

# 基于 MI-LSSVM 的水泥生料细度软测量建模\*

赵彦涛, 单泽宇, 常跃进, 陈宇, 郝晓辰

(燕山大学电气工程学院 秦皇岛 066004)

**摘要:**针对水泥生料细度软测量模型难以建立的问题,考虑到输入变量选择易受时延的影响,提出一种基于互信息和最小二乘支持向量机(MI-LSSVM)的软测量建模方法。该方法采用互信息表征变量间的相关性,进而解决水泥生料细度软测量建模中的时延问题,并在此基础之上,提出双向选择算法获取输入变量,将得到的输入变量应用于最小二乘支持向量机中,建立水泥生料细度软测量模型,最后应用水泥厂的实际数据对基于互信息和最小二乘支持向量机的水泥生料细度软测量模型进行仿真。结果表明该方法预测精度高、泛化能力强。

**关键词:**互信息;最小二乘支持向量机;变量选择;水泥生料细度;软测量建模

**中图分类号:** TP183 TH7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 410.75

## Soft sensor modeling for cement fineness based on least squares support vector machine and mutual information

Zhao Yantao, Shan Zeyu, Chang Yuejin, Chen Yu, Hao Xiaochen

(Institute of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:**To accurately establish the soft sensor model of cement fineness, the selection of input variables is easily influenced by time delay. Thus, this paper proposes a soft sensor modeling method based on mutual information and least square support vector machine (MI-LSSVM). In the proposed method, the correlation of variables is represented by mutual information, which can be used to determine the time delay of each auxiliary variable. Furthermore, the two-way selection algorithm is proposed to obtain input variables, and a soft sensor model of cement fineness is built based on least squares support vector machine with these selected input variables. Finally, the proposed model is trained with actual operational data of a cement plant. The experimental results show that the model can achieve high precision and generalization.

**Keywords:**mutual information; least square support vector machine (LSSVM); variable selection; cement fineness; soft sensor modeling

## 1 引言

生料细度是新型干法水泥生产中的一项重要指标,其粗细程度直接影响水泥生产的效率和能耗,由于技术或者经济原因,无法对生料细度进行直接的在线测量<sup>[1-2]</sup>。目前,国内大部分水泥生产企业的生料细度仍需采用间隔为2h左右的离线化验得到,然而在水泥生料粉磨过程中,物料循环时间一般只有几分钟,过长的检测间隔不利于实现生产工艺操作参数的实时调整<sup>[3-4]</sup>。软

测量技术正是为了解决这类变量的实时测量和控制问题而逐渐发展起来的<sup>[5-6]</sup>。

文献[7]应用自适应模糊神经网络的方法,获得了水泥生料细度软测量模型;文献[8]通过分析水泥生料立磨粉磨生产过程中各变量间的耦合关系,利用极限学习机的方法建立粉磨生产过程中关键指标的预测模型。但是文献所提方法均没有考虑输入变量对软测量模型的影响,输入变量的选择直接决定了软测量模型的结构和输出,是实现软测量建模的关键。输入变量的选择方法通常是依据对工业机理的分析,从可测变量集中通过筛

选获得,但是该方法很难达到输入变量精简性的要求<sup>[9-10]</sup>。文献[11-12]提出在根据工业流程进行初步选择的基础上,采用主元分析的方法,通过主元贡献率的排序实现输入变量的选取。但这是一种线性分析方法,不适用于具有强非线性的水泥生料粉磨系统。互信息(mutual information, MI)是用于表征变量相关性的一种方法,既能描述变量间的线性相关关系,又能描述非线性相关关系<sup>[13-14]</sup>。文献[15]将互信息的方法引入水泥生料细度的软测量建模中,用于分析变量间的相关性,进而对输入变量进行选择,增加了模型的精确性。然而,文献中所提变量选择方法采用单一评价函数作为衡量变量好坏的指标,单一评价函数常存在着相关项和冗余项不平衡的问题,进而影响模型的预测精度<sup>[16]</sup>。此外,既有的变量选择方法均没有考虑延时对变量选择的影响,不同变量的延时是不同的,对变量选择的影响也不尽相同。

因此,本文提出基于MI和最小二乘支持向量机(least square support vector machine, LSSVM)(MI-LSSVM)的水泥生料细度软测量建模方法,考虑水泥生料粉磨系统的非线性、耦合性等特点<sup>[17]</sup>,应用互信息的方法对输入变量与输出变量进行时延估计,保证数据的准确性,在此基础上,提出基于互信息的双向选择方法对输入变量进行筛选,解决了使用单一评价函数进行变量选择时,输入变量可能存在冗余性的问题;最后应用LSSVM的方法对水泥生料细度进行预测,LSSVM是Suykens J. A. K.等人<sup>[18-19]</sup>提出的软测量方法,该方法应用结构风险最小化原则解决了过学习问题,具有更加严密的数学基础,利用最小二乘的方法将支持向量机(support vector machine, SVM)的学习转化为求解线性方程组问题,拥有更快的收敛速度,且泛化能力更强。采用某水泥企业的生产数据进行仿真,结果表明本文提出的方法具有较高的预测精度,对于实现水泥生料细度的软测量是合理有效的。

## 2 基于MI-LSSVM水泥生料细度软测量的研究

### 2.1 基于MI-LSSVM水泥生料细度软测量的模型建立

水泥生料细度软测量模型的建立是实现水泥生料细度软测量的关键,考虑到水泥生料粉磨过程具有可控变量多,变量间存在耦合性、非线性、时延等特点。本文提出基于MI-LSSVM的水泥生料细度软测量建模方法,其建模流程如图1所示。

首先依据水泥生料粉磨工艺流程的机理分析,确定候选输入变量;然后对候选输入变量进行相空间重构,应用互信息的方法对候选输入变量与输出变量进行时延估

计,在此基础上,提出基于互信息的双向选择方法对候选输入变量进行筛选,从而得到输入变量;最后应用LSSVM的方法对水泥生料细度进行软测量建模。

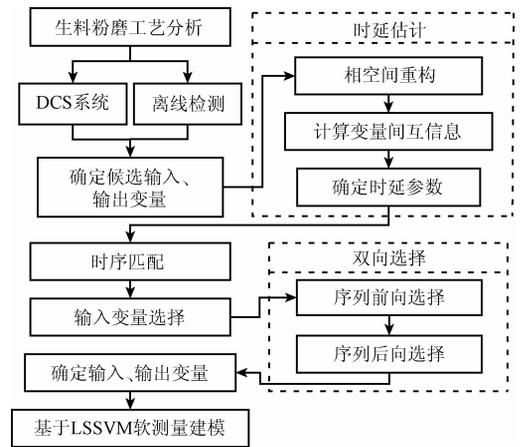


图1 基于MI-LSSVM的软测量建模流程

Fig. 1 Flow chart of soft sensor modeling based on MI-LSSVM

### 2.1.1 水泥立磨生料粉磨工艺流程

立磨集破碎、烘干、粉磨、选粉、输送等多功能于一体,是现代新型干法水泥生料粉磨生产过程的首选设备<sup>[20]</sup>。其工艺流程如图2所示。

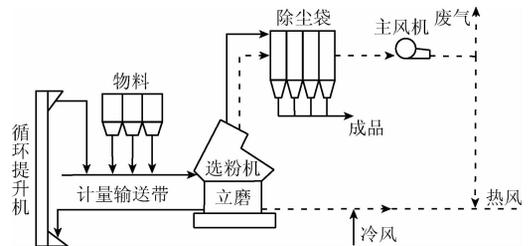


图2 水泥立磨生料粉磨工艺流程

Fig. 2 Process flow chart of cement vertical mill grinding

物料通过计量输送皮带到磨机内,依靠自身重力落入磨盘中心,在研磨压力的作用下形成料床。来自沸腾炉的热风将物料吹起烘干,并提送至磨内选粉机处,选粉机对物料进行分级处理,其中不合格的物料落到磨盘上重新研磨,符合生产要求的物料伴随上升的热风排出磨机,通过收尘装置进入生料储存库。磨内不能被热风带走的大块或异物,被刮料板刮出,经外排斗提机重新喂入磨机内,再次进行粉磨。分析水泥立磨生料粉磨工艺过程可知,在气候环境、物料配比等因素一定的情况,影响水泥立磨生料细度的因素主要是磨机喂料量、磨机电流、磨机入口温度、磨机出口温度、磨机压差、循环提升机电流、选粉机转速、循环风机电流,并定义为候选输入数据。

2.1.2 基于互信息的时延估计

根据水泥立磨工艺流程分析可知,物料的流动会引起传输时延,使得水泥生料粉磨过程变量与生料细度间存在显著的时间滞后,考虑到水泥生料粉磨过程的非线性,耦合性等特点,本文采用互信息的方法表示变量间的相关性,从而进行时延估计,下面给出互信息的定义。

互信息是信息论里一种有用的信息度量,能够反映两个变量之间的统计依赖程度,设空间  $Z = (X, Y)$  内共有  $N$  个可用样本点  $z_i = (x_i, y_i), i = 1, \dots, N$ , 则变量  $X, Y$  之间的互信息可以表示为:

$$MI(X, Y) = \psi(k) - \langle \psi(n_x + 1) + \psi(n_y + 1) \rangle + \psi(N) \quad (1)$$

式中:  $n_x(i)$  表示与点  $x_i$  的距离严格小于  $\varepsilon_i/2$  的样本点数目,  $\varepsilon_i/2$  表示点与第  $k$  个最邻近的距离,同理可得  $n_y(i)$ 。  $\langle \dots \rangle$  表示对其中的所有变量  $i = 1, \dots, N$  取平均,  $\psi(x)$  为 Digamma 函数。

应用于高维变量时,  $(X_1, X_2, \dots, X_{m-1}, Y)$  之间的互信息为:

$$MI(X_1, X_2, \dots, X_{m-1}, Y) = \psi(k) - \langle \psi(n_{x_1}) + \dots + \psi(n_{x_{m-1}}) + \psi(n_y) \rangle + (m-1)\psi(N) \quad (2)$$

当变量  $X$  和  $Y$  相关性越小,互信息  $MI(X, Y)$  的值越小;反之,互信息  $MI(X, Y)$  的值越大,表示变量  $X$  和  $Y$  相互依赖程度越高。

应用互信息算法对候选输入变量与输出变量进行时延估计,具体描述如下。将候选输入数据:磨机喂料量、磨机电流、磨机入口温度、磨机出口温度、磨机压差、循环提升机电流、选粉机转速、循环风机电流,定义为  $\mathbf{x} = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]$ , 其中  $n$  表示候选输入数据中变量的个数,生料细度定义为输出变量  $\mathbf{y} = y(t)$ ,  $t$  表示取值的时间。候选输入数据中每个变量与生料细度间的时延都是不同的,所以对每个变量  $x_i(t), i \in [1, N]$  进行相空间重构,嵌入时间延迟  $\boldsymbol{\tau} = (\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_d)$  ( $\boldsymbol{\tau}$  值可由水泥立磨工艺流程分析或现场经验获取),得到该变量嵌入时延后的向量为:

$$\mathbf{t}_i = [x_i(t - \tau_1), x_i(t - \tau_2), \dots, x_i(t - \tau_d)] \quad (3)$$

根据式(1)计算不同时刻的各候选输入变量对输出变量的贡献程度  $MI(x_i(t - \tau_k), y)$ , 当其值取最大时,对应的  $\tau$  值即为该候选输入变量的时延。将候选输入变量与输出变量进行时序匹配,得到新的候选输入变量集  $\mathbf{d} = (d_1, d_2, \dots, d_n)$ 。

2.1.3 基于互信息的输入变量双向选择

在软测量建模过程中,输入变量的精简性原则是软测量模型精度的保证。考虑到在现有的变量选择算法中,所使用的单一评价函数并不能完全去除输入变量的冗余特性。本文提出基于互信息的双向选择算法,在通过机理分析对变量进行初步选择的基础上,对经过时序

匹配的候选输入数据做进一步筛选,得到精简的输入变量。基于互信息的输入变量双向选择具体描述如下:

1) 序列前向选择:已知候选输入变量为  $\mathbf{d} = (d_1, d_2, \dots, d_n)$ , 输出变量为  $y$ , 设空集为  $\mathbf{h}$ 。从候选变量集  $\mathbf{d}$  中每次选择一个变量  $d_i, i \in [1, n]$  加入空集  $\mathbf{h}$  中,使得相关性函数  $MI(\mathbf{h} + d_i, y)$  的值最大。对相关性函数进行判断,若满足相关性评价标准:

$$MI(\mathbf{h} + d_i, y) > \delta_1 \quad (4)$$

式中:  $\delta_1$  为相关性阈值,则表明变量集  $(\mathbf{h} + d_i)$  中的变量是生料细度  $y$  的相关变量,得到符合条件的变量子集  $\mathbf{h} = (h_1, h_2, \dots, h_a), a \in [1, n]$ 。而变量子集  $\mathbf{h}$  依然存在冗余性,影响软测量模型的精度,所以需要对于子集  $\mathbf{h}$  做进一步的筛选。

2) 序列后向选择:每次从变量子集  $\mathbf{h}$  中剔除一个变量  $h_j, j \in [1, a]$ , 使得冗余性函数  $MI(\mathbf{h} - h_j, y)$  的值最大。对冗余性函数进行判断,若满足冗余性评价标准:

$$MI(\mathbf{h} - h_j, y) < \delta_2 \quad (5)$$

式中:  $\delta_2$  为冗余性阈值。则表明变量集  $(\mathbf{h} - h_j)$  中不存在冗余变量。得到新变量集  $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_s), s \in [1, a]$ , 即为生料细度软测量模型的输入变量。

参数  $\delta_1, \delta_2$  的选取考虑如下:当  $\delta_1$  设置较大时,可以减少输入变量的特征维数,降低运算复杂度,从而减少运算时间,当  $\delta_1$  设置较小时,可以降低相关变量被提前删除的概率,提高了算法的精度。 $\delta_2$  的大小决定了输入变量中冗余变量的判断,本文应用相关变量集中各个特征变量与输出变量互信息的均值作为标准,对  $\delta_2$  的大小进行设定。

2.1.4 基于LSSVM的软测量建模

LSSVM 通过引入核函数简化了高维特征空间中的非线性计算,以结构风险最小化为原则<sup>[21]</sup>,避免了神经网络的过学习问题<sup>[22]</sup>,利用误差的平方项代替不敏感损失函数,解决了 SVM 的复杂度问题,具有更严密的数学基础,更快的收敛速度。本文结合水泥生料细度软测量模型,介绍 LSSVM 算法的基本思想。

已知变量集  $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_s)$  为输入变量,生料细度  $y$  为输出变量。给定  $N$  组生料细度软测量模型训练集  $\{u_k, y_k\} N, k = 1 \subset R^s \times R$ , 利用非线性映射  $\varphi(\cdot)$  将样本从输入空间映射至一个高维特征空间,对生料细度进行回归估计:

$$y(u) = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\phi}(u) + \mathbf{b} \quad (6)$$

式中:权向量  $\boldsymbol{\omega} \subset R^s$ , 偏置变量  $\mathbf{b} \subset R$ 。利用结构风险最小化原则,计算  $\boldsymbol{\omega}, \mathbf{b}$  的值等价于求解下式的最小化问题。

$$\min R = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + \gamma \text{Remp} \quad (7)$$

式中:  $\|\boldsymbol{\omega}\|^2$  是控制模型的复杂度,  $\gamma$  为惩罚因子,  $\text{Remp}$

为误差控制函数。LSSVM 在优化目标中的损失函数为松弛因子  $e_k$  的二次项,故优化问题转化为求解下式:

$$\min_{\omega, b, e} J(\omega, e) = \omega^T \omega / 2 + \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 / 2, \gamma > 0$$

$$\text{s. t. } y_k = \omega^T \phi(u_k) + b + e_k, k = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

为解决这个优化问题,构造如下的 Lagrange 函数:

$$L(\omega, b, e, a) = J(\omega, e) - \sum_{k=1}^N a_k [\omega^T \phi(u_k) + b + e_k - y_k] \quad (9)$$

式中:  $a_k$  为 Lagrange 算子。根据 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 最优条件:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{k=1}^n a_k \phi(u_k) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^n a_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \rightarrow a_k = \gamma e_k \\ \frac{\partial L}{\partial a_k} = 0 \rightarrow \omega^T \phi(u_k) + b + e_k - y_k \end{cases} \quad (10)$$

消去变量  $\omega$  和  $e_k$ , 优化问题可以转化为求解下列方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & E^T \\ E & K + \gamma^{-1} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中:  $a = [a_1, a_2, \dots, a_N]$  为 Lagrange 算子,  $y = [y_1, y_2, \dots, y_N]$ ,  $E = [1, 1, \dots, 1]$ ,  $K = \varphi(u_k)^T \varphi(u_l)$  是核函数, 其中  $k, l = 1, 2, \dots, N$ 。令  $Z = K + \gamma^{-1} I$ , 则由式(11)可以求得 LSSVM 模型参数的解:

$$\begin{cases} b = \frac{E^T Z^{-1} y}{E^T Z^{-1} E} \\ a = Z^{-1} (y - bE) \end{cases} \quad (12)$$

从而可以得到生料细度训练数据集的非线性回归表达式为:

$$y(\mathbf{u}) = \sum_{k=1}^N a_k K(\mathbf{u}, \mathbf{u}_k) + b \quad (13)$$

本文选用径向基函数(radial basis function, RBF)核函数构造 LSSVM 模型,即:

$$K(\mathbf{u}_k, \mathbf{u}_l) = \exp\{-\|\mathbf{u}_k - \mathbf{u}_l\|^2 / 2\sigma^2\} \quad (14)$$

## 2.2 基于 MI-LSSVM 水泥生料细度软测量的算法研究

由 1.1 节的分析可知,基于 MI-LSSVM 的水泥生料细度软测量模型主要分为 4 个部分,分别是候选输入变量的确定、候选输入变量与输出变量间的时延估计、输入变量的选择以及基于 LSSVM 的模型建立。本节对基于 MI-LSSVM 的水泥生料细度软测量算法进行具体描述。

1) 通过对水泥立磨生料粉磨工艺流程的分析得到候选输入变量和输出变量,分别定义为  $\mathbf{x} = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]$ ,  $\mathbf{y} = y(k)$ 。

2) 对  $\mathbf{x}$  进行相空间重构得到式(3),利用式(1)、(2)

将候选输入数据中每个变量  $x_i(t)$ ,  $i \in [1, n]$  与输出变量  $y$  进行时序匹配,得到候选变量集  $\mathbf{d} = (d_1, d_2, \dots, d_n)$ 。

3) 设空集为  $\mathbf{h}$ 。从候选变量集  $\mathbf{d}$  中每次选择一个变量  $d_i$ ,  $i \in [1, n]$  加入空集  $\mathbf{h}$  中,使相关性函数  $MI(\mathbf{h} + d_i, y)$  的值最大。更新变量集  $\mathbf{h} = (\mathbf{h} + d_i)$ ,  $\mathbf{d} = (\mathbf{d} - d_i)$ 。

4) 重复步骤 3) 直至变量集  $\mathbf{d} = 0$ 。设计相关性阈值参数  $\delta_1$ , 选择满足式(4)时的所有变量,构成新的变量集  $\mathbf{h} = (h_1, h_2, \dots, h_a)$ ,  $a \in [1, n]$ 。

5) 从变量集  $\mathbf{h}$  中剔除一个变量  $h_j$ ,  $j \in [1, a]$ , 使得冗余性函数  $MI(\mathbf{h} - h_j, y)$  的值最大。更新变量集  $\mathbf{h} = (\mathbf{h} - h_j)$ 。

6) 重复步骤 5) 直至变量集  $\mathbf{h} = 0$ 。设计冗余性阈值参数  $\delta_2$ , 选择满足式(5)时的所有变量,得到输入变量  $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_s)$ ,  $s \in [1, a]$ 。

7) 应用 LSSVM 算法建立输入变量  $\mathbf{u}$  与生料细度  $y$  之间的数学模型。

## 3 水泥生料细度软测量实验

从某水泥厂生产线 DCS 系统和化验室历史记录中共获得样本 112 组。随机选择其中的 82 组数据作为训练样本,剩余的 40 组数据作为预测样本。由水泥生料粉磨工艺原理可知,喂料量与水泥生料细度存在的时间滞后是最大的,约 30 ~ 40 min, 所以设置最大时延  $\tau$  为 40 min, 分别计算各个时刻候选输入变量与输出变量间的互信息值,考虑到噪声的影响,对计算结果进行平滑处理,得到曲线如图 3 所示。从而得到各候选输入变量的时延如表 1 所示。

表 1 水泥生料细度软测量的候选输入变量和时延  
Table 1 Candidate input variables of cement fineness and their introduced delay

候选输入变量	简写	单位	时延/min
磨机物料流量	Mate_flow	t/h	32
磨机机电流	Mill_curr	A	8
磨机入口温度	Mill_temIn	°C	13
磨机出口温度	Mill_temOut	°C	11
磨机压差	Mill_press	mbar	26
循环提升机电流	Elev_curr	A	22
选粉机转速	Sep_spd	r/min	6
循环风机电流	Cir_curr	A	18

图 3 中,横坐标代表时延,纵坐标代表互信息的值。可以看出当候选输入变量与输出变量相“对应”

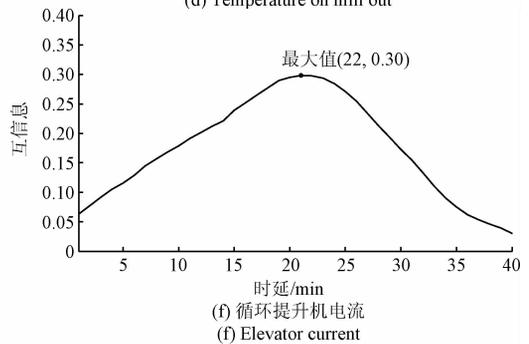
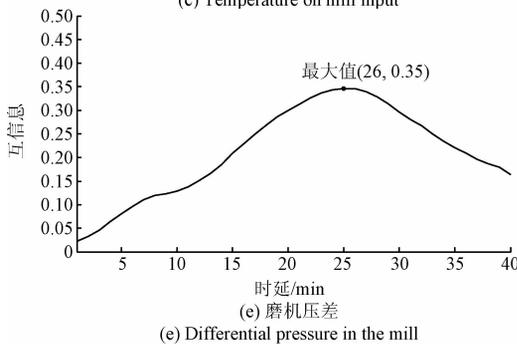
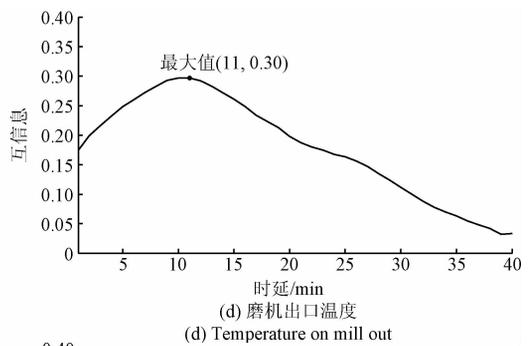
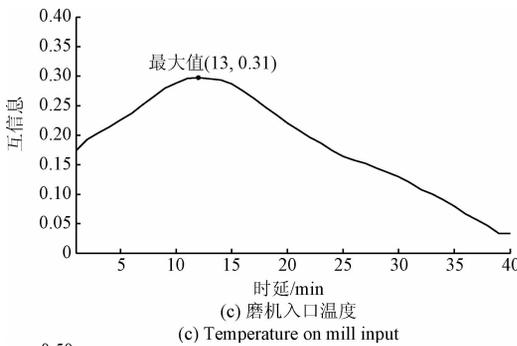
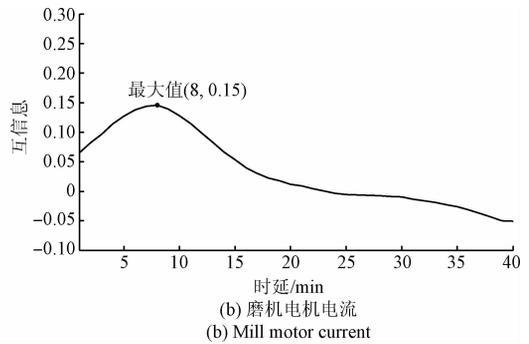
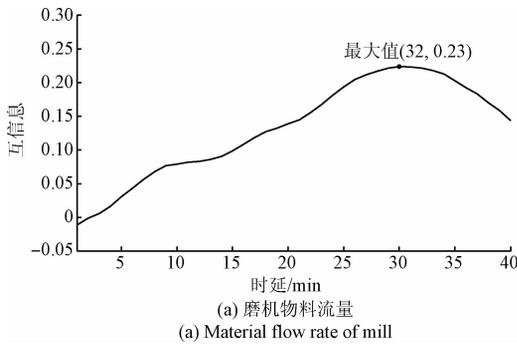
时,对输出变量的贡献度最大,进而确定时延。为了方便之后的计算,对各候选输入变量定义简写如表1所示。

将候选输入变量与输出变量进行时序匹配,在此基础上,应用基于互信息双向选择的方法,得到生料细度软测量模型的输入变量。本文通过对水泥生料粉磨原理和样本数据的分析,设定相关性阈值  $\delta_1 = 0.4$ ,冗余性阈值  $\delta_2 = 0.44$ 。

如图4所示,第1步序列前向选择,图4(a)的横坐标表示依次添加的候选输入变量,纵坐标表示累加的候选输入变量与输出变量的互信息值,黑色的虚线为设定的相关性阈值  $\delta_1 = 0.4$ ,删除掉的变量为 Mill\_temIn(磨机入口温度)、Mill\_curr(磨机电机电流),得到相关变量

集。第2步序列后向选择,对得到的相关变量集做进一步筛选,如图4(b)所示,横坐标表示依次去掉的候选输入变量,纵坐标表示该变量集与输出变量的互信息值,设定的冗余性阈值  $\delta_2 = 0.44$ ,剔除掉的变量为 Mill\_temOut(磨机出口温度)、Mill\_press(磨机压差)。从而得到生料细度软测量模型的输入变量。

为了验证本文方法的有效性,分别采用基于 LSSVM 的软测量模型、基于互信息输入变量选择的最小二乘支持向量机(LSSVM-1)软测量模型、基于互信息时延估计和输入变量选择的最小二乘支持向量机(LSSVM-2)软测量模型以及本文提出的软测量模型(MI-LSSVM)。将4种软测量模型的时延估计、输入变量的选择以及模型参数的选取情况统计如表2所示。



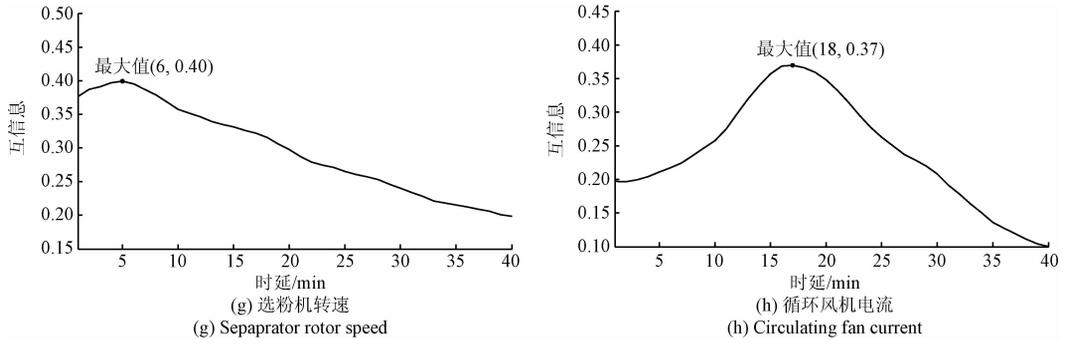


图3 基于互信息的时延估计

Fig. 3 Time delay estimation based on mutual information

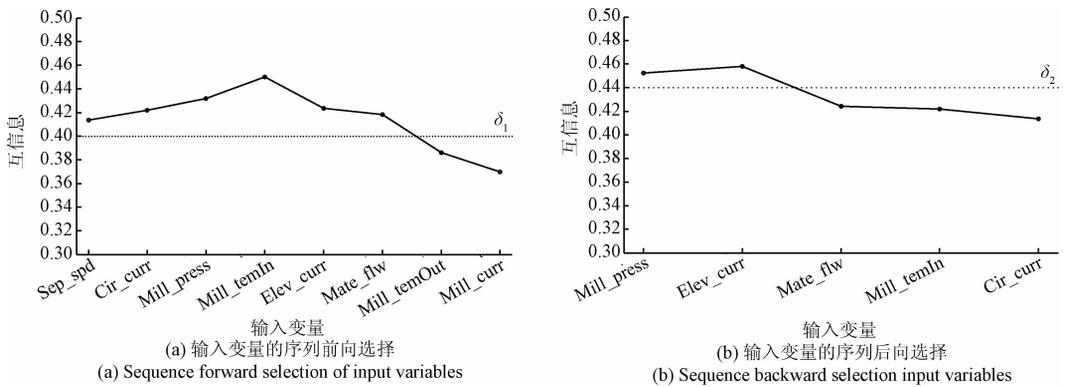
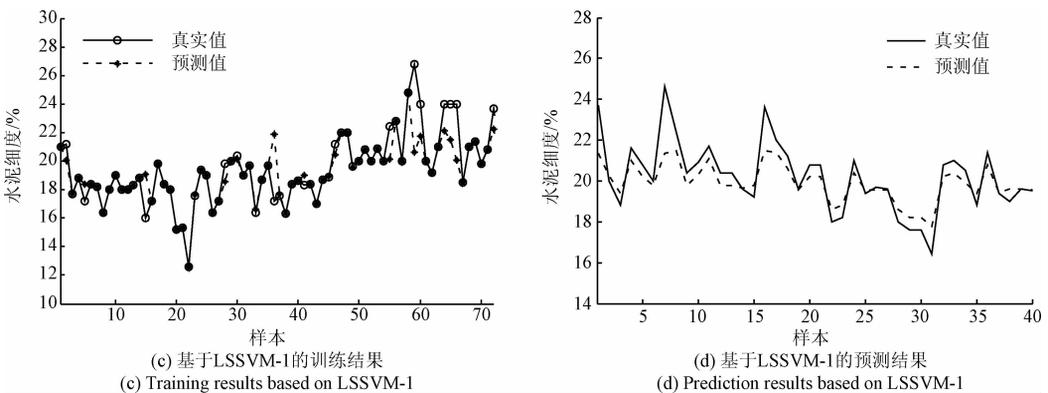
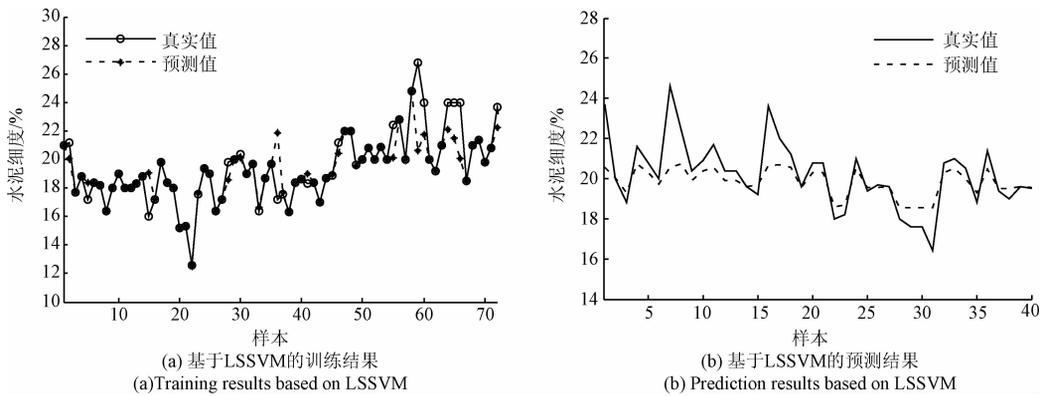


图4 水泥生料细度输入变量双向选择

Fig. 4 The cement fineness input variables of two-way choice



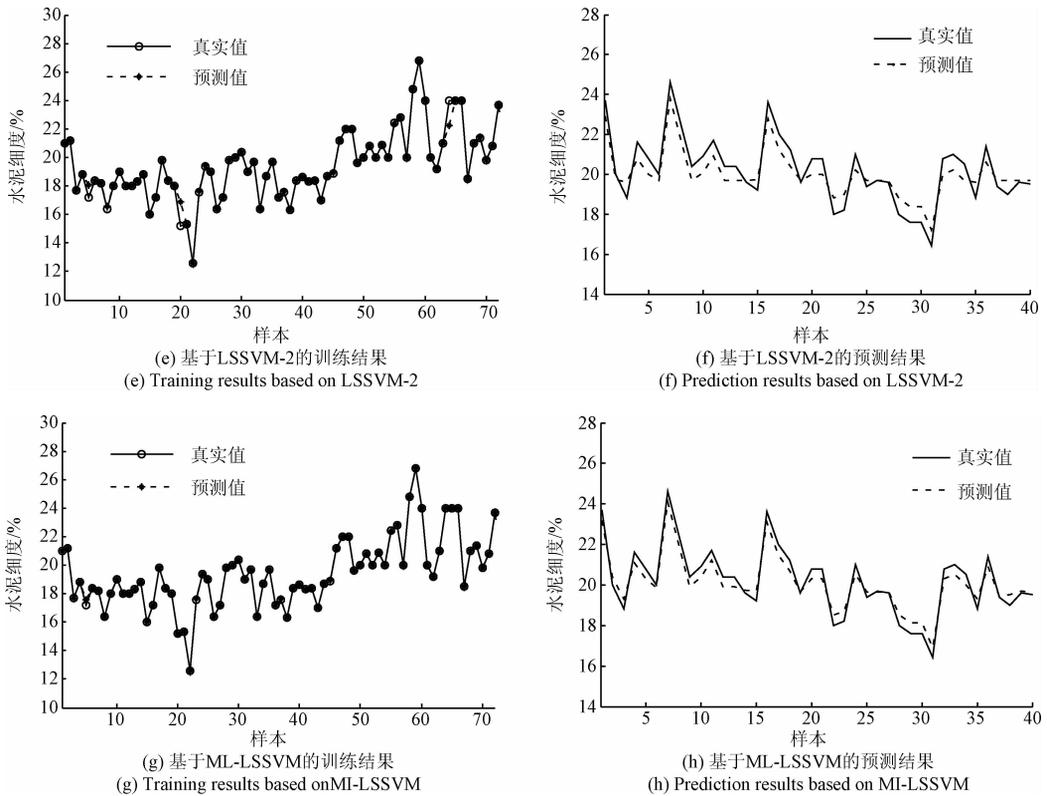


图 5 四种不同软测量方法的训练和预测结果

Fig. 5 Training and predicting results of 4 kinds of different soft measurement methods

通过对表 2 的分析可知经过时延估计后的变量选择有所不同,这表明时延估计可以对变量选择产生影响。图 5 所示为 4 种不同软测量方法的训练结果和预测结果,从图中可见进行时延估计建立的水泥生料细度软测

量模型,LSSVM-2 和 MI-LSSVM 模型,相比于未进行时延估计建立的软测量模型,LSSVM 和 LSSVM-1 模型,其训练结果和预测结果更加接近于真值,能够更好地反应出水泥石料细度的变化趋势。

表 2 四种模型的输入变量选择,时延估计和参数选取

Table 2 Input variable selection, time delay estimation and parameter selection of 4 models

模型	$\gamma$	$\sigma$	时延估计	输入变量选择结果
LSSVM	8	0.063 0	没有	Mate_flow、Mill_curr、Mill_temIn、Mill_temOut、Mill_press、Elev_curr、Sep_spd、Cir_curr
LSSVM-1	2	0.001 5	有	Mill_temIn、Mill_press、Elev_curr、Sep_spd
LSSVM-2	2	0.007 8	有	Mill_temIn、Mill_press、Sep_spd、Cir_curr
MI-LSSVM	4	0.003 9	有	Mate_flow、Mill_temIn、Sep_spd、Cir_curr

LSSVM-1 模型优于 LSSVM 模型,且 LSSVM-2 训练和预测结果均优于 LSSVM-1,说明时延估计对输入变量选择及软测量模型的建立具有重要的影响。应用 MI-LSSVM 方法建立的水泥生料细度软测量模型训练和预测结果均优于其他方法,表明本文提出的基于 MI-LSSVM 的软测量模型具有更好地性能,泛化能力更强。

为进一步比较仿真实验所用 4 种方法建立模型的性

能,采用可表示模型性能指标的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 作为模型的评判标准。此外,实验选择不同长度的样本进行训练,对比结果如表 3 所示。通过比较表 3 中数据可知,未经过时序匹配建立的 LSSVM 和 LSSVM-1 模型,在不同长度的训练样本下模型精度均较低,但 LSSVM-1 模型性能较好于 LSSVM 模型。通过比较进行时序匹配的两种建模方法可知,MI-LSSVM 模型在

不同长度训练样本下的性能指标均优于 LSSVM-2 模型,说明本文通过双向选择算法筛选出的输入变量具有更好

的精简性,建立的软测量模型精度更高、泛化能力更强。

表 3 四种方法在不同训练样本情况下的性能对比  
Table 3 Performance comparison of 4 methods in different training samples

样本训练数目	训练结果的均方根误差				预测结果的均方根误差			
	LSSVM	LSSVM-1	LSSVM-2	MI-LSSVM	LSSVM	LSSVM-1	LSSVM-2	MI-LSSVM
62	1.573	0.662	0.163	0.013	2.632	1.338	0.926	0.632
72	1.622	0.768	0.214	0.063	2.547	1.476	0.846	0.746
82	1.679	0.786	0.198	0.062	2.774	1.339	0.867	0.596
92	1.713	0.763	0.223	0.084	2.843	1.538	1.132	0.682
102	1.754	0.812	0.224	0.104	2.736	1.642	1.037	0.743

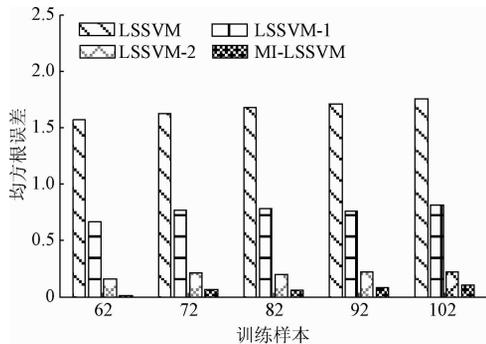
为了更直观地表示 4 种模型在不同训练样本个数下的性能,分别对其训练和预测的均方根误差作图进行对比,如图 6 所示,从图 6 中可以明显看出基于 MI-LSSVM 的生料细度软测量建模,在不同训练样本数量的前提下,无论是训练误差还是预测误差都优于其他的算法,并且稳定性高,可以更好的反映出生料细度的变化趋势。

## 4 结 论

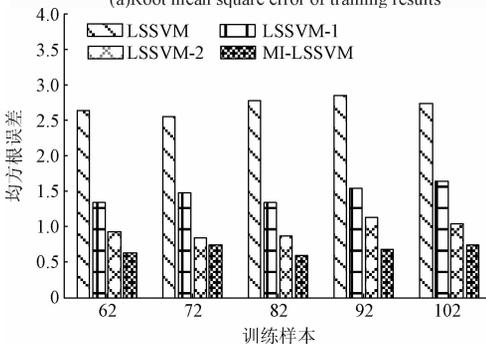
本文采用互信息的算法进行时延估计,对候选输入变量与输出变量进行时序匹配,并在此基础之上提出双向选择算法对输入变量进行选择,提高了模型的精度,避免了输入变量选择的盲目性。仿真分析结果表明,本文提出 MI-LSSVM 方法建立的水泥生料细度软测量模型的训练精度和预测精度均高于其他 3 种对比方法。准确地预测水泥生料细度不仅可以为操作人员的参数调整提供参考,也为水泥生产过程优化操作及智能控制提供理论支撑。

## 参考文献

- [1] BENTZ D P, SANT G, WEISS J. Early-age properties of cement-based materials. I: Influence of cement fineness[J]. Journal of Materials in Civil Engineering, 2008, 20(7):502-508.
- [2] PANI A K, MOHANTA H K. Online monitoring and control of particle size in the grinding process using least square support vector regression and resilient back propagation neural network[J]. Isa Transactions, 2014, 56(5):206-221.
- [3] 宁艳艳,苑明哲,王卓. 水泥生料立磨压差的广义预测 PID 控制[J]. 信息与控制, 2012, 41(3):378-383. NING Y Y, YUAN M ZH, WANG ZH. Generalized predictive PID controller of differential pressure in vertical roller mill for cement-raw grinding [J]. Control Engineering of China, 2012, 41(3):378-383.
- [4] PANI A K, VADLAMUDI V K, MOHANTA H K. Development and comparison of neural network based soft



(a) 训练结果的均方根误差  
(a) Root mean square error of training results



(b) 预测结果的均方根误差  
(b) Root mean square error of prediction results

图 6 四种软测量方法的在不同训练样本数量下的性能比较

Fig. 6 Performance comparison of 4 kinds of soft measurement methods under different training samples

- sensors for online estimation of cement clinker quality[J]. *Isa Transactions*, 2013, 52(1):19-29.
- [5] 曹鹏飞, 罗雄麟. 化工过程软测量建模方法研究进展[J]. *化工学报*, 2013, 64(3):788-800.  
CAO P F, LUO X L. Modeling of soft sensor for chemical process [J]. *CIESC Journal*, 2013, 64(3):788-800.
- [6] 宋海荣, 赵鹏翔, 李思彤, 等. 软测量技术研究及其专利分析[J]. *河南科技*, 2015, 578(12):1-3.  
SONG H R, ZHAO P X, LI S T, et al. Research and patent analysis of soft measurement technology [J]. *Journal of Henan Science & Technology*, 2015, 578(12):1-3.
- [7] PANI A K, MOHANTA H K. Soft sensing of particle size in a grinding process: Application of support vector regression, fuzzy inference and adaptive neuro fuzzy inference techniques for online monitoring of cement fineness [J]. *Powder Technology*, 2014, 264(3):484-497.
- [8] 林小峰, 梁金波. 水泥生料立磨粉磨生产过程的 ELM 模型[J]. *自动化仪表*, 2015, 36(9):6-9.  
LIN X F, LIANG J B. ELM model of cement raw material vertical mill grinding production process [J]. *Process Automation Instrumentation*, 2015, 36(9):6-9.
- [9] 罗荣富, 邵惠鹤. 推断控制中二次变量选择方法的研究[C]. *中国控制与决策学术年会*, 1992.  
LUO R F, SHAO H H. Research on selection method of quadratic variable in inferential control[C]. *Proceedings of Chinese Control and Decision Conference*, 1992.
- [10] 刘良宏, 周兴贵, 袁渭康. 非线性分布参数系统状态估计的最佳测量位置[J]. *化工学报*, 1996(03):267-272.  
LIU L H, ZHOU X G, YUAN W K. Optimal sensor location for state estimation of nonlinear distributed parameter systems[J]. *CIESC Journal*, 1996(03):267-272.
- [11] ZAMPROGNA E, BAROLO M, SEBORG D E. Optimal selection of soft sensor inputs for batch distillation columns using principal component analysis[J]. *Journal of Process Control*, 2005, 15(1):39-52.
- [12] 许洁, 胡寿松. 基于 KPCA 和 MKL-SVM 的非线性过程监控与故障诊断[J]. *仪器仪表学报*, 2010, 31(11):2428-2433.  
XU J, HU S H. Nonlinear process monitoring and fault diagnosis based on KPCA and MKL\_SVM[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2010, 31(11):2428-2433.
- [13] PANINSKI L. Estimation of entropy and mutual information[J]. *Neural Computation*, 2003, 15(6):1191-1253.
- [14] 唐勇波, 桂卫华, 彭涛, 等. 基于互信息变量选择的变压器油中溶解气体浓度预测[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(7):1492-1498.  
TANG Y B, GUI W H, PENG T, et al. Prediction method for dissolved gas concentration in transformer oil based on variable selection of mutual information [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(7):1492-1498.
- [15] STANIŠIĆ D, JORGOVANOVIĆ N, POPOV N, et al. Soft sensor for real-time cement fineness estimation[J]. *Isa Transactions*, 2014, 55:250-259.
- [16] 韩敏, 刘晓欣. 基于互信息的分步式输入变量选择多元序列预测研究[J]. *自动化学报*, 2012, 38(6):999-1006.  
HAN M, LIU X X. Stepwise input variable selection based on mutual information for multivariate forecasting[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(6):999-1006.
- [17] PANI A K, MOHANTA H K. A hybrid soft sensing approach of a cement mill using principal component analysis and artificial neural networks [C]. *Advance Computing Conference*, 2013:713-718.
- [18] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. *Neural Processing Letters*, 1999, 9(3):293-300.
- [19] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Recurrent least squares support vector machines[J]. *IEEE Transactions on Circuits & Systems I Fundamental Theory & Applications*, 2000, 47(7):1109-1114.
- [20] 颜文俊, 秦伟. 水泥立磨流程的建模和控制优化[J]. *控制工程*, 2012, 19(6):929-934.  
YAN W J, QIN W. Modeling and control optimization in cement vertical roller mill process [J]. *Control Engineering of China*, 2012, 19(6):929-934.
- [21] VAPNIK V N. An overview of statistical learning theory[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(5):988-999.
- [22] 李大宇, 刘方, 靳其兵. 自增长混合神经网络及其在燃料电池建模中的应用[J]. *化工学报*, 2015, 66(1):333-337.  
LI D Z, LIU F, JIN Q B. Self-growing hybrid neural network and its application for fuel cell modelling [J]. *CIESC Journal*, 2015, 66(1):333-337.

## 作者简介



赵彦涛, 分别在 2002 年、2004 年和 2009 年在燕山大学获得学士、硕士和博士学位, 现为燕山大学电气工程学院副教授、硕士生导师, 主要研究方向为工业过程智能控制、专家智能控制。

E-mail: ysuzyt@ysu.edu.cn

**Zhao Yantao** received his B. Sc. degree in 2002, M. Sc. degree in 2004 and Ph. D. degree in 2009 all from Yanshan University. Currently, he is an associate professor and master student advisor in Yanshan University. His main research interests include industrial process intelligent control and expert intelligent control.



单泽宇, 2013 年于燕山大学里仁学院获得学士学位, 现为燕山大学电气工程学院研究生, 主要研究方向为软测量技术及其在水泥生产中的应用。

E-mail: szyctt@126.com

**Shan Zeyu** received his B. Sc. degree from Liren College of Yanshan University in 2013. Now he is a postgraduate in Yanshan University. His main research interests include soft sensor technology and its application in cement production.



郝晓辰(通讯作者), 分别在 2003 年和 2008 年在燕山大学获得学士和博士学位, 现为燕山大学电气工程学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能控制技术与应用、物联网技术与应用。

E-mail: haoxiaochen@ysu.edu.cn

**Hao Xiaochen** (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2003 and Ph. D. degree in 2008 both from Yanshan University. Currently, he is a professor and Ph. D. candidate supervisor in Yanshan University. His main research interests include intelligent control technology and application, internet of things technology and applications.