

## 基于改进PCA-ELM方法的穿孔机导盘转速测量

肖冬<sup>1</sup>, 王继春<sup>1</sup>, 潘孝礼<sup>1,2</sup>, 毛志忠<sup>1</sup>, 常玉清<sup>1</sup>

(1. 东北大学信息科学与工程学院, 辽宁沈阳 110004; 2. 上海宝钢股份有限公司, 上海 201900)

**摘要:** 目前, 国内许多钢铁生产企业为了提高无缝钢管的生产质量, 都采用了加装狄塞尔导盘的斜轧穿孔机进行管坯穿孔. 但是在斜轧穿孔过程中, 由于客观条件限制, 导盘转速无法通过直接测量的手段在线精确测得. 通过软测量实现穿孔机导盘转速的在线精确测量, 进而有效控制其转速, 提高无缝钢管生产机组的生产效率, 是解决问题的一个有效方法. 针对导盘转速软测量建模中存在的问题, 本文对极限学习机(ELM)方法提出了改进. 一方面将极限学习机方法同主成分分析(PCA)方法相结合, 通过对模型输入量进行主成分分析, 去除了各变量之间的线性相关, 最终提高了极限学习机算法的泛化性能; 另一方面对极限学习机隐层节点进行分类, 通过分类减少了极限学习机方法的训练时间和预报时间. 最终得出了基于改进PCA-ELM方法的导盘转速软测量模型, 并通过仿真实验验证了其准确性和可应用性.

**关键词:** 穿孔机; 导盘转速; 主成分分析; 极限学习机

**中图分类号:** TP273      **文献标识码:** A

## Modeling and control of guide-disk speed of rotary piercer

XIAO Dong<sup>1</sup>, WANG Ji-chun<sup>1</sup>, PAN Xiao-li<sup>1,2</sup>, MAO Zhi-zhong<sup>1</sup>, CHANG Yu-qing<sup>1</sup>

(1. School of Information Science and Engineering, Northeast University, Shenyang Liaoning 110004, China;

2. BaoSteel Corporation, Shanghai 201900, China)

**Abstract:** Recently, to improve the quality of seamless steel tubes, many domestic billet enterprises use skew rolling piercer with Diescher guide-disc to pierce steel billets. However, in skew rolling piercing, the guide-disc speed can't be measured directly because of the limitations in practical conditions. Therefore, an online soft measurement of the guide-disc speed has to be developed for controlling the guide-disc speed to improve the productivity and quality of steel tubes. To cope with this problem, we propose a measurement model based on the extreme learning machine(ELM) method with improvements made by us in this paper. This improved ELM method is combined with the principal component analysis(PCA) to let the input values of ELM be analyzed by PCA for improving the generalization performance. On the other hand, the training and predicting time of ELM is reduced by classifying the hidden layer nodes. Thus, a model based on the improved PCA-ELM method is established. Simulation results verify that this model is effective and applicable.

**Key words:** piercer; guide-disc; principal component analysis; extreme learning machine

### 1 引言(Introduction)

在穿孔机空心坯的轧制过程中, 为减少导盘表面的金属堆积, 狄塞尔导盘的圆周线速度一般控制在空心坯轧件出口速度的二倍左右. 这个转速还应该与穿孔机轧辊转速、定心机架的调节时间、导盘的设计直径、导盘表面黏着物的情况等相互匹配. 这就需要导盘的转速在空心坯轧件的轧制过程中, 在一定范围内能够进行调整<sup>[1]</sup>. 同时, 如果穿孔机的狄塞尔导盘具备了转速在线可调性能, 还将能够实现空心坯轧件在轧制过程中利用导盘来进行制动、匀速或加速轧制. 导盘工作时, 其周围产生大量的水汽钢屑等物质, 在其上面直接安装测量装置将很难

达到要求的精度和维持较长寿命. 现在国内外钢厂对导盘转速的测量和调整基本采用离线的方法, 这大大降低了生产效率<sup>[2]</sup>. 宝钢钢管分公司2007年进行了技改, 在与导盘之间为精确齿轮传动的液压马达处等距安装了8个感应螺丝, 通过记录接近开关经过8个感应螺丝的时间间隔, 来计算导盘实际转速. 导盘工作系统如图1所示, 由上位机、下位机、导盘、液压马达、电动执行机构、液压泵、接近开关和感应螺丝等装置组成. 但该方法无法精确快速地实时测量出导盘转速, 只能准确得到一段时间的平均转速, 且需经常更换部分测量装置, 不利于导盘转速的实时测量与控制. 因此, 本文考虑对导盘转速采用

软测量方法实现其快速准确的测量, 而利用感应螺丝测量得到的平均转速对软测量结果进行修正.

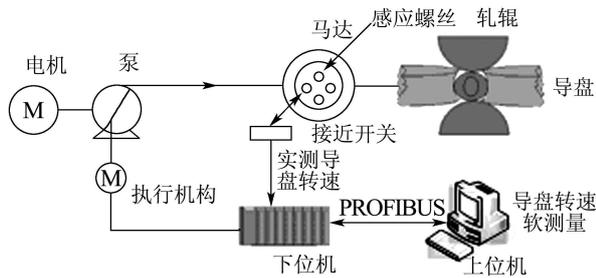


图1 导盘工作系统

Fig. 1 Guide disc work system

针对导盘转速软测量中对建模速度要求较高的问题, 本文采用新近提出的基于单隐层前馈神经网络的方法—ELM建立软测量模型. ELM方法相比于传统的神经网络模型具有模型简单、计算速度快、精度高等特点, 比较适合在线软测量模型的建立. 但在导盘转速的软测量中, ELM方法的预报速度和精度还有待进一步提高. 针对导盘转速软测量建模存在的问题, 对ELM方法提出了改进. 首先对极限学习机的隐层节点进行分类, 以减少隐层节点数提高模型预报速度; 然后将极限学习机方法同PCA方法相结合, 以去除现场噪声并减少模型输入变量数, 提高建模速度和预报精度; 最后, 将感应螺丝直接测量得到的数据引入软测量模型的校正, 得出了基于改进PCA-ELM方法的导盘转速软测量方法. 建立了影响导盘转速的各输入量与导盘转速之间的非线性关系模型, 并通过仿真实验证明了其准确性, 能够满足现场应用的要求.

## 2 极限学习机理论(Theory of extreme learning machine)

对于 $N$ 个不同的学习样本 $(x_i, y_i) \in [\mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m]$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ), 具有 $N$ 个隐层节点, 隐层激活函数为 $h(x)$ 的SLFN模型可以表示为式(1)所示, 其网络结构如图2所示.

$$y_i^T = h^T(x_i)V. \quad (1)$$

式中 $i = 1, 2, \dots, N$ , 式(1)可以简记为

$$HV = Y. \quad (2)$$

其中:

$$H = \begin{bmatrix} h(a_1, b_1, x_1) & h(a_2, b_2, x_1) & \cdots & h(a_N, b_N, x_1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h(a_1, b_1, x_N) & h(a_2, b_2, x_N) & \cdots & h(a_N, b_N, x_N) \end{bmatrix},$$

$$V = [v_1^T \cdots v_N^T]^T, Y = [y_1^T \cdots y_N^T]^T.$$

其中:  $a_j$ 为输入节点与第 $j$ 个隐层节点的连接权

值向量;  $b_j$ 为第 $j$ 个隐层节点偏置值;  $v_j$ 为第 $j$ 个隐层节点与输出节点的连接权值向量;  $H$ 称为神经网络的隐层输出矩阵<sup>[3~5]</sup>.  $h^T(x_i)$ 为 $H$ 的第 $i$ 行向量,  $H$ 的第 $j$ 列为输入变量分别为 $x_1, x_2, \dots, x_N$ 时第 $j$ 个隐层节点的对应输出.

可以证明, 如果激活函数 $h(x)$ 无限可微, 那么网络参数并不需要全部进行调整, 其中输入连接权及隐层节点偏置值可以随机选择, 而输出连接权值可以通过线性方程组求解来获得<sup>[5,6]</sup>.

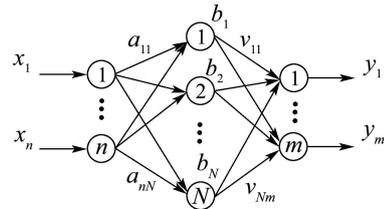


图2 单隐层前向神经网络

Fig. 2 Single-hidden-layer feedforward neural network

ELM方法神经网络权值的求取分为3步:

1) 随机选取输入连接权值和偏置值 $a_j, b_j$ ;

2) 计算网络隐层输出矩阵 $H$ ;

3) 计算输出权值 $V$ :  $V = H^T Y$ ,  $H^T$ 为隐层输出矩阵 $H$ 的广义逆<sup>[7,8]</sup>.

可见, ELM是一种非常简单并且快速的神经网络学习算法. 但是为了保证算法收敛, ELM网络中隐层神经元数目要与输入的学习样本数相同, 当输入学习样本数过多时, 该方法的一个明显的缺陷是网络在应用过程中的计算速度大大降低. 在软测量建模技术中, 模型的预测速度非常重要. 因此, ELM方法的缺陷在某种程度上限制了其在软测量建模技术中的应用. 针对上述问题, 本文提出对ELM方法的改进, 在很大程度上提高了ELM方法的预测速度, 从而为ELM方法在软测量建模中的应用提供一条更为有效的途径.

## 3 改进ELM方法(Improved ELM method)

将 $N$ 个不同的学习样本按k-mean分类方法平均分成 $d$ 组, 每组数据的个数为 $N/d$ . 本文用 $(x_i, y_i)^l$ 表示第 $l$ 组样本的第 $i$  ( $i = 1, 2, \dots, N/d$ )个数据对. 每组数据的中心定义为

$$w_l = \sum_{j=1}^{\tilde{N}} (x_j)^l / \tilde{N}, \tilde{N} = \frac{N}{d}, l = 1, 2, \dots, d. \quad (3)$$

在软测量建模技术中, 对子模型进行综合的方法很多, 其中最常用的是平均加权法. 采用隶属度对各个子模型的输出进行加权综合也是常用的方法之一, 某一样本 $x$ 隶属于第 $l$ 类学习样本的隶属

度 $u_l(x)$ 按式(4)计算:

$$\frac{1}{\|x - w_l\|} / \sum_{i=1}^d \frac{1}{\|x - w_i\|}. \quad (4)$$

根据式(4)计算隶属度 $u_l(x)$ 来实现对子模型的加权综合, 实质上是根据辅助变量的相似性来决定各子模型在综合输出中所占的比重, 且与输入数据 $x$ 最相似的样本所对应的子模型所占比重最大.

如果输入数据 $x$ 与某类学习样本的欧氏距离 $\|x - w_l\|$ 最小, 在一定程度上表示输入数据 $x$ 与该类学习样本最相似. 因此, 就可以只采用该类样本所对应的子模型来描述 $x$ 所对应的过程特性. 由此本文重新定义输入数据 $x$ 的隶属度, 如式(5)所示. 由于不必分别计算每个子模型的输出, 在模型精度不受太大影响的同时, 可以使得在线计算量大大减少, 大幅度提高模型的在线预估速度.

$$\mu_l(x) = \begin{cases} 1, & \|x - w_l\| = \min(\|x - w_j\|), \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \quad (5)$$

改进后的ELM网络结构如图3所示. 输入层与分类模块连接, 分类模块与隐层神经元的连接权值在隐层激活函数允许范围内随机选取, 输入数据输入到 $\mu_l(x) = 1$ 对应的子网络中; 分类模块输出是输入数据隶属于各类学习样本的隶属度, 隐层神经元与输出神经元的连接权值按式(6)计算.

$$V_l = (H_l)' Y_l. \quad (6)$$

式中 $H_l$ ,  $V_l$ 和 $Y_l$ 分别表示第 $l$ 类学习样本对应的神经网络隐层输出矩阵、隐层与输出层连接权值及网络输出值, 其中

$$H_l = \begin{bmatrix} h(a_{1l}, b_{1l}, x_{1l}) & \cdots & h(a_{\tilde{N}_l l}, b_{\tilde{N}_l l}, x_{1l}) \\ \vdots & & \vdots \\ h(a_{1l}, b_{1l}, x_{\tilde{N}_l l}) & \cdots & h(a_{\tilde{N}_l l}, b_{\tilde{N}_l l}, x_{\tilde{N}_l l}) \end{bmatrix},$$

$$V_l = \begin{bmatrix} v_{1l}^T \\ \vdots \\ v_{\tilde{N}_l l}^T \end{bmatrix}, Y_l = \begin{bmatrix} y_{1l}^T \\ \vdots \\ y_{\tilde{N}_l l}^T \end{bmatrix}.$$

上式中,  $a_{jl}, b_{jl}$ 分别表示输入节点与第 $l$ 个子模型中第 $j$ 个隐层节点的连接权值向量和偏置值.

对应某一输入 $x$ , 假设根据式(5)得到 $\mu_l(x) = 1$ , 则网络输出为

$$y = h_l(x) V_l. \quad (7)$$

比较式(1)和式(7), 向量 $h$ 的维数从 $N$ 维降到了 $\tilde{N}_l$ 维, 而矩阵 $V$ 的维数从 $N \times m$ 维降到了 $\tilde{N}_l \times m$ 维. 可见, 式(7)的计算量远少于式(1). 因此, 将改进后的ELM方法应用于软测量预估时, 会在很大程度上提高模型的计算速度.

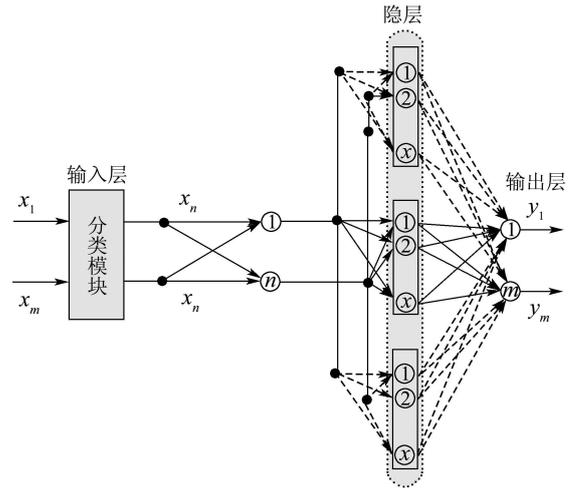


图3 改进的ELM方法网络结构

Fig. 3 Improved ELM network structure

从图3可以看出, 改进后的网络结构仍是单隐层神经网络. 改进后的ELM学习算法步骤为:

- 1) 将学习样本按照某种分类规则分为 $d$ 类, 第 $l$ 类数据的个数记为 $\tilde{N}_l (l = 1, 2, \dots, d)$ 个, 并按式(3)计算每组数据的中心;
- 2) 随机选取输入节点与各子模型中隐层神经元的连接权值和偏置值 $a_{jl}, b_{jl}$ ;
- 3) 分别计算各子网络隐层输出矩阵 $H_l$ ;
- 4) 分别计算各子模型中隐层神经元与输出神经元的连接权值 $V_l = (H_l)' Y_l$ .

综上, 本节利用改进的极限学习机方法大大减少了隐层神经元的数目, 从而在一定程度上提高了软测量模型的计算速度.

在工业生产过程中, 能够在线获得的过程变量个数通常较多, 当对生产过程工艺机理没有了解或了解较少时, 只能通过简单的分析排除少部分与预报变量关系不太紧密的变量. 此时, 选择作为辅助变量的过程信息往往较多, 即软测量模型的输入维数依然较大. 特别地, 当输入变量之间具有较强的相关关系时, 不但会造成网络结构庞大, 同时还会导致病态模型. 针对这个问题, 本文采用PCA方法对之加以处理和解决, 在此基础上提出了基于改进PCA-ELM的软测量建模方法.

#### 4 软测量建模(Soft measured modelling)

PCA<sup>[8~10]</sup>主要思想是通过线性空间变换求取主成分变量, 将高维数据空间投影到低维主成分空间. 由于低维主成分空间可以保留原始数据空间的大部分方差信息, 并且主成分变量之间具有正交性, 可以去掉原数据空间的冗余信息.

从实际生产过程中获得的采样数据都会含有一定的噪声, 通过PCA, 获得的主成分中的有些不重要

的主成分往往是由噪声引起的, 去除这些解释噪声的主成分, 不仅实现了对噪声的过滤, 而且也降低了数据空间的维数. 因此可以通过对输入数据进行主成分分析, 在提高模型准确度的同时提高计算速度, 具体算法可参见文献[9~11].

#### 4.1 建模变量选择(Choose modelling variable)

为了更准确的建立导盘转速软测量模型, 首先需要对影响导盘转速的因素进行深入分析, 以避免建模中的过程变量信息不完备和存在冗余, 降低模型的精度. 根据生产工艺和现场情况, 选择上下轧辊转速实际值、上下轧辊电机电流、推钢机位置、上下轧辊EMF(电机感应电动势)、上下轧辊压下实际值、左右导盘入口温度、左导右导盘出口侧温度等13个辅助变量作为软测量模型的输入变量. 左右导盘入口温度和左右导盘出口侧温度对导盘转速的影响主要是因为其能反应管坯本身温度, 而管坯本身温度的高低对导盘转速有一定影响. 管坯温度过高, 会造成穿孔时粘钢, 而温度过低, 会使穿孔阻力较大, 这都会对导盘转速造成影响. 上下轧辊转速、上下轧辊电机电流、上下轧辊EMF、上下轧辊压下量这些变量是轧辊的工艺参数. 轧辊是穿孔过程中提供穿孔动能的主要工具, 它的参数如上下轧辊压下量直接决定了穿孔力的大小, 上下轧辊转速直接决定穿孔速度的快慢, 这些都直接影响导盘转速.

综上所述可以看出, 根据穿孔机导盘工艺机理分析得到影响导盘转速的可测过程数据变量达到13个, 而这13个过程信息并不是互不相关的, 并且从监控系统中获得的过程数据会受到不同程度随机噪声的影响. 因此, 为了实现数据的去噪及压缩处理, 本文首先采用PCA技术对过程数据进行预处理, 然后再利用改进的ELM方法建立各主成分变量与导盘转速之间的相关关系模型, 进而实现导盘转速的在线预估. 首先将上述13个变量的采集值组成数据阵 $X$ , 利用PCA方法处理后, 得到压缩处理后的数据阵 $T$ , 然后基于改进的ELM建模方法得到最终导盘转速软测量模型, 导盘转速软测量模型结构可表示成图4所示.

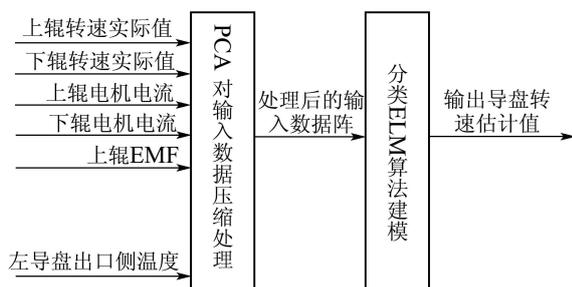


图4 导盘转速软测量模型建模过程

Fig. 4 Modeling process of guide disc speed soft sensor

#### 4.2 导盘转速软测量建模(Soft measured modelling of guide disc rev)

基于改进的PCA-ELM方法的导盘转速软测量建模步骤总结如下:

**步骤1** 对输入数据主成分分析.

- 1) 获得过程正常运行状态下的变量采样数矩阵 $X$ , 使得矩阵 $X$ 包含生产过程中可视为正常运行状态的尽可能多的数据信息.
- 2) 求取协方差阵 $X^T X$ 的特征值和特征向量.
- 3) 求累积贡献率, 初步估算选取的主元个数, 所选主元个数应使累积贡献率达到80%~95%.
- 4) 求平方预报误差, 精确选取主元个数.
- 5) 根据4)确定的主元个数 $p$ , 确定负载矩阵 $P$ , 其维数为 $n \times p$ . 通过累积贡献率和平方预报误差可选出最佳主元的个数6, 最佳主元的个数能因模型的重新建立而出现变化.
- 6) 令得分矩阵 $T = XP$ ,  $T$ 即为建立改进ELM网络模型的辅助变量学习样本.

**步骤2** 建立改进ELM网络模型.

- 1) 将学习样本 $T$ 按照某种分类规则分为 $d$ 组, 每组数据的个数为 $\tilde{N}_i$ 个, 并按式(2.3)计算每组数据的中心.
- 2) 给定隐层激活函数 $h(x)$ .
- 3) 随机选取各个子网络输入层与隐层神经元的连接权值 $a_{il}$ 和偏移量 $b_{il}$ .
- 4) 分别计算各子网络隐层输出矩阵 $H_i$ .
- 5) 分别计算各子网络隐层神经元与输出层的权值:  $V_i: V_i = (H_i)^T Y_i$ .

**步骤3** 模型检验.

利用测试数据验证导盘转速软测量模型, 若测试误差较大则返回步骤1重新建模, 若误差在工艺允许范围内则建模结束.

#### 4.3 软测量模型的在线使用(Online using of soft measured model)

模型在线使用步骤如下:

- 1) 获取当前时刻的辅助变量采样数据 $x$ .
- 2) 求出数据 $x$ 的负载向量 $t = xP$ .
- 3) 根据式(5), 求 $t$ 与各类学习样本中心的欧氏距离, 并找到隶属度为1所对应的ELM子模型.
- 4) 利用ELM子模型计算出导盘转速预估值.

#### 4.4 模型的在线校正更新(Online emendation and update of model)

利用感应螺丝的测量方法虽然无法精确而快速地得到实时的导盘转速, 但却能精确地得到一段时间的平均转速, 可以利用这个值进行导盘软测

量模型的校正. 导盘转速软测量模型的更新校正由短期校正和长期更新两部分组成. 通过安装在马达上的8个感应螺丝测量得到的导盘转速是导盘每转转速的平均值. 每经过8个感应脉冲信号, 便可获得一个新的导盘每转转速均值. 通常, 导盘转速工作点为26 r/min, 因此, 大约2.4 s可以获得一个导盘每转转速的平均值, 这个具有一定滞后的测量信息虽不利于在线监测及实时控制, 但却反映了导盘转速的实际值, 因此可以用来对导盘转速软测量模型进行实时校正. 之所以每隔约2.4 s才可以测量一次导盘的平均转速, 是因为这段时间接近开关掠过8个感应螺丝. 接近开关掠过两个感应螺丝的时间约为0.3 s, 但是最大偏差为0.01 s, 测量误差约为 $0.01/0.3 \approx 3.3\%$ . 这个误差是由恶劣的生产状况使测量出现滞后引起的, 这样对于2.4 s间隔8个感应螺丝的测量偏差仍为0.01 s, 但测量误差减小为 $0.01/2.4 \approx 0.4125\%$ , 为原来的1/8.

本文软测量模型的预估周期为20 ms, 那么在2.4 s的时间范围内, 将有120个预估无法实现实时校正, 因此, 本文采用如下的软测量模型短期校正方法:

1) 令 $l = 0$  ( $l$ 为感应脉冲计数值),  $e(k) = 0$  ( $e(k)$ 为软测量模型预测误差).

2) 读入脉冲计数值 $l$ , 当 $l < 8$ 时, 返回步骤1); 当 $l = 8$ 时, 即已感应到导盘一转内的所有8个脉冲信号时, 进入步骤3).

3) 计算得到导盘每转转速的平均值, 记为 $\bar{Y}$ ;

4) 利用软测量结果, 计算当前时刻的导盘每转转速预估均值(2.4 s内) $\hat{Y}(k) = \frac{1}{120} \sum_{i=0}^{119} \hat{Y}(k-i)$ ;

5) 计算 $e(k) = \bar{Y} - \hat{Y}(k)$ , 取 $e(k)$ 为当前时刻软测量模型输出的校正值;

6) 获得软测量模型输出预估 $\hat{Y}$ .

7) 计算校正后的导盘转速预估:  $\hat{Y}' = \hat{Y} + e(k)$ ,  $\hat{Y}'$ 和 $\hat{Y}$ 为校正后及校正前的导盘转速预估.

8) 读入脉冲计数个数 $l$ , 当 $l = 8n$ 时( $n$ 为正整数), 返回3); 若 $l \neq 8n$ 时, 返回6).

导盘转速模型的长期更新则是在对生产数据进行一定量的累积, 并发现软测量模型具有较大的预估误差后, 利用新采集的正常数据重新建模, 建模过程见导盘转速软测量建模步骤.

## 5 仿真分析(Simulation analysis)

利用无缝钢管穿孔生产过程, 以1 s为采样周期, 采集的1000个样本数据作为训练样本, 基于改进PCA-ELM方法建立导盘软测量模型. 另以1 s为采集周期, 采集1000个样本数据作为测试样本, 对模

型的预估速度及泛化性进行测试.

在仿真实验中, 本文分别基于ELM、改进ELM和改进PCA-ELM方法进行导盘转速软测量建模, ELM网络的隐层节点数取1000, 采样数据按转速值大小分为两类. 输入权值和偏移量随机选取, 激活函数采用S函数. 通过MATLAB软件进行仿真, 仿真结果如下图. 改进PCA-ELM方法训练数据的模型输出与实际输出比较如图5所示, 检验数据的模型输出与实际输出比较如图6所示.

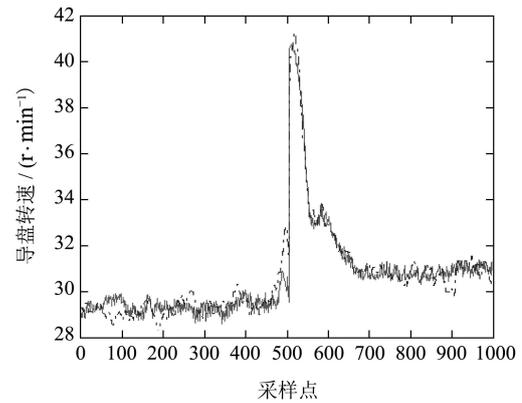


图5 改进PCA-ELM方法模型的学习性能

Fig. 5 Learning capability of model based on improved PCA-ELM method

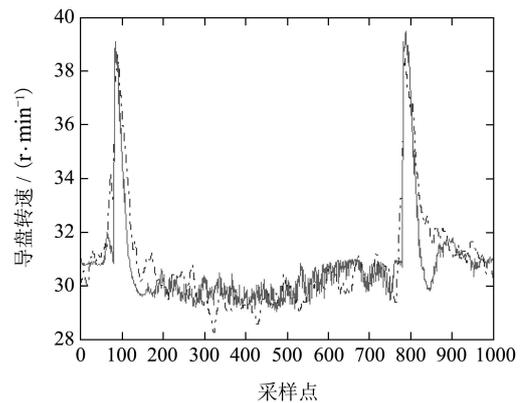


图6 改进PCA-ELM方法模型的泛化性能

Fig. 6 Generalization performance of model based on improved PCA-ELM method

图5, 6中虚线为导盘转速实测值, 实线为模型对导盘转速的估计值. 导盘转速在线测量模型的现场性能要求如表1所示.

表1 导盘转速软测量模型的在线预估性能要求  
Table 1 Online prediction performance requirements of the soft sensor for guide disc speed

建模时间/s	系统控制周期/ms	运算时间/ms	泛化误差/(r·min <sup>-1</sup> )
<5	50	<20	<1

表2为ELM、改进ELM和改进PCA-ELM建模方法在建模时间、运算时间和训练误差和泛化误差等方面的量化值. 通过该表可以看出, 基于改进PCA-ELM方法的模型的各方面指标均达到现场性能要求, 且比较其它方法有运算速度和精度的优势. 从表2可以看出:

1) ELM方法的平均运算时间为49.5 ms.而导盘转速控制周期为50 ms, 从控制角度看, ELM方法的运算时间还是稍长, 不能很好的满足控制周期的要求, 需要进一步改进.

2) 改进ELM方法解决了ELM方法的不足, 将运算时间控制在20 ms之内, 满足了控制周期的要求. 但因为生产数据中存在相当程度的噪声, 对模型的训练精度和泛化能力有一定影响, 仍然有待于进一步改善.

3) 改进PCA-ELM方法通过对输入量的压缩, 在减少了输入变量的同时一定程度上去除了噪声引起的误差, 降低了训练误差和泛化误差. 在解决了改进ELM方法不足的同时, 改进PCA-ELM方法也能将运算时间控制在20 ms之内, 满足控制周期的要求. 改进PCA-ELM方法较前两种方法而言是最适合应用到在线的导盘转速软测量建模中的.

表2 导盘转速软测量模型性能比较

Table 2 Compare of guide disc speed soft sensor

建模方法	建模时间	运算时间	平均训练误差	平均泛化误差
ELM	5.245	0.0495	0.3276	0.7246
改进ELM	2.9795	0.0163	0.2409	0.6362
改进PCA-ELM	3.245	0.0176	0.1109	0.4537

## 6 结论(Conclusion)

本文针对无缝钢管穿孔生产中导盘转速的测量问题, 为了满足其控制的快速性和准确性要求, 提出了基于改进PCA-ELM方法的导盘转速软测量方法. 针对现场对导盘转速的在线预报速度和精度要求较高这一问题, 通过对ELM隐层神经元的分类弥补了ELM方法因隐层神经元数目过多而使得模型预报速度较慢的缺陷, 大大提高了模型的计算速度, 为其在软测量建模技术中的应用提供了更好的途径. 同时, 通过PCA对输入量的压缩, 在减少了输入变量维数的同时在相当程度上滤除掉了噪声, 从而提高了模型的预报精度. 因此相比于单纯的ELM方法, 改进PCA-ELM方法在缩短了建模时间和运算时间的同时, 提高了模型的训练精度和泛化能力, 满足了现场高速高精度地测量要求. 因此, 改进PCA-ELM方法适合应用到在线的导盘转速软测量建模中, 并

为其快速准确控制提供了必要条件除离线仿真外, 文中提及的导盘建模和测量方法在宝钢钢管分公司SWW穿孔生产中进行了试运行, 目前效果良好符合厂家要求. 同时该方法也具有一定的通用性, 适用于其它过程的软测量建模和预报.

## 参考文献(References):

- [1] 李连诗. 钢管塑性变形原理[M]. 北京: 冶金工业出版社, 1985.  
(LI Lianshi. *Theory of Plastic Deformation for Steel Tubes*[M]. Beijing: Metallurgical Industry Press of China, 1985.)
- [2] 潘孝礼, 肖冬, 毛志忠, 等. 穿孔机最优导盘转速确定[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2007, 28(11): 1525 - 1528.  
(PAN Xiaoli, XIAO Dong, MAO Zhizhong, et al. Confirming the optimal guide disc rev of piercer[J]. *Journal of Northeastern University*, 2007, 28(11): 1525 - 1528.)
- [3] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks[C] // *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*. Budapest, Hungary: IEEE, 2004: 25 - 29.
- [4] ZHU Q Y, QIN A K, SUGANTHAN P N, et al. Evolutionary extreme learning machine[J]. *Pattern Recognition*, 2005, 38(2): 1759 - 1763.
- [5] TAMURA S, TATEISHI M. Capabilities of a four-layered feedforward neural network: four layers versus three[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1997, 8(2): 251 - 255.
- [6] HUANG G B. Learning capability and storage capacity of two-hidden-layer feedforward network[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2003, 14(2): 274 - 281.
- [7] SERRE D. *Matrices: Theory and Applications*[M]. New York: Springer, 2002.
- [8] LIANG N Y, HUANG G B. A fast and accurate online sequential learning algorithm for feedforward networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2006, 17(6): 1411 - 1423.
- [9] HUI C, MATS N, SIRKKA L. Evaluation of PCA methods with improved fault isolation capabilities on a paper machine simulator[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2008, 92(3): 186 - 199.
- [10] PENG D Z, ZHANG Y. Dynamics of generalized PCA and MCA learning algorithms[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2007, 18(6): 1777 - 1784.
- [11] BAFFI G, MARTIN E B, MORRIS A J. Non-linear projection to latent structures revisited: the neural network PLS algorithm[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 1999, 23(9): 1293 - 1307.

## 作者简介:

肖冬 (1978—), 男, 助教, 博士研究生, 主要从事复杂工业过程建模与控制研究, E-mail: xiaodong@ise.neu.edu.cn;

王继春 (1978—), 女, 助教, 博士研究生, 主要从事复杂工业过程建模与控制研究, E-mail: wangjichun1978@163.com;

潘孝礼 (1962—), 男, 高级工程师, 博士研究生, 主要从事复杂系统软测量建模研究, E-mail: panxl@baosteel.com;

毛志忠 (1961—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事复杂工业过程建模与控制研究, E-mail: maozhizhong@ise.neu.edu.cn;

常玉清 (1972—), 女, 副教授, 主要从事复杂工业过程建模、监测与故障诊断研究, E-mail: changyueqing@ise.neu.edu.cn.