 和 μ)外,还有板材厚度 t 及拉深高度 H ,因此可以确定预测模型的输入变量为 n 、 t 、 r 、 μ 、 B 和 H ,输出变量为 Q ,预测模型如图 4 所示。网络的输入样本数据和输出的真实值均由数值模拟和试验相结合的方法提供。

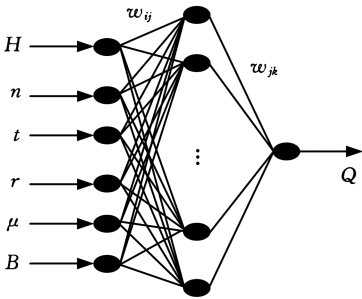


图 4 盒形件参数预测神经网络结构模型

2.2 网络模型预测结果

图 5 所示为盒形件拉深神经网络预测模型训

练后的收敛情况。样本材料为 SPCC 钢板、ST13 钢板和 5754M 铝合金,样本数据为 157 组,50 个隐层节点,采用 LM 算法经过 7983 步训练收敛到 0.1%。

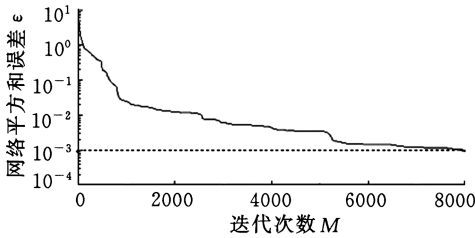


图 5 预测模型收敛情况

3 识别和预测模型的泛化能力

3.1 识别模型的泛化能力

将 3 种材料的网络识别模型对 ST13 钢板进行泛化。图 6 为样本数据为 3 种材料的网络识别模型对 ST13 钢板的泛化结果。从图 6 中可以看出,多种材料识别模型的泛化能力不理想,参数

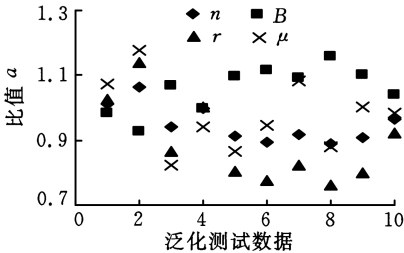


图 6 识别模型泛化结果

n 、 B 、 r 和 μ 的识别误差都比较大, r 的识别误差最大值达 25.0% 左右, n 的平均误差为 5.0%, B 的平均误差为 5.8%, r 的平均误差为 10.8%, μ 的平均误差为 2.3%。而用网络模型仅对样本数据中 ST13 钢板进行单独训练,并用 ST13 钢板在压边力为 80kN、摩擦因数为 0.17 时的盒形件拉深过程模拟数据作为测试数据,发现对 n 、 B 和 r 的识别与样本数据的识别精度相差不大,虽然摩擦因数 μ 的识别误差较样本数据大,但最大误差只有 12.5% 左右,平均误差为 4.19%,泛化结果仍然比较理想。由此可见,如果样本数据中只有一种材料,网络的泛化能力就比较强,识别结果也稳定可靠,随着样本数据材料的增加,泛化能力也有所降低。因此,在智能化生产中可以根据工艺对产品精度的要求来制定样本数据范围。

3.2 预测模型的泛化能力

图 7 是样本数据为三种材料的网络预测模型对 SPCC 钢板的泛化结果。157 组样本时最大误差为 5%,网络泛化精度是比较理想的,从识别和预测模型的误差来看,完全满足盒形件拉深智能

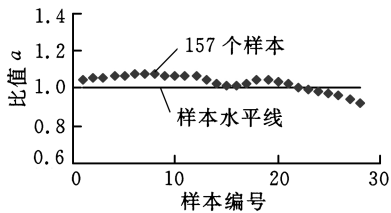


图 7 预测模型泛化结果

化控制的要求。

4 结论

本文利用神经网络技术建立了盒形件拉深智能化控制系统参数识别及预测模型,采用试验与模拟相结合的方法为识别及预测网络提供样本数据,对 SPCC 钢板、ST13 钢板和 5754M 铝合 3 种材料进行了实时识别和预测。识别和预测的泛化精度均理想,满足盒形件智能化控制的要求。

参考文献:

[1] 赵军. 锥形件智能化拉深系统中材料参数和摩擦系数的在线识别[J]. 塑性工程学报, 2001, 8(3): 48-52.

[2] 赵军, 郑祖伟. 轴对称件拉深成形智能化控制过程中参数实时识别的 GA-ENN 建模[J]. 中国机械工程, 2003, 14(1): 72-74.

[3] 焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1992.

[4] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海: 复旦大学出版社, 1993.

[5] Manabe K, Soeda K, et al. Adaptive Control Method of Deep Drawing Using the Variable Blank Holding Force Technique[J]. Journal of the Japan Society for Technology of Plasticity, 1992, 33: 423-428.

[6] Irie B, Miyake S. Capabilities of Three-layered Perceptrons[C]//Proceedings of the IEEE inter. Conf. on Neural Network, San Diego, 1998: 641-648.

[7] Manable K, Yang M, Yoshihara S, et al. Fuzzy Controlled Variable Blank Holding Force Technique for Circular Cup Deep Drawing of Aluminum Alloy Sheet[J]. Proceeding of NAMRC, 1995, 95: 41-46.

[8] Manable K, Yang M, Yoshihara S, et al. Artificial Intelligence Identification of Process Parameter and Adaptive Control System for Deep Drawing Process[J]. Journal of Materials Processing Technology, 1998: 421-426.

[9] 尹国芳, 王益群, 孙旭光. 基于神经网络的板形信号模式识别方法的研究[J]. 中国机械工程, 2004, 15(24): 2207-2210.

[10] 王凤琴. 盒形件拉深智能化控制关键技术的研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2003.

添加 Cr 粉改善 Ag—Cu—Zn 合金钎焊金刚石性能及其界面微观结构

周玉梅 张凤林 王成勇

广东工业大学, 广州, 510006

摘要:在 Ag—Cu—Zn 合金钎料中添加 Cr 粉, 将混合钎料用于钢基体上的金刚石高频感应钎焊。钎料对金刚石的润湿性较好, 具有较强的把持力。采用光学显微镜、扫描电子显微镜、能谱分析和 X 射线衍射对钢基体—钎料合金—金刚石之间的界面微观结构和反应产物进行了观察和分析, 发现在钎料合金靠近钢基体部分、钎料合金靠近金刚石部分以及在金刚石上都存在反应过渡层, 且在钎料和金刚石之间的主要反应产物是 Cr_7C_3 , 该反应物是钎料和金刚石之间牢固结合的主要因素。

关键词: Ag—Cu—Zn 合金; 钎焊; 金刚石; 界面

中图分类号: TG74; TG73

文章编号: 1004—132X(2008)03—0354—04

Brazing of Diamond by Ag—Cu—Zn Alloy with Cr Powder and the Microstructure of the Interfaces

Zhou Yumei Zhang Fenglin Wang Chengyong

Guangdong University of Technology, Guangzhou, 510006

Abstract: Cr powder was added between Ag—Cu—Zn alloy and diamond grits to braze diamond on the steel substrate by means of high frequency induction heater. Brazing alloy has well wet ability to diamond and the high bonding strength can be achieved between diamond and brazed alloy. By observation of optical microscopy, scanning electron microscopy, electron energy spectrum analysis and X—ray diffraction, the microstructure of the interfaces on steel substrate—brazed alloy—diamond were investigated. Two transition layers are found in the places which the Ag—Cu—Zn alloy is near the steel substrate and the diamond respectively, another transition layer is found on diamond itself. Main reactive phases between Ag—Cu—Zn alloy and diamond are Cr_7C_3 and lead to the high bonding strength between them.

Key words: Ag—Cu—Zn alloy; brazing; diamond; interface

0 引言

钎焊金刚石工具由于具有高的出刃、结合强

度、锋利度和加工效率等优点而成为国内外研究的热点^[1]。目前, 钎焊金刚石用的钎料大多为 Ni—Cr 合金^[2-6], 但由于钎焊温度较高(900℃以上), 增加了金刚石石墨化的倾向, 在一定程度上影响了金刚石的强度和工具寿命。因此, 低熔点的 Ag—Cu 基和 Cu—Sn 基钎料成为研究热点。

收稿日期: 2006—11—24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50605009); 广东省科技攻关资助项目(2005B10201027); 广东工业大学博士启动项目(043035)

[11] Carpenter W C, Hoffman M E. Selecting the Architecture of a Class of Back—propagation Neural Networks Used as Approximator[J]. Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing, 1997, 11(1): 33-44.

[12] Aberbour M, Mehrez H. Architecture and Design Methodology of the EBF—DDA Neural Network[J]. Proceedings IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 1998(3): 199-202.

[13] Hagen M T, Menhaj M B. Training Feed Forward Networks with the Levenberg—Marquardt Algorithm[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1994, 5(6): 989-993.

[14] 司捷, 周贵安, 李函, 等. 基于梯度监督学习的理论与应用(I)—基本算法[J]. 清华大学学报, 1997, 37(7): 71-73.

[15] 袁亚湘, 孙文瑜. 最优化理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 1997.

[16] 张莹莹, 王劭伯. 基于 LM 的神经网络偏差补偿预测控制及其应用[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2001, 29(1): 43-46.

[17] 李军红, 周天瑞, 郑荣. 基于神经网络的冷轧带肋钢筋机械性能预测[J]. 中国机械工程, 2006, 17(15): 1580-1582.

[18] 赵军, 罗亚军, 曹宏强, 等. 轴对称拉深成形智能化控制过程中材料参数识别的神经网络模型[J]. 燕山大学学报, 2000, 24(2): 95-98. (编辑 张 洋)

作者简介: 苏春建, 男, 1980 年生。燕山大学机械工程学院博士研究生。研究方向为板材成形智能化控制。发表论文 9 篇。
赵 军, 男, 1957 年生。燕山大学机械工程学院教授、博士研究生导师。
官英平, 男, 1963 年生。燕山大学机械工程学院教授。
马 瑞, 男, 1978 年生。燕山大学机械工程学院讲师、博士。