

基于 LS-SVM 的热处理炉钢板温度预报模型

李静, 谢挺

北京科技大学高效轧制国家工程研究中心, 北京 100083

摘要 根据中厚板热处理炉钢板温度控制的工艺特点, 建立了一种基于混合核函数最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 的热处理炉钢板温度预报模型, 并给出相应的建模步骤。通过 LS-SVM 模型拟合输入与输出之间的复杂非线性函数关系, 以现场生产工艺数据为训练样本对模型进行学习, 再选取测试数据样本对模型进行仿真检验。将模型应用于计算热处理炉钢板温度的数学模型中, 仿真结果显示, 所建立的模型简单, 预报能力强, 具有广泛的应用前景。

关键词 钢板温度; 最小二乘支持向量机; 混合核函数; 预报模型

中图分类号 TP273

文献标识码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2012.08.005

Predictive Model of Steel Plate Temperature in Heat Treatment Furnace Based on LS-SVM

LI Jing, XIE Ting

National Engineering Research Center for Advanced Rolling Technology, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

Abstract According to the process characteristics of the medium thickness steel plate temperature control in the heat treatment furnace, a new steel temperature predictive model of heat treatment furnace based on the Least Squares Support Vector Machine (LS-SVM) of mixtures of kernels is established; the model also gives considerations to the some problems, such as the existence of local minima and the choice of the number of hidden units in traditional neural network. Based on the new model, the design steps are given. The LS-SVM model is able to fit the complex nonlinear functional relation between the input and output. Roll speed, steel plate length, width, thickness, upper and lower temperature of furnace, surface temperature of steel plate in previous moment are selected as inputs, surface temperature of steel plate in this moment is chosen as outputs. The very good forecast effect is obtained when on-site production process data are taken as the training samples to train the model, and then the data samples of model test are selected to simulate it. The model is used to calculate the steel plate surface temperature of the heat treatment furnace. The result indicates that the model is quite simple, and has the strong predictive ability and a broad prospect of applications.

Keywords steel plate temperature; least squares support vector machine; mixtures of kernels; predictive model

0 引言

热处理的主要目的是改变钢板的性能, 即提高钢板的使用性能和改善钢板的工艺性能。在热处理生产过程中, 热处理炉是热处理生产线的核心设备^[1-3]。与中厚板生产线的加热炉相比, 钢板温度控制的准确性和加热的均匀性要求更高。钢板在炉内的加热过程中, 其温度的控制直接关系到最终钢

板的质量^[4]。钢板在炉内的加热过程是一个复杂的非线性传热过程, 由于测量手段的局限性, 不能对钢板温度进行实时测量。

目前, 热处理炉钢板温度预报模型主要依据传热学原理建立^[5-7], 但是影响钢板温度的因素众多且具有相当大的不确定性, 难以用传热学原理建立精确的数学模型。近年来, 很多

收稿日期: 2010-09-27; 修回日期: 2012-02-28

基金项目: 国家科技支撑计划项目 (2006BAE03A06)

作者简介: 李静, 副研究员, 研究方向为冶金自动化控制系统, 电子信箱: lijing6332@ustb.edu.cn

研究人员将人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)学习方法运用于钢板温度的预测研究^[8-9]。但是随着研究的深入, ANN 也存在一些缺陷。尽管很多研究者已提出大量的改进学习算法, 但大都基于克服训练误差。ANN 中的学习算法采用经验风险最小化原理, 只是使经验风险最小化^[10], 并没有使期望风险最小化; 最明显的问题是网络结构难确定, 训练时间长, 易陷入局部极小; 而且当训练数据不充分时, 神经网络无法正常工作。

最小二乘支持向量机(Least Square Support Vector Machine, LS-SVM)是标准 SVM 的一种新的发展^[11-12], 它用等式约束代替标准 SVM 的不等式约束, 通过构造损失函数将标准 SVM 算法的二次寻优变为求解线性方程, 简化了 SVM 算法, 降低了计算复杂性, 克服了 ANN 网络结构的确定依赖于经验的缺点, 解决了小样本、高维数和局部极小点等问题。本文以 LS-SVM 方法为基础, 将混合核函数应用到 LS-SVM 中, 提出了相应的建模方法, 建立了热处理炉钢板温度预报模型, 并以实际数据为基础进行了仿真研究。

1 LS-SVM 算法研究

1.1 构建 LS-SVM 回归函数

LS-SVM 用最小二乘线性系统代替传统的支持向量, 即采用二次规划方法解决模式识别问题, 它通过构造损失函数将标准 SVM 中算法的二次寻优变为求解线性方程。其形式如下^[13]:

$$\min J = \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \quad (1)$$

$$\text{约束条件: } y_i = \omega^T \varphi(x_i) + b + \xi_i \quad i=1, 2, \dots, l \quad (2)$$

其中, $\varphi(x)$ 是核空间映射函数; ω 是权向量; b 是偏差量; 误差变量 $\xi_i \in R$; $C > 0$ 为惩罚系数, 决定了适应误差的最小化和平滑程度, 在训练误差和模型复杂度之间取一个折衷, 使所求函数具有较好的泛化能力。引入拉格朗日函数, 根据最优理论 KKT(Karush Kuhn Tucker)条件, 求解得到回归函数为

$$y(x) = \sum_{i=1}^l a_i [(\varphi^T(x) \varphi(x_i)) + b] \quad (3)$$

其中 a_i 为拉格朗日乘子。根据 Mercer 条件, 定义核函数, 令 $K(x, x_i) = \varphi^T(x) \varphi(x_i)$, 可得到 LS-SVM 的线性回归函数为:

$$y(x) = \sum_{i=1}^l a_i K(x, x_i) + b \quad (4)$$

1.2 混合核函数

回归函数 $y(x)$ 的性能主要由核函数决定, 对于相同的数据样本, 选择不同的核函数会产生不同的 SVM 学习模型, 因此 LS-SVM 预报模型核函数的选择非常重要。

LS-SVM 所用的核函数主要有两种类型: 全局核函数和局部核函数。全局核函数泛化性能强, 学习能力弱; 局部核函数泛化性能弱, 学习能力强。因此考虑将这两类核函数结合起来, 达到优势互补的效果, 有利于更好地建立热处理炉钢

板温度预报模型。

本文选择多项式核函数和径向基核函数组成新的核函数, 其表示如下:

$$\begin{aligned} K(x, x_i) &= \theta K_1(x, x_i) + (1-\theta) K_2(x, x_i) \\ K_1 &= [(x \cdot x_i) + 1]^q \quad K_2 = \exp\left(-\frac{|x-x_i|^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (5)$$

式中, $K_1(x, x_i)$ 为多项式核函数, q 为多项式阶数; $K_2(x, x_i)$ 为径向基核函数, $|x-x_i|^2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x^i - x_i^i)^2}$, σ^2 为核宽度; $\theta \in (0, 1)$ 为调节两种核函数作用大小的常数。

2 LS-SVM 预报模型的设计

2.1 构建样本集

LS-SVM 预报模型的建立过程是对历史样本的自学习记忆过程, 尽可能多的样本参与训练, 能使预报模型包含比较完备的支持信息, 从而使预报更准确。

根据现场的实际情况, 本文将辊道的速度, 钢板的长度、宽度、厚度, 钢板所处炉膛上部、下部的温度, 钢板上时刻的表面温度这 7 个量作为输入变量; 钢板在本时刻的表面温度作为输出变量, 即预报值。从现场生产工艺数据中筛选出涵盖各种情况的数据样本组成训练样本集。对所获得的数据进行整理, 选取 140 组数据样本, 取 80 组作为训练样本, 60 组作为预报数据样本。

2.2 建立 LS-SVM 模型的步骤

根据所选取的样本参数, 利用 LS-SVM 算法, 建立 LS-SVM 预报模型, 具体步骤如下。

(1) 输入训练样本, 对数据样本进行标准化处理, 目的是防止某些取值过大的属性因素对结果影响过大。

(2) 以混合核函数为 LS-SVM 的核函数, 初始化惩罚因子 C 、核函数调节参数 θ 、核宽度 σ 和多项式阶数 q 。

(3) 按交叉验证方法并行求解步骤(2)中的参数, 以复相关系数和相对预报误差作为最优参数选择的指标, 建立 LS-SVM 钢板温度预报模型。

复相关系数计算公式为

$$R = \sqrt{R^T} = \text{Cov}(y, \hat{y}) \quad (6)$$

式中, y 为实际观察值, \hat{y} 为预报值。

相对预报误差计算公式为

$$E = \frac{y - \hat{y}}{y} \quad (7)$$

(4) 对数据样本进行反标准化处理, 对步骤(3)建立的模型输入测试样本, 预报钢板表面温度。

3 仿真试验

以某钢铁厂为例进行仿真试验, 混合核函数 LS-SVM 模型获得最佳预报精度时的参数取值为 $C=30, \sigma^2=15, d=2, \theta=0.95$; 一般 LS-SVM 模型参数取值为 $C=30$, RBF 核函数中 $\sigma^2=$

15;多项式核函数中 $d=2$ 。分别采用 RBF 核函数、多项式核函数以及混合核函数,得出钢板表面温度的预报输出如图 1 所示,其中图 1(a)为 RBF 核函数的回归结果;图 1(b)为 RBF

核函数的预报结果;图 1(c)多项式核函数的回归结果;图 1(d)为多项式核函数的预报结果;图 1(e)为混合核函数的回归结果;图 1(f)为混合核函数的预报结果。

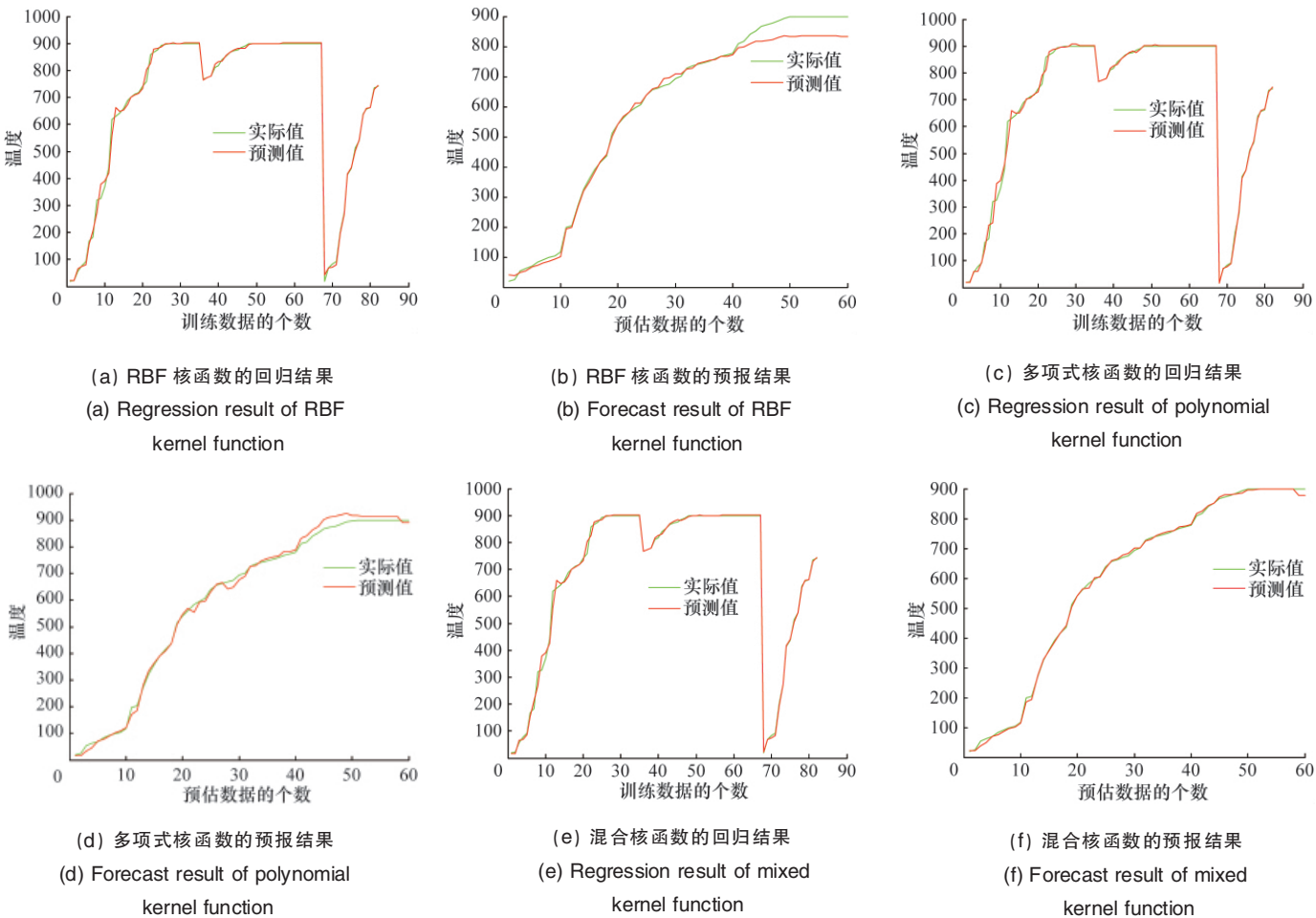


图 1 不同核函数的 LS-SVM 回归和预报结果

Fig. 1 Regression and forecast result of LS-SVM with different kernels

由图 1 可知,RBF 核函数的回归效果较为满意,但其预报输出波动较大, σ^2 越小,这种波动越明显,呈现过拟合现象,但增加 σ^2 会造成拟合精度下降。多项式核函数的回归精度较 RBF 核函数有所降低,但其预报输出相对 RBF 核函数的预报输出要平滑很多。混合核函数回归拟合效果较多项式核函数略有提高,其预报输出对于 RBF 核函数和多项式核函数来说更平滑,已达到实际过程对预报精度的要求,具体预报结果如表 1 所示。

为了检验本文预报方法与 ANN 预报方法的性能,设计一个 BP 神经网络,将其与 BP 神经网络模型进行对比。BP 神经网络模型采用相同数据样本,网络结构和参数设计见文献 [9]。BP-ANN 和 LS-SVM 混合核函数预报结果如图 2、图 3 所示,由图可知,LS-SVM 模型的预报结果优于 BP 神经网络模型。且 LS-SVM 模型的预报精度高于 BP 神经网络模型的预报精度(表 1)。BP 神经网络模型预报精度低的原因在于神经

网络训练时易陷入局部最优,并且基于经验风险最小化的训

表 1 不同模型之间相对预报误差及负相关系数比较
Table 1 Relative forecast errors and negative correlation coefficients in different models

核函数类型	参数值	回归负相关系数	预报负相关系数	相对预报误差
RBF 核函数 (LS-SVM)	$C=30, \sigma^2=15$	0.9976	0.9860	0.0387
多项式核函数 (LS-SVM)	$d=2$	0.9962	0.9971	0.0223
混合核函数 (LS-SVM)	$C=30, \sigma^2=15, d=2, \theta=0.95$	0.9977	0.9995	0.0081
BP 神经网络			0.9926	0.0155

练容易产生训练误差变小,预报误差变大的过学习情况。LS-SVM 则基于结构风险最小化,折衷考虑经验风险和置信区间,使实际风险最小,因此 LS-SVM 模型具有较强的预报能力。

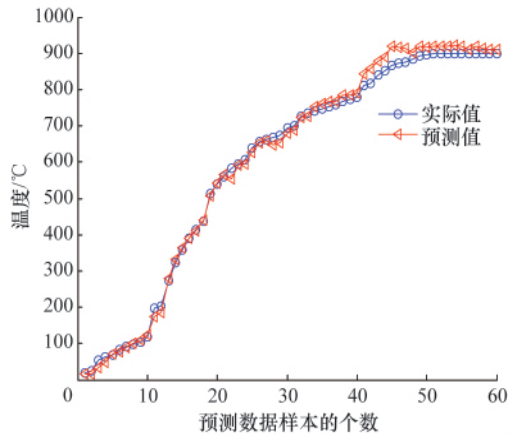


图 2 BP-ANN 预报结果

Fig. 2 Forecast result of BP-ANN

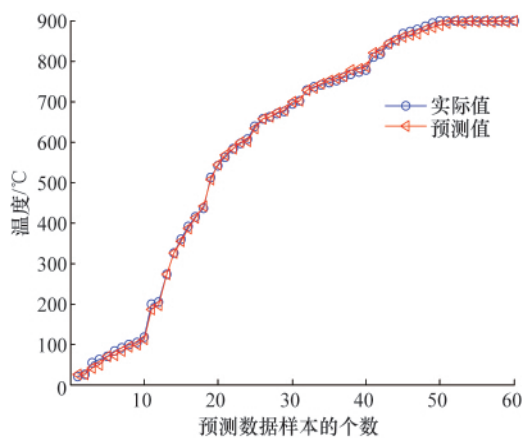


图 3 LS-SVM 混合核函数预报结果

Fig. 3 Forecast result of LS-SVM

4 结论

应用 LS-SVM 回归原理和混合核函数的方法,建立了基于 LS-SVM 的钢板温度预报模型。仿真实验分析表明,基于 LS-SVM 建立的预报模型预报能力强,模型的建立和修改方便,不仅适合小样本情况下的机器学习,而且性能优于 BP 神经网络;可以充分地利用有限的的数据信息进行预报,能够满足热处理炉钢板温度预报误差的要求,并具有较好的实际应用前景。但模型推广应用时应注意根据所研究对象的特点,选用合理有效的数据样本,模型参数的选择也要根据现场实际情况进行优化选择。

参考文献 (References)

- [1] 袁国, 王国栋, 王日清, 等. 中厚板热处理技术及设备发展概况 [J]. 钢铁研究学报, 2009, 21(5): 1-7.
 Yuan Guo, Wang Guodong, Wang Riqing, et al. *Journal of Iron and Steel*

Research, 2009, 21(5): 1-7.

- [2] 魏军广. 中厚板热处理炉应用分析[J]. 宽厚板, 2008, 14(3): 16-19.
 Wei Junguang. *Wide and Heavy Plate*, 2008, 14(3): 16-19.
- [3] 邵正伟. 国内中厚板热处理工艺与设备发展现状及展望[J]. 山东冶金, 2006, 28(3): 11-15.
 Shao Zhengwei. *Shandong Metallurgy*, 2006, 28(3): 11-15.
- [4] 朱登山. 提高热处理炉生产能力的因素分析与措施[J]. 南钢科技与管理, 2009(2): 32-34.
 Zhu Dengshan. *NanSteel Science Technology and Management*, 2009(2): 32-34.
- [5] 牛珏, 温治, 王俊升, 等. 辊底式连续热处理炉数模优化控制仿真系统[J]. 冶金能源, 2007, 26(2): 15-19.
 Niu Jue, Wen Zhi, Wang Junsheng, et al. *Energy for Metallurgical Industry*, 2007, 26(2): 15-19.
- [6] 岳临萍. 热处理炉温度模型算法与实现[J]. 电器应用, 2010, 29(8): 82-85.
 Yue Linping. *Electrotechnical Application*, 2010, 29(8): 82-85.
- [7] 王俊升, 牛珏, 温治, 等. 辊底式连续热处理炉炉坯二维传热过程数学模型的研究[J]. 工业加热, 2005, 34(1): 14-18.
 Wang Junsheng, Niu Jue, Wen Zhi, et al. *Industrial Heating*, 2005, 34(1): 14-18.
- [8] 富平原, 杨遵杰, 陈伟庆. 利用神经网络预测铸坯表面温度 [J]. 连铸, 1999, 26(6): 21-23.
 Fu Pingyuan, Yang Linjie, Chen Weiqing. *Continuous Casting*, 1999, 26(6): 21-23.
- [9] 单丽平, 王京, 李静. 辊底式热处理炉钢板温度预报模型的研究及应用[J]. 钢铁研究学报, 2008, 20(4): 30-33.
 Shan Liping, Wang Jing, Li Jing. *Journal of Iron and Steel Research*, 2008, 20(4): 30-33.
- [10] Hippert H S, Pefreira C E, Souza R C. Neural network for short-term load forecasting: a review and evaluation [J]. *IEEE Trans Power System*, 2001, 16(2): 44-54.
- [11] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. *Neural Processing Letter*, 1999, 9(3): 293-300.
- [12] 阎威武, 邵惠鹤. 支持向量机和最小二乘支持向量机的比较及应用研究[J]. 控制与决策, 2003, 18(3): 356-360.
 Yan Weiwu, Shao Huihe. *Control and Decision*, 2003, 18(3): 356-360.
- [13] 石磊. 基于最小二乘支持向量机的函数拟合的研究 [J]. 电脑知识与技术, 2007, 4(20): 440-441.
 Shi Lei. *Computer Knowledge and Technology*, 2007, 4(20): 440-441.

(责任编辑 代丽)

《科技导报》征集“封面文章”

为快速反映我国最新科技研究成果,《科技导报》拟利用刊物最显著位置——封面将最新科研成果第一时间予以突出报道。来稿要求:研究成果具创新性或新颖性;反映该领域我国乃至世界前沿研究水平;可以图片形式予以反映,图片美观、清晰、分辨率超过 300dpi;文章篇幅不限,要说明研究的背景、方法、取得的结果,以及结论。在线投稿:www.kjdb.org。