

基于grey Markov-支持向量机的电弧炉终点参数预报

张绍德¹, 毛雪菲¹, 毛雪芹¹, 高尚义²

(1. 安徽工业大学 电气信息学院, 安徽 马鞍山 243002; 2. 济南钢铁集团有限公司中厚板厂, 山东 济南 250101)

摘要: 考虑电弧炉终点参数既受定量因素的影响, 又受非定量因素的影响, 将灰色马尔可夫(grey Markov)与支持向量机(SVM)相结合, 建立了电弧炉终点参数grey Markov-SVM预报模型, 其中grey Markov模型反映非定量因素对电弧炉终点参数预测值的影响, SVM模型反映电弧炉各种定量输入对终点参数预测值的影响. 建立grey Markov-SVM模型的方法是: 首先建立反映非定量因素的GM(1,1)模型, 然后用Markov链修正其预测值; 由于grey Markov模型对定量输入的影响无法准确反映, 因此grey Markov模型必然存在预测偏差, 此预测偏差通过建立反映定量输入与终点参数预测偏差之间关系的SVM模型方法加以补偿, 并采用粒子群算法(PSO)对SVM的参数进行寻优, 最终得到电弧炉终点参数的预报值, 同时实现滚动预测. 仿真实验表明grey Markov-SVM模型与grey-SVM模型、Markov-SVM相比较, 具有很高的终点预报精度.

关键词: 终点预报; 灰色马尔可夫模型; 支持向量机; 粒子群算法; 电弧炉

中图分类号: TF748.41

文献标识码: A

End-point parameter prediction for electric arc furnace based on grey Markov-support-vector-machines

ZHANG Shao-de¹, MAO Xue-fei¹, MAO Xue-qin¹, GAO Shang-yi²

(1. School of Electrical Engineering and Information, Anhui University of Technology, Maanshan Anhui 243002, China;

2. Medium and heavy plate factory of Jigang Group Co.Ltd, Jinan Shandong 250101, China)

Abstract: Because the end-point parameters of an electric arc furnace(EAF) are affected by both quantitative factors and non-quantitative factors, we combine the grey Markov model with support-vector-machines(SVM) to produce a grey Markov-SVM prediction model for estimating the end-point parameter values of an EAF. The effects from the non-quantitative factors on the prediction values of end-point parameters are reflected by the grey Markov model; while the effects from the quantitative inputs are reflected by the SVM. The GM(1,1) model that reflects non-quantitative factors is established firstly, and then, its prediction values are revised by the Markov chain. Because the effect from the quantitative inputs can not be reflected by the greyMarkov model, the grey Markov-model is certainly not free from prediction errors from the quantitative inputs. These prediction errors are compensated by the SVM model with parameters optimized by particle swarm optimization(PSO) algorithm. The final prediction values of the end-point parameters in EAF are thus obtained. Meanwhile, the rolling forecasting is realized. Experiments show that the grey Markov-SVM model has the best prediction precision in comparison with the grey SVM model or the Markov-SVM model.

Key words: end-point prediction; grey Markov model; support-vector-machines; particle swarm optimization; electric arc furnace

1 引言(Introduction)

在电弧炉冶炼过程中, 准确地掌握钢水的冶炼状态, 可以及时调整各种物料的加入、吹氧量以及供电策略等, 从而快速、准确地达到出钢要求, 既提高冶炼钢的质量, 又缩短冶炼周期, 提高电弧炉的生产效率. 电弧炉炼钢在炉内既要完成废钢的熔化, 钢液的脱磷、脱碳、去气、去除夹杂物, 又要进行升温、钢液的脱氧、脱硫、合金化以及温度、成分的调整. 由

于电弧炉炼钢是高温、强腐蚀的过程, 钢水终点参数的测量比较困难, 一般每炉只能测量2~3次, 这对保证炼钢过程高效率、高质量运行非常不利, 因此, 终点预报在炼钢过程中起到非常重要的作用. 炼钢终点预报即在给出炼钢生产的原料和操作条件后, 能够及时预报出钢水主要成份(终点碳含量、磷含量)和终点温度.

1993年北京科技大学王顺幌等人提出了电弧炉

炼钢过程终点自适应预报及专家系统^[1]. 2004年, 刘锬等结合增量模型和神经网络模型的优点, 提出增量神经网络模型^[2]并预报100t电弧炉终点温度、碳、磷含量. 2006年, 袁平提出Grey-SVM^[3]的电弧炉终点预报研究. 2007年, 刘锬运用统计型增量模型^[4]对电弧炉冶炼终点碳含量和温度预报进行研究. 2007年, 姜静提出基于混合遗传算法的电弧炉终点目标温度预报模型^[5]. 传统的终点预报方法采用单一模型和简单的组合模型进行终点预报, 不考虑非定量因素变化的影响, 影响了预报精度.

灰色模型GM(1,1)要求反映非定量因素的原始数据较为平缓, 在原始数据波动较大的情况下, 仅用GM(1,1)模型预测非定量因素, 精度不高. GM(1,1)模型预测非定量因素中存在的这些问题, 可借助马尔可夫链通过缩小预测区间, 从而提高预测的准确性而得到解决. 马尔可夫(Markov)模型主要是以电弧炉终点参数的实测值的均值为基准线, 故Markov模型关于状态的划分是静态的, 而灰色马尔可夫(greyMarkov)模型是将灰色系统GM(1,1)模型的预测曲线作为电弧炉终点参数变化的动态基准线, 在GM(1,1)模型预测的基础上分析电弧炉终点参数的变化概率及变化区间, 从而得出反映非定量因素的预测值, 所以本文采用灰色马尔可夫(greyMarkov)模型预测电弧炉终点参数的非定量因素.

支持向量机^[6](SVM)是一种新兴的基于统计学习理论的学习机. 近年来, 将SVM引入电弧炉终点参数的预报已引起许多学者的研究兴趣.

针对以上问题, 本文将GreyMarkov与SVM相结合, 建立GreyMarkov-SVM模型, 其中GreyMarkov反映炉体自身变化等非定量因素对系统的影响; SVM反映各种输入定量因素对系统的影响. 由于GreyMarkov模型在一定程度上只反映了非定量因素对终点参数影响的一种趋势, 对定量因素的影响则无法准确反映, 因此GreyMarkov模型必然存在预报偏差. 这个预报偏差可以通过由定量因素描述的SVM模型加以补偿, 并采用粒子群算法对SVM的参数进行寻优, 最终得到电弧炉终点参数的预报值.

2 影响EAF终点参数的因素(The effect factors of end-point parameters of EAF)

电弧炉冶炼过程是一个复杂的物理、化学反应过程, 影响钢液态目标的因素较多, 而且相互交叉影响, 增加了终点预报的难度, 因此EAF冶炼过程是一个灰色系统. 影响EAF终点参数的因素分为定量因素和非定量因素. 其中定量因素为: 钢水重量、电耗、氧耗、通电时间、热停工时间、矿石加入量、增碳剂加入量、以及造渣原料石灰加入量与萤石加入

量、第一次取样时钢水温度和碳含量、磷含量. 非定量因素为: 各种化学反应的强度、造渣的质量、以及随着炉次的增加, 水冷炉盖的烧损、炉壁受到钢水的侵蚀变薄等因素. 由于非定量因素无法测量, 而电弧炉终点温度、碳含量、磷含量的实测值包含了非定量因素的影响, 所以非定量因素的模型处理的信息是电弧炉终点参数的实测值. 本文基于定量因素和非定量因素, 建立3个GreyMarkov-SVM的多输入单输出电弧炉终点参数预报模型, 分别计算终点温度、碳、磷含量的预测值.

3 电弧炉终点参数预报模型(End-point parameters prediction model of EAF)

3.1 非定量因素的灰色模型GM(1,1)(The GM(1,1) model with non-quantitative factors)

设电弧炉炼钢终点温度、碳、磷含量的实测值为 $y_T(i), y_C(i), y_P(i), i = 1, 2, \dots, n$ 写成向量形式为 $y^{(0)}(i)$, 建立终点温度、碳含量以及磷含量的GM(1,1)模型^[7]. 建模的步骤如下:

1) 设原始序列为:

$$y^{(0)} = \{y^{(0)}(1), y^{(0)}(2), \dots, y^{(0)}(n)\}. \quad (1)$$

对 $y^{(0)}(i)$ 进行累加, 得到

$$y^{(1)} = \{y^{(1)}(1), y^{(1)}(2), \dots, y^{(1)}(n)\}. \quad (2)$$

其中 $y^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k y^{(0)}(i), k = 1, 2, \dots, n$.

2) 建立预报模型, 满足灰色微分方程的白化形式:

$$\frac{dy^{(1)}}{dt} + ay^{(1)} = u, \quad (3)$$

则其解 $\bar{y}^{(1)}(i)$ 即为 $y^{(1)}(i)$ 的预报模型.

$$\bar{y}^{(1)}(i+1) = |y^{(1)}(1) - \frac{u}{a}|e^{-ai} + \frac{u}{a}. \quad (4)$$

3) 对参数数列 $[a \ u]^T$ 进行最小二乘估计, 得到

$$[a \ u]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y. \quad (5)$$

其中:

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[y^{(1)}(1) + y^{(1)}(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[y^{(1)}(2) + y^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}[y^{(1)}(n-1) + y^{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix},$$

$$Y = [y^{(0)}(2) \ y^{(0)}(3) \ \dots \ y^{(0)}(n)]^T.$$

4) 根据式(5)的结果确定预报模型, 求出预报模型的预测值 $\bar{y}^{(1)}(i)$.

5) 将求解所得的 $\bar{y}^{(1)}(i)$ 根据式(6)进行累减生成, 还原得到 $y^{(0)}(i)$ 的预测值 $\bar{y}^{(0)}(i)$, 即电弧炉终点温度和碳、磷含量的GM(1,1)模型预测值。

$$\bar{y}^{(0)}(i+1) = \bar{y}^{(1)}(i+1) - \bar{y}^{(1)}(i). \quad (6)$$

3.2 非定量因素的灰色马尔可夫模型(The grey Markov model with non-quantitative factors)

灰色马尔可夫模型^[8] (greyMarkov) 主要是以GM(1,1)的终点温度、碳、磷含量的预测值为动态基准线, 根据相对误差大小分布, 将其划分为 n 个状态区间, 这 n 个状态区间划分的越窄, 其预测精度也就越高。由划分的状态区间确定电弧炉终点参数所处的状态, 以此计算状态转移矩阵, 最终确定灰色马尔可夫预测值。建模的步骤如下:

1) 计算电弧炉终点温度、碳、磷含量的相对误差序列

$$e(i) = y^{(0)}(i) - \bar{y}^{(0)}(i), \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (7)$$

其中: $y^{(0)}(i)$ 为电弧炉终点温度、碳、磷含量的实测值, $\bar{y}^{(0)}(i)$ 为电弧炉终点温度、碳、磷含量的GM(1,1)模型的预测值。

2) 状态区间的划分以灰色模型的预测值 $\bar{y}^{(0)}(i)$ 为基准, 根据相对误差大小分布, 将其划分为 n 个状态, 任一状态表示为:

$$\begin{aligned} \otimes_i &= [\tilde{\otimes}_{1i}, \tilde{\otimes}_{2i}], \quad \tilde{\otimes} \in \otimes_i, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\ \tilde{\otimes}_{1i} &= \bar{y}^{(0)}(i) + A_i, \quad \tilde{\otimes}_{2i} = \bar{y}^{(0)}(i) + B_i. \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $\otimes_i$ ——划分的区间; A_i, B_i ——分别为左右区间值与灰色预测值的差值。

灰元 $\tilde{\otimes}_{1i}$ 和 $\tilde{\otimes}_{2i}$ 随时间变化, 状态划分的数目 n 以及参数 A_i 和 B_i 根据灰色模型的预测值 $\bar{y}^{(0)}(i)$ 的实际情况确定。

3) 计算状态转移概率矩阵

$$P(m) = \begin{bmatrix} P_{11}(m) & P_{12}(m) & \dots & P_{1n}(m) \\ P_{21}(m) & P_{22}(m) & \dots & P_{2n}(m) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P_{n1}(m) & P_{n2}(m) & \dots & P_{nn}(m) \end{bmatrix}. \quad (9)$$

其中: $P_{ij}(m) = \frac{M_{ij}(m)}{M_i}$, $i = 1, 2, \dots, n$. $P_{ij}(m)$ 为系统由状态 $\otimes_i$ 经过 m 步转移到状态 $\otimes_j$ 的概率, $M_{ij}(m)$ 为由状态 $\otimes_i$ 经过 m 步转移到状态 $\otimes_j$ 的原始数据样本数, M_i 为处于状态 $\otimes_i$ 的原始数据样本数。

4) 计算出电弧炉终点参数的灰色马尔可夫预测值:

$$y^* = \sum \left| \frac{1}{2} (\tilde{\otimes}_{1i} + \tilde{\otimes}_{2i}) p_{ij} \right| = \bar{y}^{(0)}(i) + \sum \left| \frac{1}{2} (A_i + B_i) p_{ij} \right|. \quad (10)$$

马尔可夫模型^[9] (Markov) 主要是以电弧炉终点温度、碳、磷含量的实测值的均值为静态基准线, 以此计算电弧炉终点参数的相对误差序列, 即 $e(i) = y^{(0)}(i) - \hat{y}, i = 1, 2, \dots, n$, 其中 $y^{(0)}(i)$ 为电弧炉终点参数的实测值, $\hat{y}$ 为电弧炉终点参数实测值的均值。以均值 $\hat{y}$ 为基准, 根据相对误差大小分布, 划分马尔可夫模型各状态区间, 确定电弧炉终点参数所处的状态, 以此计算状态转移矩阵, 最终确定马尔可夫模型的预测值。

为了综合评价各方法的预测性能和比较仿真实验结果, 本文使用均方根误差(RMSE), 定义如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}{n}}. \quad (11)$$

其中: x_i 是实测值, $\hat{x}_i$ 是预测值, n 是样本数, RMSE表示实测值与预测值的误差程度。

采用均方根误差作为性能指标, 反映非定量因素的GM(1,1)模型, Markov模型和greyMarkov模型的预报精度如表1所示。 R_T, R_C, R_P 分别表示温度、碳、磷含量的均方根误差(RMSE)。

表 1 3种模型的预报精度

Table 1 Prediction precision of three models

RMSE	GM(1,1)	Markov	greyMarkov
R_T	14.4458	1.5499	1.4306
R_C	0.1097	0.0119	0.0103
R_P	0.0042	0.0004	0.0003

3.3 定量因素的 PSO-SVM 的偏差建模(The PSO-SVM modelling with quantitative factors)

本文采用SVM建立定量因素与终点参数偏差之间的关系。

终点参数的偏差为:

$$\Delta y(i) = y^0(i) - y^*(i). \quad (12)$$

其中: $y^0(i)$ 为电弧炉终点参数的实测值, $y^*(i)$ 为电弧炉终点参数的灰色马尔可夫预测值, $\Delta T, \Delta C, \Delta P$ 分别为终点温度、碳含量以及磷含量的偏差。本文用粒子群算法^[10] (PSO)对支持向量机参数寻优。

3.3.1 最小二乘支持向量机 (Least squares support-vector-machines)

为避免求解耗时的二次规划问题, 加快求解速度, 本文采用LS-SVM^[11]建立定量因素与终点参数偏差之间的关系。利用结构风险最小化准则构造下面的最小化目标函数:

$$\min_{\omega, b, e} J^* = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^l e_k^2,$$

$$\text{s.t. } \Delta y(k) = \omega^T \varphi[x(k)] + b + e_k, k=1, \dots, l. \quad (13)$$

式中: $x(k)$ 为模型的输入, 为影响终点参数的定量因素组成的向量; $\Delta y(k)$ 是与 $x(k)$ 对应的终点温度的偏差 ΔT , 碳含量的偏差 ΔC , 磷含量的偏差 ΔP ; ω 代表模型的复杂度; e_k 表示经验误差; 常数 γ 是正则化参数, 用于模型复杂度和经验误差之间的折衷; φ 为非线性函数, 用于将样本从原空间映射到特征空间.

定义Lagrange函数为:

$$L = J^* - \sum_{k=1}^l \alpha_k \{ \omega^T \varphi[x(k)] + b + e_k - \Delta y(k) \}. \quad (14)$$

式中 α_k 为Lagrange乘子. 根据KTT条件:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \Rightarrow \omega = \sum_{k=1}^l \alpha_k \varphi[x(k)], \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{k=1}^l \alpha_k = 0, \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \Rightarrow \alpha_k = \gamma e_k, \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \Rightarrow \omega^T \varphi[x(k)] + b + e_k - \Delta y(k) = 0. \end{cases} \quad (15)$$

对于 $k = 1, 2, \dots, l$ 消去 ω 和 e , 得到如下方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}_\rho^T \\ \mathbf{1}_\rho & ZZ^T + \gamma^{-1} \mathbf{1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \gamma \end{bmatrix}. \quad (16)$$

式中: $\mathbf{1}_\rho = [1 \ \dots \ 1]^T$, $Z = [\varphi(x_1) \ \dots \ \varphi(x_l)]^T$, $\gamma = [\Delta y(1) \ \dots \ \Delta y(l)]^T$, $\alpha = [\alpha_1 \ \dots \ \alpha_l]^T$.

用最小二乘法求出 α 和 b , 由此得到预测输出:

$$\Delta y(x) = \sum_{k=1}^l \alpha_k \Phi(x)^T \Phi[x(k)] + b. \quad (17)$$

利用核函数的方法, 令核函数 $K[x, x(k)] = \varphi(x)^T \varphi[x(k)]$, 则偏差的预测输出为:

$$\Delta y(x) = \sum_{k=1}^l \alpha_k K[x, x(k)] + b. \quad (18)$$

本文采用RBF核函数, 如下:

$$K[x, x(k)] = \exp(-\|x - x(k)\|^2 / 2\sigma^2). \quad (19)$$

对于LS-SVM函数回归估计算法来说, 正则化参数 γ 和核宽度 σ 的选取对模型的泛化能力有着重要的影响, 为得到具有较优预测效果的模型, 就有必要对这些参数进行优化.

3.3.2 粒子群算法优化支持向量机参数(Parameters optimization of SVM based on particle swarm optimization algorithm)

设粒子群群体规模为 N , 每个粒子在多维空间的

当前坐标位置为 X_i , 粒子的速度为 V_i , 则速度调整方程和位置调整方程分别为:

$$\begin{aligned} V_i(t+1) &= \omega V_i(t) + c_1 \text{rand}_1(t)(P_{i\text{best}}(t) - X_i(t)) + c_2 \text{rand}_2(t) \times \\ &\quad (P_{g\text{best}}(t) - X_i(t)), \end{aligned} \quad (20)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1). \quad (21)$$

在搜索过程中, 通过粒子当前位置 X_i 、粒子自身的最优位置 $P_{i\text{best}}$ 、整个粒子群的最优位置 $P_{g\text{best}}$ 的适应度函数值的相互比较, 并利用位置调整方程来不断调整粒子自身的最优位置和整个粒子群的最优位置.

3.3.3 PSO-SVM偏差建模的步骤(The modelling procedures of PSO-SVM)

步骤1 采集电弧炉的连续90炉生产数据, 将定量因素和由式(12) $\Delta y(i) = y^0(i) - y^*(i)$ 得到的终点参数的偏差 $\Delta y(i)$ 预处理, 并将前60炉定量因素作为训练样本 X , 后30炉定量因素作为测试样本 X_t , 将前60炉定量因素相对应的前60炉终点参数的偏差作为训练目标 Y , 后30炉定量因素相对应的后30炉终点参数的偏差作为测试目标 Y_t .

步骤2 初始化PSO与SVM. 初始化加速因子 C_1 和 C_2 、惯性权重 ω 、迭代次数 iter 、最大进化迭代次数 $T_{\max}$, 将正则化参数 γ 和核参数 σ 的组合作为一个粒子 $[\gamma, \sigma]$, 每代种群的规模设为20个粒子, 维数为2. 随机初始化粒子的位置 popul 和速度 vel .

步骤3 将训练样本 X 、训练目标 Y 、随机产生的 $[\gamma, \sigma]$ 粒子输入LS-SVM, 建立LS-SVM模型, 再将训练样本 X 输入LS-SVM模型, 得到预测值 Y_{tr} . 再计算适应度函数 $\text{fitness} = \sum_{i=1}^n (Y_{tr} - Y)^2 / 2$. 由适应度函数计算出各个体的适应值 i_{bestfit} .

步骤4 将随机产生粒子的位置 popul 作为个体最好位置 i_{bestpos} , 取各个体的适应值中的最小值 $\min(i_{\text{bestfit}})$, 作为全局最好的适应值 g_{bestfit} , 并将全局最好的适应值对应的个体展开 g_{bestpos} .

步骤5 根据粒子群算法的速度调整方程和位置调整方程, 对粒子的速度和位置进化优化调整, 并进行速度和位置的限幅处理.

步骤6 将调整后的粒子 $[\gamma, \sigma]$ 、训练样本 X 、训练目标 Y 输入LS-SVM, 建立LS-SVM模型, 再将训练样本 X 输入LS-SVM模型, 得到预测值 Y_{tr1} . 由适应度函数 $\text{fitness} = \sum_{i=1}^n (Y_{tr1} - Y)^2 / 2$ 计算各粒子的当前适应度函数值 x_{bestfit} .

步骤7 根据粒子群算法, 将各粒子的当前适应值 x_{bestfit} 与该粒子自身的最优适应值 i_{bestfit} 进行比

较, 选择两者中较优适应值的粒子位置作为该粒子的最优位置 i_{bestpos} .

步骤8 将各粒子自身最优位置的适应值 i_{bestfit} 与所有粒子最优位置的适应值 g_{bestfit} 比较, 选择两者中较优适应值的粒子位置作为所有粒子的最优位置 g_{bestpos} .

步骤9 判断迭代次数 iter 是否满足最大迭代次数 T_{max} , 若满足, 则结束计算, 并保存此时的粒子群的整体最优位置值 g_{bestpos} . 若不满足, 则返回流程第3步继续计算.

步骤10 将全局最优位置值 g_{bestpos} 即 $[\gamma, \sigma]$ 、训练样本 X 、训练目标 Y 输入LS-SVM, 建立LS-SVM模型. 再将测试样本 X_t 输入LS-SVM, 得到预测值 Y_{tr2} . Y_{tr2} 即为电弧炉终点温度、碳、磷含量偏差的预测值.

步骤11 由式(12)可知, 电弧炉终点参数的偏差 $(\Delta T, \Delta C, \Delta P)$ = 电弧炉终点参数的实测值 $y^{(0)}(i)$ - 灰色马尔可夫预测值 $y^*(i)$, 所以电弧炉终点参数的预测值 = 电弧炉终点参数偏差的预测

值 Y_{tr2} + 灰色马尔可夫的预测值 $y^*(i)$.

4 仿真研究(Simulation)

从某钢厂70 t电弧炉现场采集到连续90炉生产数据, 用本文提出的方法建立预报模型. 取前60炉数据用作建立电弧炉greyMarkov-SVM模型的样本, 后30炉数据用作预报值的检验. 为了提高预报精度, 采用滚动预测机制, 即首先用前60炉数据建模, 对第61炉作出预报, 然后去掉第1炉的数据, 同时将第61炉的实际数据加到用于建模的数据中, 对第62炉作出预报, 依此类推, 完成其余30炉的预报. 因此保证了总是利用最新数据建立模型, 真正反映了电弧炉的最新状况, 同时避免了因冶炼炉数的增加而使计算时间增加.

4.1 实验预报结果(The prediction result of experiment)

分别采用灰色 GM(1,1)-SVM 模型、Markov-SVM模型和greyMarkov-SVM模型对电弧炉终点温度、碳、磷含量进行预报, 预报结果如图1所示.

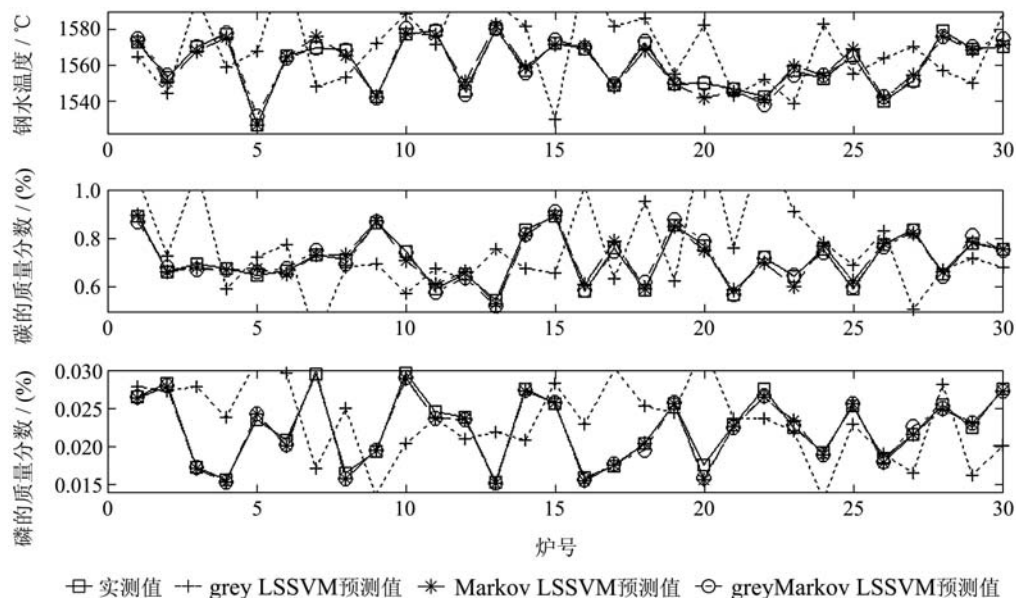


图1 电弧炉终点参数预报结果

Fig. 1 Prediction result of end-point parameters of EAF

4.2 对比预报结果分析(The contrast of prediction result analysis)

将均方根误差(RMSE)作为预测性能指标, 分别计算灰色GM(1,1)-SVM模型、Markov-SVM模型、greyMarkov-SVM模型的均方根误差. 将预报误差设定在 $|\Delta T| \leq 5^\circ\text{C}$, $|\Delta C| \leq 0.035\%$, $|\Delta P| \leq 0.001\%$ 时, 在以上范围内为预测命中, 即可计算命中率. 表2为灰色GM(1,1)-SVM模型、Markov-

SVM模型、greyMarkov-SVM模型的预报精度比较结果. 表3为这3种方法的命中率比较结果. H_T 、 H_C 、 H_P 分别表示温度、碳、磷含量的命中率.

对比表2、表3所示的预报精度和命中率, 可以清楚看出: 1) GM(1,1)-SVM模型的误差程度最高, 拟合程度最低, 表明本文提出的greyMarkov-SVM模型的预测性能明显优于简单组合模型. 2) greyMarkov-SVM模型在预测精度上比Markov-

SVM模型有进一步提高,表明采用GM(1,1)模型的预测曲线作为动态基准线,划分变化区间及状态转移矩阵优于采用均值作为静态基准线,划分变化区间及状态转移矩阵. 3) 与其它两种方法比较, greyMarkov-SVM模型具有最好的终点预报精度和最高的命中率.

表2 3种模型的预报精度比较

Table 2 Prediction precision comparison of three models

RMSE	GM(1,1)-SVM	Markov-SVM	greyMarkov-SVM
R_T	26.176	2.985	1.9303
R_C	0.2245	0.018749	0.014843
R_P	0.0074811	0.00060803	0.00058521

表3 3种模型的命中率比较

Table 3 Hit rate comparison of three models (%)

命中率	GM(1,1)-SVM	Markov-SVM	greyMarkov-SVM
H_T	3	90	97
H_C	13	93	97
H_P	17	90	93

5 结论(Conclusion)

本文提出的greyMarkov-SVM模型同时考虑了定量因素和非定量因素对终点参数的影响. 考虑非定量因素时, 鉴于GM(1,1)的局限性和Markov链静态划分变化区间及状态转移矩阵, 故采用grey Markov模型; 在考虑定量因素影响时, 采用SVM建模并用PSO算法进行其参数寻优, 因而有效地提高了预报精度.

仿真实验表明, 本文的greyMarkov-SVM模型的预测精度远远高于单一模型和简单的组合模型, 具有很高的预报精度, 为电弧炉终点参数的精确预报提供了坚实的理论基础.

参考文献(References):

- [1] 张俊杰, 王顺晃. 电弧炉炼钢过程终点自适应预报及专家操作指导系统[J]. 自动化学报, 1993, 19(4): 463-467.
(ZHANG Junjie, WANG Shunhuang. Terminal adaptive prediction and expert directing operation for the steelmaking process of electric arc furnace[J]. *Acta Automatica Sinica*, 1993, 19(4): 463-467.)
- [2] 刘锟, 刘浏, 何平, 等. 增量神经网络模型预报100 t电弧炉终点碳、磷和温度的应用[J]. 特殊钢, 2004, 25(3): 42-43.

- (LIU Kun, LIU Liu, HE Ping, et al. Application of increment artificial neural network model to prediction of end point carbon, phosphorus and temperature for an 100 t EAF steelmaking[J]. *Special Steel*, 2004, 25(3): 42-43.)
- [3] 袁平, 王福利, 毛志忠. 基于G-SVM的电弧炉终点预报研究[J]. 钢铁研究学报, 2006, 18(10): 7-10.
(YUAN Ping, WANG Fuli, MAO Zhizhon. End-point prediction of EAF based on G-SVM[J]. *Journal of Iron and Steel Research*, 2006, 18(10): 7-10.)
- [4] 刘锟, 刘浏, 何平, 等. 增量模型预报电弧炉终点碳含量及温度的研究[J]. 冶金自动化, 2007, 31(1): 5-8.
(LIU Kun, LIU Liu, HE Ping, et al. Study on prediction of end point carbon content and temperature in EAF steelmaking by incremental model[J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2007, 31(1): 5-8.)
- [5] 姜静, 李华德, 孙铁, 等. 基于混合遗传算法的电弧炉终点目标温度预报模型[J]. 特殊钢, 2007, 28(5): 22-24.
(JIANG Jing, LI Huade, SUN Tie, et al. Predictive model for end aim temperature of electric arc furnace based on hybrid genetic algorithm [J]. *Special Steel*, 2007, 28(5): 22-24.)
- [6] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory[M] // *Essays in Control*. New York, American: Springer-Verlag, 1999.
- [7] LIN K H, LIU B D. A gray system modeling approach to the prediction of calibration intervals[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2005, 54(1): 297-304.
- [8] LI C F. Gray Markov model based on parameter fits and its application in stock price prediction[C] // *Proceedings of the 6th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*. Jinan: IEEE Press, 2006, 1: 594-598.
- [9] CHEN S Y, WANG W, QU G F. Combining wavelet transform and Markov model to forecast traffic volume[C] // *Proceedings of the 3rd International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. Shanghai: IEEE Press, 2004, 5: 2815-2818.
- [10] SHEN Q, SHI W M, KONG W, et al. A combination of modified particle swarm optimization algorithm and support vector machine for gene selection and tumor classification[J]. *Talanta*, 2006, 71(4): 1679-1683.
- [11] YUAN X F, WANG Y N. LS-SVM approximate based inverse controller with uncertainty compensation[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, 2007, 129(6): 845-850.

作者简介:

张绍德 (1946—), 男, 教授, 研究方向为复杂系统建模与智能控制、智能优化算法、非线性系统自适应控制, E-mail: zhshaode@126.com;

毛雪菲 (1984—), 女, 硕士研究生, 研究方向为复杂系统建模与智能控制、优化算法, E-mail: maosuefei0210@126.com;

毛雪芹 (1984—), 女, 硕士研究生, 研究方向为图象处理与智能算法, E-mail: maosueqin0210@126.com;

高尚义 (1983—), 男, 工程师, 研究方向为光电检测与控制, E-mail: humortree@163.com.