

# 基于BP-NN的热连轧产品性能自适应逆控制模型

句建国,邢进生,王冬冬

(山西师范大学 数学与计算机科学学院,山西 临汾 041000)

**摘要:**为了满足热连轧产品用户对性能的不同需求,钢铁企业需要逆控制模型调整生产工艺参数。以某钢铁企业热连轧产品质量为研究对象,运用BP神经网络构建钢铁热连轧产品性能指标和钢铁化学成份与轧制工艺参数的逆模型,实现了根据给定钢铁性能指标求轧制工艺参数的目的。结合BP神经网络、自适应逆控制与内模控制理论,建立了基于内模控制的多输入单输出(MISO)的BP神经网络逆模型,实现了BP神经网络输出、输入变量的逆映射,根据模型的输出变量可以求解出输入变量,并且给出逆模型求解的具体算法步骤。将所建模型应用到钢铁热连轧产品质量控制系统中,设置热连轧产品性能指标,求解轧制工艺参数-轧制卷曲温度,实现轧制工艺参数的可控性。使用热连轧产品质量控制正系统验证,误差在0.05范围之内,符合企业生产要求。

**关键词:**热连轧产品;内模控制;BP神经网络;轧制工艺参数;自适应逆控制

中图分类号:TP39

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2018)12-0185-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2018.12.039

## An Adaptive Inverse Control Model of High-dimensional Hot-rolling Performance Based on BP-NN

JU Jian-guo, XING Jin-sheng, WANG Dong-dong

(School of Mathematics and Computer Science, Shanxi Normal University, Linfen 041000, China)

**Abstract:** In order to meet the different needs of users of hot tandem rolling products, steel enterprises need to reverse the control model to adjust the production process parameters. Taking the quality of hot rolling products of a steel enterprise as the research object, the BP neural network is used to construct the inverse model of the product properties of the hot strip mill and the chemical composition and rolling process parameters of the steel. The rolling process is achieved according to the given steel performance index for the parameters. Based on BP neural network, adaptive inverse control and internal model control theory, we establish a multi-input single-output (MISO) BP neural network inverse model based on internal model control to realize the inverse mapping of BP neural network output and input variables. According to the output variables of the model, the input variables can be solved, and the specific algorithm steps of solving the inverse model are given. The model is applied to the product quality control system of the hot strip mill. The performance indexes of the hot strip mill are set up to solve the rolling process parameters—the rolling curl temperature and the controllability of the rolling process parameters. The use of hot tandem mill product quality control system is verified, the error within the 0.05 range, in line with production requirements.

**Key words:** hot rolling products; internal model control; BP neural network; rolling process parameters; adaptive inverse control

### 0 引言

近期,无师自通的“阿尔法元”再度引爆“AI热”,它点燃了市场对人工智能的空前热情。现今钢铁行业的竞争日趋激烈,利用人工智能技术来提高市场竞争力,已成为钢铁企业发展的主流方向。

文献[1]基于神经网络逆模型研究了神经网络参

数优化问题;文献[2-7]在实际应用中引入了神经网络逆模型结构;文献[8-9]研究了非线性动态BP神经网络的自适应逆控制;文献[10-16]以实际应用的研究背景,实现了神经网络逆模型模拟非线性复杂系统并对系统进行预测。

在上述研究的基础上,文中提出一种基于BP-NN

收稿日期:2018-01-13

修回日期:2018-05-23

网络出版时间:2018-07-04

基金项目:山西省自然科学基金(2015011040)

作者简介:句建国(1991-),男,硕士研究生,研究方向为计算智能、人工神经网络;邢进生,博士,教授,通讯作者,研究方向为计算智能、数据挖掘、人工神经网络等。

网络出版地址:<http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20180703.1513.048.html>



所以

$$\frac{\partial y}{\partial x_i} = \mu f\left(\sum_{j=0}^{n_2} w_{jk} o_j\right) \cdot \left(1 - f\left(\sum_{j=0}^{n_2} w_{jk} o_j\right)\right) \cdot \left\{ \mu \sum_{j=0}^{n_2} w_{jk} o_j f\left(\sum_{i=0}^{n_1} w_{ij} x_i\right) \cdot \left[1 - f\left(\sum_{i=0}^{n_1} w_{ij} x_i\right)\right] \right\} \quad (6)$$

经证明  $\frac{\partial y}{\partial x_i}$  在  $f$  的定义域内严格单调,该函数关于  $x_i$  可逆。

经证明 MISO 非线性被控过程是可逆的,因此 MISO 逆模型可表示为:

$$u_{\text{卷}}(k) = f^{-1}\{y(k+1), y(k), \dots, y(k-(n-1)), u_1(k), \dots, u_n(k)\} \quad (7)$$

其中,  $u_j(k) = [\bar{u}_j(k), \bar{u}_j(k-1), \dots, \bar{u}_j(k-n_j+1)]$ 。

根据理想状态  $y(k) = y_r(k)$ , 可表示为:

$$u_{\text{卷}}(k) = f^{-1}\{y_r(k+1), y_r(k), \dots, y_r(k-(n-1)), u_1(k), \dots, u_n(k)\} \quad (8)$$

其中,  $y_r(k+1)$  为通过当前或以前时刻预测得到的下一时刻系统的参考输入值。

过程逆模型的输入还需要加入反馈量  $e_m(k) = y_r(k) - y(k)$ , 上述模型的输入输出关系可以表示为:

$$u_{\text{卷}}(k) = \psi\{y_r(k), \dots, y_r(k-(n-1)), u_1(k), \dots, u_n(k), e_m(k)\} \quad (9)$$

基于上述,采用自适应逆控制理论<sup>[10]</sup>与内模控制理论对 BP 神经网络逆系统进行建模,设计出基于 BP

$$o_{ij} = \begin{cases} u_{\text{裂延伸率}}(k-j), 0 \leq j \leq n-1 \\ u_i(k-j+n-1), 0 \leq i \leq n_1-2, n \leq j \leq n+m+2 \\ e_m(k) \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $e_m(k) = y_m(k) - y(k)$ 。

隐含层描述:

$$\text{net}_{2l}(k) = \sum_{i=1}^{n_1} v_i o_{il}(k) - \theta_{2l}, l = 1, 2, \dots, n_2 \quad (11)$$

$$o_{2l}(k) = \text{SIG}[\text{net}_{2l}(k)], l = 1, 2, \dots, n_2 \quad (12)$$

输出层描述:

$$\text{net}_3(k) = \sum_{i=1}^{n_2} v_i o_{2i}(k) - \theta_3, l = 1, 2, \dots, n_2 \quad (13)$$

$$y_{\text{卷}}(k) = \text{SIG}[\text{net}_3(k)], l = 1, 2, \dots, n_2 \quad (14)$$

目标函数为:

$$E_{\text{NNC}} = \frac{1}{2} [y_{m\text{卷}}(k) - y_{\text{卷}}(k)]^2 \quad (15)$$

神经元 Activation 和输出激活函数一样, learning rate 为  $\eta$ 。

隐层-输出层权值调整:

$$\Delta v_i(k+1) = -\eta \cdot \frac{\partial E_{\text{NNC}}}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial u} \cdot \frac{\partial u}{\partial \text{net}_3} \cdot \frac{\partial \text{net}_3}{\partial v_i} =$$

神经网络的高维热连轧产品性能自适应逆控制模型, 如图 2 所示。

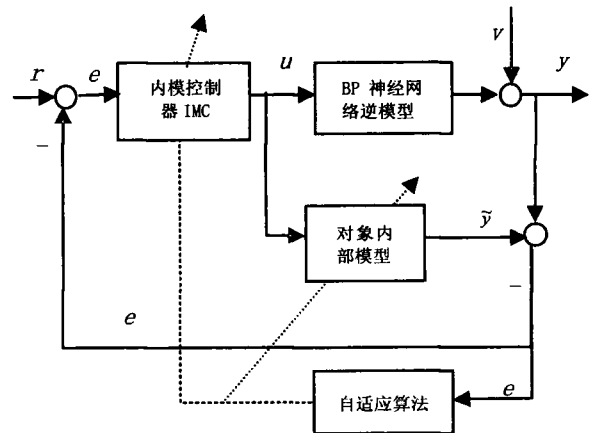


图 2 BP 神经网络自适应逆控制模型  
其中 BP 神经网络逆模型如图 3 所示。

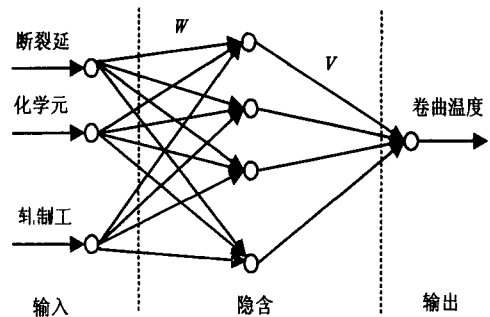


图 3 BP-NN 逆模型

设输入层、隐层的神经元个数分别为  $n_1$  和  $n_2$ 。  
输入层描述:

$$\eta \cdot [y_m(k) - y(k)] \cdot \frac{\partial y}{\partial u} \cdot o_{2l}(k) \quad (16)$$

输入层-隐含层权值调节:

$$\Delta w_{ij}(k+1) = -\eta \cdot \frac{\partial E_{\text{NNC}}}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial u} \cdot \frac{\partial u}{\partial \text{net}_3} \cdot \frac{\partial \text{net}_3}{\partial o_{2l}} \cdot \frac{\partial o_{2l}}{\partial \text{net}_{2l}} \cdot \frac{\partial \text{net}_{2l}}{\partial w_{ij}} = \eta \cdot [y_m(k) - y(k)] \cdot \frac{\partial y}{\partial u} \cdot v_i(k) \cdot g'[\text{net}_{2l}(k)] \cdot o_{ij}(k) \quad (17)$$

隐含层-输出层阈值调节:

$$\Delta \theta_3(k+1) = -\eta \cdot [y_m(k) - y(k)] \cdot \frac{\partial y}{\partial u} \quad (18)$$

输入层-隐含层阈值调节:

$$\Delta \theta_{2l}(k+1) = -\eta \cdot [y_m(k) - y(k)] \cdot \frac{\partial y}{\partial u} \cdot v_l(k) \cdot$$

$$g[\text{net}_{2j}(k)] \tag{19}$$

对于非线性问题,  $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$  比较难得到, 经过一定训练  $y_m(k)$  能够以一定精度逼近  $y(k)$ , 所以用  $\frac{\partial y_m(k)}{\partial u(k)}$  近似代替  $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$ 。

### 2.2 基于 BP 神经网络的高维热连轧产品性能自适应逆控制模型

设计算法如下:

(1) 输入建模信号  $r$ , 初始化 BP 神经网络逆模型权值  $w$ , 阈值  $t$ , 以及反馈量  $e_m$  的精度, 转至步骤 2。

(2) 归一化, 使用 MaxMin 方法将训练样本归一化到  $[0, 1]$ , 转至步骤 3。

$$\text{归一数据} = (\text{原数据} - \text{Max}) / (\text{Max} - \text{Min})$$

(3) 若模型有反馈量  $e_m$ , 则  $e = r - e_m$ , 并且自动调节模型的输出, 否则  $e = r$  作为内模控制输入, 转至步骤 4。

(4) 输出的  $u$  分别作为  $p(z)$  和  $p(z)$  的输入, 转至步骤 5。

(5) 求出模型隐层与输出层节点的输出为  $y_j^l = f(\text{net}_{jk}^l)$ , 其中  $\text{net}_{jk}^l = \sum_j w_{ij} O_{jk}^{l-1}$ , 转至步骤 6。

(6) 根据输出产生的全局误差为:

$$E = \frac{1}{2N} \sum_{k=1}^N E_k \tag{20}$$

其中,  $E_k = \frac{1}{2} \sum_j (y_k - \hat{y}_k)^2$ 。转至步骤 7。

(7) 根据该全局均方误差反向调节权值:

$$w_{ij} = w_{ij} - \mu \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \tag{21}$$

其中,  $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \delta_{jk}^l O_{jk}^{l-1}$ 。另外

$$\delta_{jk}^l = \begin{cases} -(y_k - \hat{y}_k) f'(\text{net}_{jk}^l), & j \text{ 为输出单元} \\ \sum_m \delta_{mk}^{l+1} w_{mj}^{l+1} f'(\text{net}_{jk}^l) O_{jk}^{l-1}, & j \text{ 为隐层单元} \end{cases} \tag{22}$$

转至步骤 8。

(8) 计算  $e_1 = y - \hat{y}$  ( $y$  是  $P(z)$  的输出,  $\hat{y}$  是内模的输出), 比较结果  $e_1$  是否满足预设的精度, 满足进行下一步, 否则返回步骤 3。

(9) 迭代直到达到要求精度为止, 保存最后的权值和阈值。

### 3 实验仿真与应用

根据上节设计的基于 BP 神经网络的高维热连轧产品性能自适应逆控制模型进行实验仿真, 采用经过

处理后的 610 条数据, 每条数据为 32 维向量, 其中包含 31 维输入向量(包括 1 个断裂延伸率力学指标), 1 维输出向量(轧制卷曲温度)。

(1) 从数据中筛选出 610 条数据作为实验的训练样本;

(2) 将步骤 1 中的数据进行归一化处理, 将逆模型各参数初始化;

(3) 设置学习率分别为 0.3 和 0.5, 动量因子为 0.8, 精度为 0.001;

(4) 逆控制模型训练, 利用上述设置好的参数和训练数据对逆控制模型进行仿真, 得到所需的工艺参数, 基于 BP 神经网络的高维热连轧产品性能自适应逆控制模型的训练精度达到 0.001, 通过模型训练得轧制工艺参数卷曲温度;

(5) 得到的轧制卷曲温度工艺参数与产品性能正系统预测验证, 所得到的误差曲线如图 4 和图 5 所示。

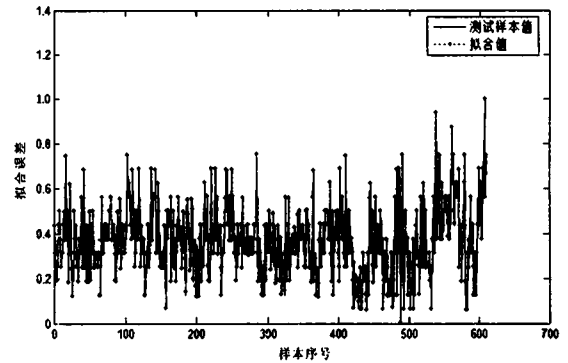


图 4 高维热连轧产品性能正系统测试拟合

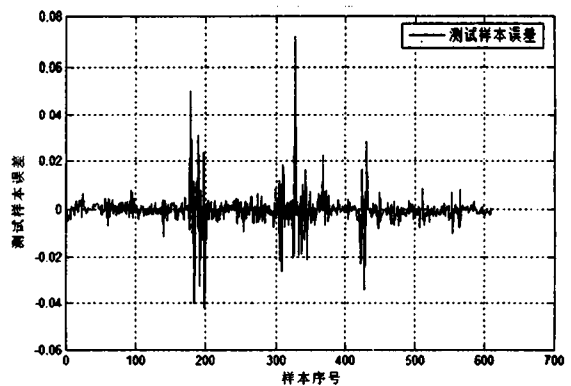


图 5 高维热连轧产品性能正系统测试误差

由图 4 和图 5 得, 通过正逆系统的验证, 所得到的断裂延伸率与预设值的误差基本在 0.05 范围内。

另外, 与常规的神经网络正模型比较结果如表 1 所示。

表 1 模型期望差对比			%
模型期望差	0.01	0.05	0.001
文中模型	100	96.8	87.6
常规模型	85.4	71.1	62.7

由表 1 可知, 在相同模型期望差的情况下, 构建的

基于内模控制的 BP 神经网络自适应逆控制模型的测试命中率好于常规模型的 BP 神经网络模型,可知基于内模控制的 BP 神经网络自适应逆控制模型实现了参数的优化,使得预测精度更高。

#### 4 结束语

设计了一种基于 BP 神经网络高维热连轧产品性能自适应逆控制模型,可根据用户对热连轧产品性能指标的要求生产产品。通过给定产品性能指标断裂延伸率,由所建模型求出轧制卷曲温度指标验证,并通过神经网络正系统进行测试,误差基本在 0.05 范围内,基本上达到了用户需求。下一步,将用所建模型对化学成分进行求解,以达到降低产品成本的目的。

#### 参考文献:

- [1] 王 蕾,唐 获,宋 勇. 热轧带钢组织性能预报模型及应用[J]. 钢铁,2016,51(11):73-78.
- [2] 沈永增,闫纪如,王 炜. 基于混沌粒子群优化小波神经网络的短时交通流预测[J]. 计算机应用与软件,2014,31(6):84-86.
- [3] 虎涛涛,康 波,单要楠. 基于动态函数连接神经网络的自适应逆控制系统辨识研究[J]. 计算机科学,2017,44(10):203-208.
- [4] 南敬昌,桑百行,高明明. 新颖的神经网络逆建模方法及其应用[J]. 计算机应用与软件,2016,33(1):147-150.
- [5] 吴岸平,侯中喜,王 鹏,等. 基于神经网络逆模型辨识的舵机云台控制[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2013,41(S1):13-16.
- [6] SHAFIQ M A. Direct adaptive inverse control of nonlinear plants using neural networks[C]//Future technologies conference. San Francisco, CA, USA; IEEE,2017:827-830.
- [7] SUN Hao,ASCHEMANN H. Adaptive inverse dynamics control for a hydrostatic transmission with actuator uncertainties [C]//IEEE international conference on mechatronics. Vicenza, Italy; IEEE,2013:676-681.
- [8] 刘福才,刘 砚,徐文丽,等. 气动加载系统的模糊自适应逆控制方法[J]. 机械工程学报,2014,50(14):185-190.
- [9] 任怀庆. 非线性不确定系统的神经网络控制研究[D]. 长春:吉林大学,2014.
- [10] MA J G, MENG K Q L, JIA D J. Adaptive inverse control of chaos in direct-driven permanent magnet synchronous generators for wind turbines[J]. Wit Transactions on Information & Communication Technologies,2014,59:69-74.
- [11] GU Guoying, SU Chunyi, ZHU Limin. Robust inverse compensation and control of a class of non-linear systems with unknown asymmetric backlash non-linearity [J]. IET Control Theory & Applications,2015,9(12):1869-1877.
- [12] 刘卫亮,林永君,刘长良,等. 基于神经网络逆控制的微网储能逆变器输出电压研究[J]. 系统仿真学报,2016,28(11):2813-2822.
- [13] 王晓燕,王新民,姚从潮. 无人机编队飞行神经网络自适应逆控制器设计[J]. 控制与决策,2013,28(6):837-843.
- [14] RUSLAN F A, SAMAD A M, ZAIN Z M, et al. Modelling flood prediction using radial basis function neural network (RBFNN) and inverse model; a comparative study [C]//IEEE international conference on control system, computing and engineering. Mindeh, Malaysia; IEEE,2014:577-581.
- [15] 桑百行,南敬昌,高明明. 一种 BP 逆模型离线训练自适应预失真方法[J]. 计算机应用研究,2014,31(4):1105-1108.
- [16] LIU Sining, SU Chunyi, LI Zhi. Robust adaptive inverse control of a class of nonlinear systems with Prandtl-Ishlinskii hysteresis model[J]. IEEE Transactions on Automatic Control,2014,59(8):2170-2175.