

# 基于案例推理预测精炼开始钢水温度

汪红兵<sup>1 2)</sup> ✉ 艾立翔<sup>3)</sup> 徐安军<sup>3)</sup> 田乃媛<sup>3)</sup> 侯志昌<sup>4)</sup> 周正文<sup>1)</sup>

1) 北京科技大学计算机与通信工程学院, 北京 100083 2) 北京科技大学钢铁流程先进控制教育部重点实验室, 北京 100083

3) 北京科技大学冶金与生态工程学院, 北京 100083 4) 上海安可科技有限公司, 上海 200433

✉ 通信作者, E-mail: wanghongbing0816@163.com

**摘要** 针对BP神经网络训练时间长的问题, 采用基于案例推理的方法预测精炼开始钢水温度. 首先, 应用层次分析法确定影响精炼开始钢水温度的各个因素的权值, 并使用灰色关联度来计算案例的相似度, 克服了传统相似度计算方法在案例信息不完整的情况下无法获取准确结果的缺点. 然后, 提出一个包含类选、粗选、精选和择优的四步检索方法, 大大缩短了检索时间. 最后, 实验比较了人工神经网络和基于案例推理两种方法, 结果表明基于案例推理比人工神经网络具有更高的命中率.

**关键词** 炼钢; 精炼; 温度; 预测; 基于案例推理

**分类号** TF 703. 5; TP 391. 9

## Prediction on the starting temperature of molten steel in second refining by using case-based reasoning

WANG Hong-bing<sup>1 2)</sup> ✉, AI Li-xiang<sup>3)</sup>, XU An-jun<sup>3)</sup>, TIAN Nai-yuan<sup>3)</sup>, HOU Zhi-chang<sup>4)</sup>, ZHOU Zheng-wen<sup>1)</sup>

1) School of Computer and Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

2) Key Laboratory of Advanced Control of Iron and Steel Process (Ministry of Education of China), Beijing 100083, China

3) School of Metallurgical and Ecological Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

4) Shanghai Anchor Technology Co. Ltd., Shanghai 200433, China

✉ Corresponding author, E-mail: wanghongbing0816@163.com

**ABSTRACT** Case-based reasoning was used to predict the starting temperature of molten steel in second refining so as to avoid the long training time of a BP (back propagation) neural network. Analytic hierarchy process (AHP) was applied to determine the weights of factors influencing the starting temperature. Grey relational degree was adopted to compute the similarity between cases. Thus the shortcoming of difficulty in obtaining accurate cases with incomplete information is conquered. A four-step search method, including class search, rough search, delicate search, and optimized search, was provided, by which the search time decreases greatly. Experimental results using both artificial neural networks and case-based reasoning were compared. It is shown that case-based reasoning has got a higher hit rate and a shorter response time than artificial neural networks.

**KEY WORDS** steelmaking; refining; temperature; prediction; case-based reasoning

二次精炼工艺, 如 LF、RH 和 CAS 是炼钢连铸生产流程中不可缺少的环节. 特别对于品种钢冶炼, 二次精炼是调节钢水温度、合金化、脱氧和去除夹杂物的重要手段. 精炼开始的钢水温度是精炼工艺的重要初始参数. 但是, 当前的技术条件下很难实现钢水温度的连续测量. 钢水温度的获得一般依赖于事后的点测, 这种事后处理方法造成了处理周

期偏长, 钢水温度下降较大和控制精度降低等不利后果. 因此, 冶金研究人员一直在探索应用在线模型预测炼钢连铸流程中各个关键点的钢水温度, 这些关键点包括转炉或电炉出钢时刻、精炼开始时刻、精炼结束时刻和钢水到达连铸中间包时刻等.

Fernández 等<sup>[1]</sup> 使用人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 作为分类器, 并设计模糊推理

收稿日期: 2011-02-02

基金项目: “十一五”国家科技支撑计划重大项目“新一代可循环钢铁流程工艺技术”(2006BAE03A07); 中央高校基本科研业务费专项(FRF-AS-09-006B)

函数预测电炉出钢温度;毛志忠等<sup>[2]</sup>结合传统机理模型和智能方法,并采用改进 AdaBoost RT 集成 BP 网络作为智能模型部分校正机理模型中难以准确获得的参数,再使用机理模型预测 LF 炉终点钢水温度;田慧欣等<sup>[3-5]</sup>提出一种基于 Bagging 或 ELM 的多模型预报方法,实现对 LF 炉出钢温度预测,该方法是一种混合方法,在提高智能方法预报精度的同时使得机理模型与智能模型的优势得以互补;韩颖<sup>[6]</sup>采用最小二乘支持向量机方法对电炉出钢温度进行预测,通过对模型参数进行优选,使所建模型具备良好的拟合和预测能力;王安娜等<sup>[7-8]</sup>应用 BP 神经网络预测 LF 炉出钢温度,取得了较好效果;陶子玉等<sup>[9]</sup>对 BP 神经网络进行了附加动量项和自适应修改学习率两个方面的修改,成功将其应用于 LF 炉钢水终点温度预报;李亮等<sup>[10]</sup>应用 BP 神经网络对 VD 终点钢水温度进行预报;杨为民等<sup>[11]</sup>、谢书明等<sup>[12]</sup>和常立忠等<sup>[13]</sup>应用神经网络预测转炉终点,包括终点温度和终点碳含量。

以上大多数研究都是采用一般人工神经网络作为钢水温度的预报方法,而一般人工神经网络存在学习时间长、泛化能力弱等问题。因此,本文基于案例推理(case-based reasoning, CBR)技术预测精炼开始钢水温度。当前,已有少数学者应用基于案例推理技术进行预测,例如,湛腾西等<sup>[14]</sup>应用基于案例推理技术预测电厂烟气中的含氧量,王晓等<sup>[15]</sup>应用基于案例推理技术预测非常规突发事件资源需求,孙铁强等<sup>[16]</sup>应用基于案例推理技术对热风炉送风温度进行预测,均取得了较好的效果。但是,已有基于案例推理技术应用于预测的研究中存在着不足:案例检索方法上使用最近相邻策略或归纳推理策略,在案例信息不完整的情况下通常得不到准确的结果;当案例库较大时,检索时间较长。

本文首先应用层次分析法来确定影响精炼开始钢水温度的各个因素的权值,然后使用灰色关联度来计算案例的相似度,克服了传统相似度计算方法在案例信息不完整的情况下通常得不到准确结果的缺点,并提出一种类选、粗选、精选和择优的四步检索方法,大大缩短了检索时间,最后与神经网络的预测方法进行了实验比较。

## 1 基于层次分析法确定各个影响因素权值

### 1.1 影响因素

转炉出钢前,需进行钢水温度的测量,然后加入合金料,并由一定包龄的钢包运送至精炼站。因此,影响精炼开始钢水温度的因素包括钢包包龄、出钢

时间、出钢量、运输时间和加入的合金料。从某钢厂的工艺数据库中获知,该合金料可能是高碳锰铁、硅铁、铝块、铝镁钙铁、铝质复合脱氧剂、增碳剂和中碳锰铁中的一种或几种。这里暂且忽略钢包热状态对钢水温降的影响,因为文中所使用生产数据的钢包包况都是一致的,所以在这一批数据中钢包包况对钢水温降的影响可以认为是相同的。

### 1.2 层次分析法的应用

当应用基于案例推理技术时,必须计算案例的相似度,而计算相似度时需要确定各个影响因素的权值。层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)是一种定性和定量相结合的、系统的、层次化的分析方法,本文应用 AHP 方法来确定各个影响因素的权值。层次分析法不是把所有因素放在一起进行比较,而是两两相互对比,对比时采用相对尺度,尽可能地减少性质不同的诸因素相互比较的困难,提高了准确度。

假设比较的  $n$  个因素  $c_1, c_2, \dots, c_n$  对目标  $o$  的影响,如钢包包龄、出钢时间和出钢量对精炼开始钢水温度的影响。每次取两个因素  $c_i$  和  $c_j$ ,用  $a_{ij}$  表示  $c_i$  和  $c_j$  对  $o$  的影响之比,全部比较结果可用以下成对比较矩阵来表示:

$$A = (a_{ij})_{n \times n} \quad a_{ij} > 0 \quad a_{ji} = \frac{1}{a_{ij}} \quad (1)$$

对矩阵  $A$  的一致性采用如下一致性比率公式来判定:

$$CR = \frac{CI}{RI} < 0.1 \quad (2)$$

式中:  $CR$  为一致性比率;  $CI = \frac{\lambda - n}{n - 1}$  为一致性指标( $\lambda$  为矩阵  $A$  的特征向量);  $RI$  为随机一致性指标,取表 1 的值。

表 1 随机一致性指标 RI 的取值  
Table 1 Value of random consistent index (RI)

$n$	RI	$n$	RI
1	0	7	1.32
2	0	8	1.41
3	0.58	9	1.45
4	0.90	10	1.49
5	1.12	11	1.51
6	1.24		

经过和现场工艺人员的讨论,确定影响精炼开始钢水温度的各个因素的成对比较矩阵如图 1 所示。

向量名称	出钢时间	包龄	出钢前温度	钢水净重量	运输时间	加料高碳锰铁重量	加料硅铁重量	加料铝块重量	加料铝镁钙铁重量	加料铝质复合脱氧剂重量	加料增碳剂重量	加料中碳锰铁重量
出钢时间	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
包龄		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
出钢前温度			5	1	3	3	3	3	3	3	3	3
钢水净重量				1/3	1/2	1/2	1/2	1/2	1/2	1/2	1/2	1/2
运输时间					2	2	2	2	2	2	2	2
加料高碳锰铁重量						1	1	1	1	1	1	1
加料硅铁重量							1	1	1	1	1	1
加料铝块重量								1	1	1	1	1
加料铝镁钙铁重量									1	1	1	1
加料铝质复合脱氧剂重量										1	1	1
加料增碳剂重量											1	1
加料中碳锰铁重量												1

图 1 影响精炼开始钢水温度的各个因素的成对比较矩阵

Fig.1 Pairwise comparison matrix composed of factors influencing the starting temperature of molten steel in second refining

计算一致性比率 CR, 其值为  $0.01477 < 0.1$ , 通过一致性检验. 各个影响因素的权值为: 出钢时间的权值为 0.08422, 包龄的权值为 0.08102, 出钢前温度的权值为 0.17430, 钢水净重量的权值为 0.03998, 运输时间的权值为 0.12766, 加高碳锰铁重量的权值为 0.07040, 加硅铁重量的权值为 0.07040, 加铝块重量的权值为 0.07040, 加铝镁钙铁重量的权值为 0.07040, 加铝质复合脱氧剂重量的权值为 0.07040, 加增碳剂重量的权值为 0.07040, 加中碳锰铁重量的权值为 0.07040.

## 2 基于案例推理的四步检索过程

基于案例推理预测精炼开始钢水温度实际就是根据已有生产数据(每条生产数据记录包括两个部分:影响因素 + 精炼开始钢水温度)来预测新的生产数据(只有影响因素)下的精炼开始钢水温度,这实际是一个搜索过程.其中,已有生产数据构成了案例库,新的生产数据称为当前案例.为了避免对案例库中所有案例与当前案例进行相似度计算,从而使得检索案例时间较长,本文提出一个四步检索过程,包括类选、粗选、精选和择优,如图 2 所示.

### 2.1 类选

由图 1 可知,影响精炼开始钢水温度的因素包括出钢时间、包龄、出钢前温度、钢水净重量、运输时间、加入高碳锰铁量、加入硅铁量、加入铝块量、加入铝镁钙铁量、加入铝质复合脱氧剂、加入增碳剂和加入中碳锰铁量.这些影响因素既可能会组成一个状态向量,也可能会组成一个特征向量.所谓状态向量,指的是组成该向量的因素的取值形式为离散值,如出钢时间 = {正常, 偏高, 偏低}; 所谓特征向量,指的是组成该向量的因素的取值形式为连续

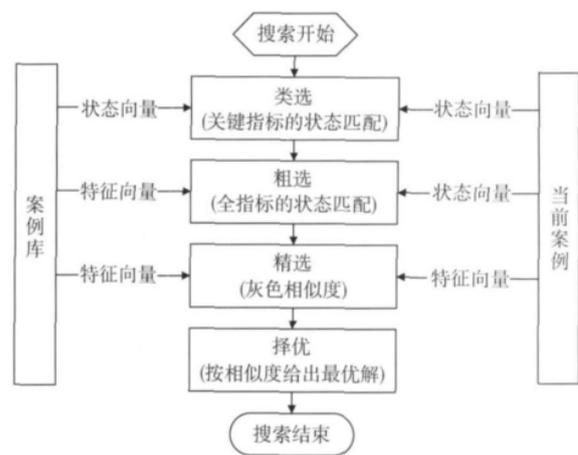


图 2 基于案例推理的四步检索过程

Fig.2 Four-step search process using case-based reasoning

值,如出钢时间 =  $\{t | t > 0, t \in \mathbf{R}\}$ .

由某钢厂的工艺数据库可知,每次出钢时并不是加入所有合金料,而只加入合金料的一种或几种.因此,为了区分不同合金料加入方式,为每种加料方式分别建立相应的案例集,即每种合金加料组合对应一组案例.案例库中案例可按照案例集进行分类,而搜索案例时首先根据状态向量的取值将当前案例匹配到案例集,这就是类选.图 3 给出了某个案例集及该案例集对应状态向量的取值.图 3(a)的案例集表明影响钢水温度的所有 12 个因素组成一个状态向量,也组成了一个特征向量,即这些影响因素都可能取离散值或都可能取连续值.图 3(b)中的状态向量取值表明该案例集匹配的案例包括出钢时间、包龄、出钢前温度、钢水净重量和运输时间,同时加入了高碳锰铁和增碳剂,而没有加入硅铁、铝块、铝镁钙铁、铝质复合脱氧剂和中碳锰铁.这里,没有加入某种类型的合金通过将该状态向量标识为“故障”来实现.

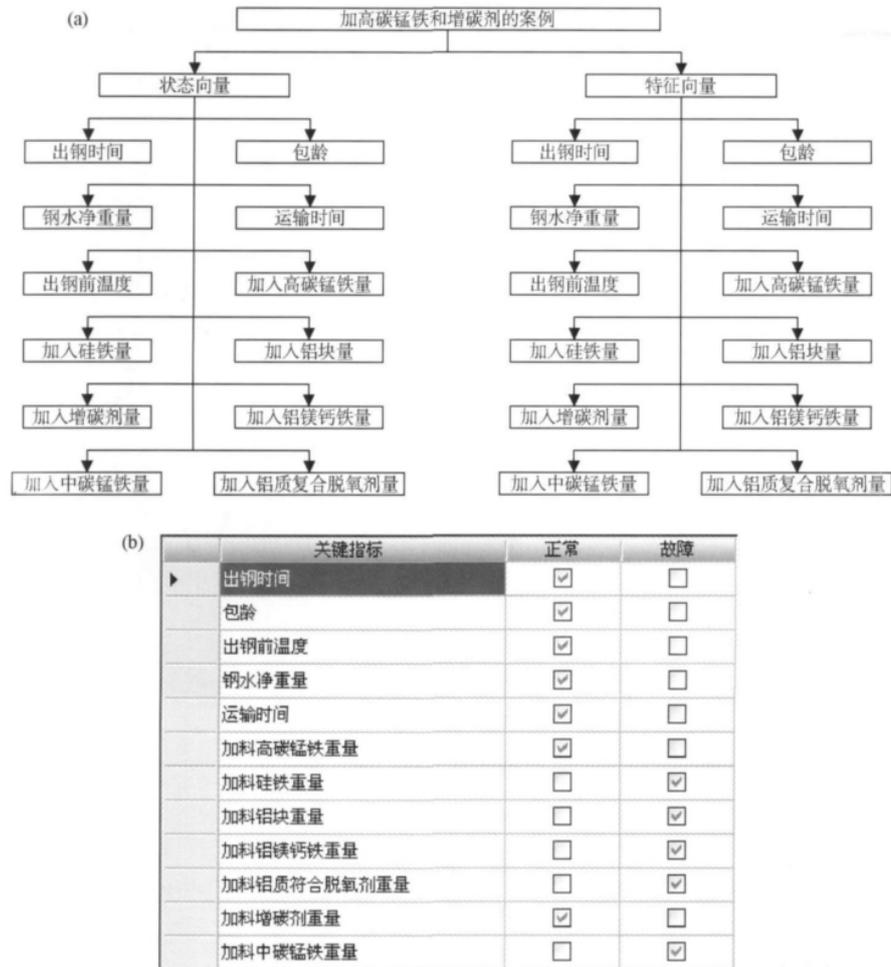


图3 案例集 (a) 及状态向量取值 (b)

Fig.3 Case set (a) and values of state vectors (b)

### 2.2 粗选

粗选,指的是在类选后的案例集中再根据状态向量所取的离散值进行匹配搜索.表2给出了一个案例的状态向量和特征向量的取值.

表2 案例的状态向量和特征向量取值

Table 2 Values of state vectors and of eigenvectors

参数	状态向量	特征向量
出钢时间/min	正常	5.000
包龄/次	正常	35.000
出钢前温度/°C	正常	1671.000
钢水净重量/kg	正常	277325.000
运输时间/min	正常	16.970
加料高碳锰铁重量/kg	正常	1094.000
加料硅铁重量/kg	偏小	0.000

### 2.3 精选

精选,指的是在粗选后的案例集中根据相似度进行搜索.本文基于灰色关联度的方法计算案例的

相似度,而在计算时只考虑连续取值的特征参数.设待分析案例为  $s_0$ ,已有案例集为  $\{s_i | i = 1, 2, \dots, m\}$ ,  $m$  是已有案例的数目,则案例  $s_0$  和已有案例集中各个案例  $s_i$  在  $n$  维空间上的灰色相似度为

$$G_{SIM}(s_0, s_i) = \frac{1}{1 + \sqrt{\sum_{k=1}^n G_d^2(s_0(k), s_i(k))}}$$

$$G_d(s_0(k), s_i(k)) = \frac{1}{G_c(s_0(k), s_i(k))} - 1$$

为案例  $s_0$  和  $s_i$  在特征向量的第  $k$  个属性上的灰色距离.其中  $G_c(s_0(k), s_i(k))$  为案例  $s_0$  和  $s_i$  在特征向量的第  $k$  个属性上的关联系数.

$$G_c(s_0(k), s_i(k)) = \{ \min_i \min_k [w_k |s_0(k) - s_i(k)|] + \zeta \max_i \max_k [w_k |s_0(k) - s_i(k)|] \} / \{ w_k |s_0(k) - s_i(k)| + \zeta \max_i \max_k [w_k |s_0(k) - s_i(k)|] \} \quad (3)$$

式中:  $\zeta \in [0, 1]$  为分辨系数,一般取  $\zeta = 0.5$ ;  $w_k$  为特征向量的第  $k$  个属性的权值,该权值由层次分析法

计算确定.

### 2.4 择优

基于案例推理搜索出的结果是一个根据相似度进行降序排列的案例集. 本文的择优不是选择一个相似度最大的唯一案例,而是综合考虑大于某个相似度阈值的案例集合. 因此,预测钢水温度的计算公式如下:

$$T = \frac{\sum (G_i \cdot T_i)}{\sum G_i} \quad G_i \geq G_0.$$

式中:  $G_0$  为相似度阈值,本文取 0.70;  $G_i$  为已有案例和待分析案例的相似度;  $T_i$  为已有案例的实际温度.

### 3 结果比较

为了检验应用基于案例推理技术预测钢水温度

的效果,将人工神经网络的预测结果和基于案例推理的预测结果进行对比. 其中,人工神经网络是一个 BP 神经网络,分为三层:输入层、隐层和输出层. 输入层有 12 个节点,分别代表 12 个影响因素;隐层也是 12 个节点,使用 tansig 函数;输出层只有一个节点,表示钢水温度,使用 purelin 函数. 人工神经网络使用 Matlab 工具进行开发,训练次数 10 000 次,目标为  $1 \times 10^{-3}$ . 基于案例推理使用 .net 下的 C# 语言进行开发. 为了便于比较,人工神经网络的训练数据集和基于案例推理的已有案例集取为一致,均为 500 组数据,人工神经网络的仿真数据集和基于案例推理的预测案例集也取为一致,均为 70 组数据. 实验结果如图 4 和表 3 所示.

由表 3 可知,基于案例推理进行精炼开始钢水温度预测比 BP 神经网络具有较高的命中率,尤其

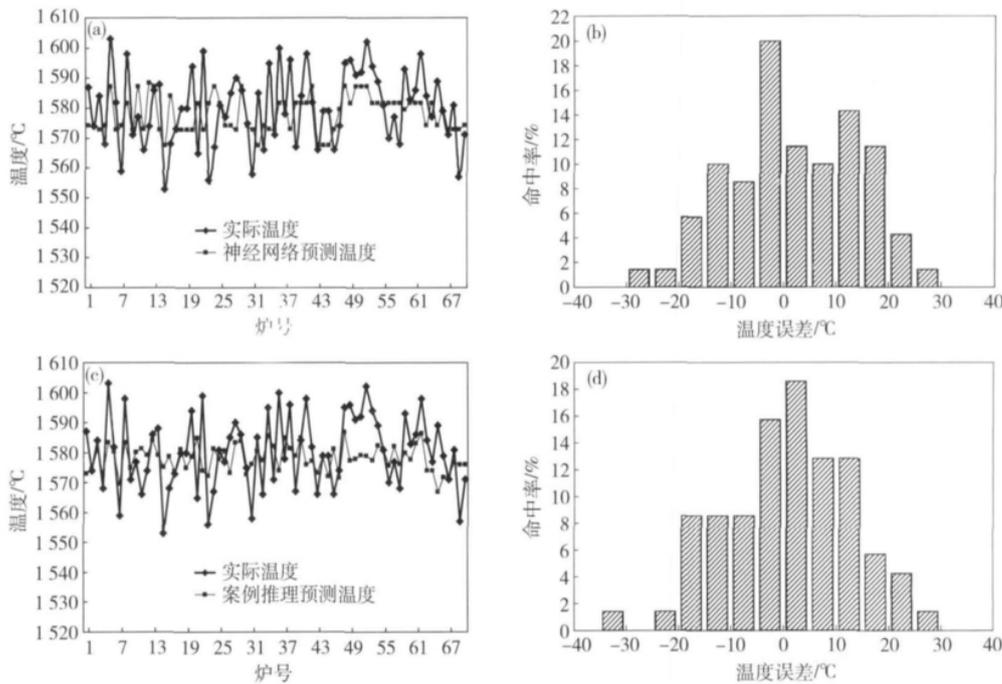


图 4 BP 神经网络和基于案例推理的结果比较. (a) 实际温度与神经网络预测温度比较; (b) 神经网络预测温度的命中率; (c) 实际温度与案例推理预测温度比较; (d) 案例推理预测温度的命中率

Fig. 4 Comparison of results computed by BP network and case-based reasoning: (a) comparison between real temperature and predictive temperature using artificial neural network; (b) hit rate of predictive temperature using artificial neural network; (c) comparison between real temperature and predictive temperature using case-based reasoning; (d) hit rate of predictive temperature using case based reasoning

是在较小的温度误差区间的命中率更高. 例如,  $[-10, +10]$  误差范围内的温度命中率, BP 神经网络只有 50.00%, 而基于案例推理为 55.71%, 两者相差 5.71%; 而  $[-15, +15]$  误差范围内的温度命中率, BP 神经网络只有 74.29%, 而基于案例推理为 77.14%, 两者相差 2.85%.

表 3 神经网络和案例推理的预测命中率

Table 3 Hit rate of predictive temperature using artificial neural network and case-based reasoning

误差区间/°C	ANN/%	CBR/%
$[-10, +10]$	50.00	55.71
$[-15, +15]$	74.29	77.14
$[-20, +20]$	91.43	91.43

## 4 结论

(1) 使用灰色关联度来计算案例的相似度,克服了传统相似度计算方法在案例信息不完整的情况下无法获得准确结果的缺点,并提出一种类选、粗选、精选和择优的四步检索方法,大大缩短了检索时间。

(2) 基于同样的数据集,实验比较 BP 神经网络和基于案例推理两种方法。结果表明,基于案例推理比 BP 神经网络具有更高的命中率。

## 参 考 文 献

- [1] Fernández J M M, Cabal V A, Montequin V R, et al. Online estimation of electric arc furnace tap temperature by using fuzzy neural networks. *Eng Appl Artif Intell*, 2008, 21(7): 1001
- [2] Mao Z Z, Tian H X, Wang Y. Molten steel end temperature soft sensing in LF based on hybrid model using AdaBoost. *Chin J Sci Instrum*, 2008, 29(3): 662  
(毛志忠,田慧欣,汪琰. 基于 AdaBoost 混合模型的 LF 炉钢水终点温度软测量. 仪器仪表学报, 2008, 29(3): 662)
- [3] Tian H X, Mao Z Z. Multi-model prediction of molten steel temperature based on Bagging. *Control Decis*, 2009, 24(5): 687  
(田慧欣,毛志忠. 基于 Bagging 的多模型钢水温度预报. 控制与决策, 2009, 24(5): 687)
- [4] Tian H X, Mao Z Z, Wang J Z. Hybrid modeling based on ELM for soft sensing of end temperature of molten steel in LF. *J Northeast Univ Nat Sci*, 2008, 29(1): 33  
(田慧欣,毛志忠,王嘉铮. 基于 ELM 新方法的 LF 终点温度软测量混合模型. 东北大学学报: 自然科学版, 2008, 29(1): 33)
- [5] Tian H X, Mao Z Z, Wang Y. Hybrid modeling of molten steel temperature prediction in LF. *ISIJ Int*, 2008, 48(1): 58
- [6] Han Y. Temperature forecasting of melting iron in electric arc furnace based on LS-SVM. *J Shenyang Univ*, 2008, 20(2): 36  
(韩颖. 基于 LS-SVM 的电炉钢水温度预测. 沈阳大学学报, 2008, 20(2): 36)
- [7] Wang A N, Tian H X, Jiang Z H, et al. Temperature prediction of molten steel for LF based on information fusion technique. *J Iron Steel Res*, 2005, 17(6): 71  
(王安娜,田慧欣,姜周华,等. 基于信息融合算法的 LF 炉钢水温度预测. 钢铁研究学报, 2005, 17(6): 71)
- [8] Wang A N, Tao Z Y, Jiang M F, et al. Intelligence temperature prediction of molten steel in LF based on PSO combined with BP neural network. *Control Decis*, 2006, 21(7): 814  
(王安娜,陶子玉,姜茂发,等. 基于 PSO 和 BP 网络的 LF 炉钢水温度智能预测. 控制与决策, 2006, 21(7): 814)
- [9] Tao Z Y, Jiang M F, Liu C J. Prediction of molten steel end point temperature in LF based on modified artificial neural network. *Spec Steel*, 2006, 27(6): 21  
(陶子玉,姜茂发,刘承军. 基于改进人工神经网络的 LF 钢水终点温度预报. 特殊钢, 2006, 27(6): 21)
- [10] Li L, Jiang Z H, Wang W Z, et al. Prediction of end temperature on VD by neural network method. *J Iron Steel Res*, 2003, 15(3): 56  
(李亮,姜周华,王文忠,等. 应用神经网络技术预报 VD 炉终点钢水温度. 钢铁研究学报, 2003, 15(3): 56)
- [11] Yang W M, Zhao J, Wei S Y, et al. Application of HGA-RBF neural network control to BOF temperature prediction model. *Control Eng China*, 2007, 14(Suppl 1): 33  
(杨为民,赵杰,韦生勇,等. 基于混合递阶遗传神经网络的转炉温度预报. 控制工程, 2007, 14(增刊 1): 33)
- [12] Xie S M, Chen C, Ding X Y. Endpoint prediction of basic oxygen furnace based on BP neural network. *J Shenyang Univ Technol*, 2007, 29(6): 707  
(谢书明,陈昌,丁惜瀛. 基于 BP 神经网络的转炉炼钢终点预报. 沈阳工业大学学报, 2007, 29(6): 707)
- [13] Chang L Z, Li Z B. Study on BP neural net based converter static control model. *Steelmaking*, 2006, 22(6): 41  
(常立志,李正邦. 基于 BP 神经网络的转炉静态模型. 炼钢, 2006, 22(6): 41)
- [14] Zhan T X, Guo G Q. Intelligent hybrid prediction method of the flue gas oxygen content in power plant. *Chin J Sci Instrum*, 2010, 31(8): 1826  
(湛腾西,郭观七. 电厂烟气含氧量的智能混合预测方法. 仪器仪表学报, 2010, 31(8): 1826)
- [15] Wang X, Zhuang Y M. Forecasting model of unconventional emergence incident's resource demand based on case-based reasoning. *J Xidian Univ Social Sci Ed*, 2010, 20(4): 22  
(王晓,庄亚明. 基于案例推理的非常规突发事件资源需求预测. 西安电子科技大学学报: 社会科学版, 2010, 20(4): 22)
- [16] Sun T Q, Tang R Y, He H K. Use the technology of CBR to predict the temperature of the hot blast stove. *Microcomput Inf*, 2005, 21(6): 49  
(孙铁强,唐瑞尹,何鸿鲲. 应用 CBR 技术对热风炉送风温度的预测. 微计算机信息, 2005, 21(6): 49)