

研究简报

一种转炉炼钢动态终点预报的新方法¹⁾

谢书明 柴天佑 陶钧

(东北大学自动化研究中心 沈阳 110006)

关键词 转炉炼钢, 灰色系统, 神经网络, 终点预报.

A KIND OF NEW METHOD FOR LD DYNAMIC ENDPOINT PREDICTION

XIE Shu-Ming CHAI Tian-You TAO Jun

(Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang 110006)

Key words LD steelmaking, gray system, neural network, endpoint prediction.

1 引言

转炉炼钢就是将含有较多杂质的铁水与吹入的氧气发生反应,达到去除杂质的目的,从而获得要求的钢水成分和温度.目前自动化炼钢的方法是静态控制和以副枪检测信息为基础的动态控制相结合的方法.动态控制的关键是准确预报转炉炼钢终点温度和碳含量.文[1]在文[2,3]的基础上采用RBF神经网络对转炉炼钢终点温度和碳含量进行预报,提高了预报精度.但是,终点温度和碳含量受到非定量因素的影响,文[4]提出以灰色模型为基础的预报方法,由于应用线性回归补偿,因而影响预报精度.本文将灰色模型与RBF神经网络相结合提出新的转炉炼钢动态终点预报方法,灰色模型反映非定量因素对终点的影响,而RBF网络则反映定量因素的影响,因而提高了预报精度.

2 动态终点预报

2.1 GM(1,1)灰色模型^[5]

与通常的建模方法不同,灰色模型不是利用给定的数据(非负数据)直接建立模型,而是通过累加生成(AGO)将原来无规律的数据变成单调递增有规律的数据后建立模型.要

1) 国家自然科学基金资助(69674018)及国家“九·五”攻关课题(97-562-03-02).

收稿日期 1999-01-05 收修改稿日期 1999-10-19

检验模型对原始数据的拟合程度或要得到对未来预报的结果,需要通过累减生成(IAGO)将由模型计算出的结果还原.下面介绍具体建模过程.

设一非负时间序列 $y^{(0)}(i)(i=0,1,2,\dots,n)$ 为对应于第 i 时刻的系统输出,按照下式对其进行累加运算

$$y^{(1)}(k) = \sum_{i=0}^k y^{(0)}(i), \quad 0 \leq k \leq n, \quad (1)$$

其中 $y^{(1)}(k)$ 为经过一次累加运算后生成的单调递增数列,其递增趋势近似为指数曲线,可以用一阶微分方程描述

$$\frac{dy^{(1)}}{dt} + ay^{(1)} = u. \quad (2)$$

解上述微分方程,并注意到 $y^{(1)}(0) = y^{(0)}(0)$, 可得

$$\hat{y}^{(1)}(k) = \left(y^{(0)}(0) - \frac{u}{a} \right) e^{-ak} + \frac{u}{a}. \quad (3)$$

这里 $\hat{y}^{(1)}(k)$ 为由微分方程拟合的值,与实际值 $y^{(1)}(k)$ 不同;式中的参数 a 和 u 可以通过最小二乘法确定

$$B = \begin{bmatrix} -0.5(y^{(1)}(0) + y^{(1)}(1)) & 1 \\ -0.5(y^{(1)}(1) + y^{(1)}(2)) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -0.5(y^{(1)}(n-1) + y^{(1)}(n)) & 1 \end{bmatrix},$$

$$[a \quad u]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y_N,$$

$$Y_N = [y^{(0)}(1) \quad y^{(0)}(2) \quad \dots \quad y^{(0)}(n)]^T.$$

参数 a 和 u 确定之后,可以通过(3)式计算出各个时刻的值 $\hat{y}^{(1)}(0), \hat{y}^{(1)}(1), \dots, \hat{y}^{(1)}(n), \hat{y}^{(1)}(n+1), \dots$, 将这些值按下式进行累减生成

$$\begin{aligned} \hat{y}^{(0)}(0) &= \hat{y}^{(1)}(0), \\ \hat{y}^{(0)}(k) &= \hat{y}^{(1)}(k) - \hat{y}^{(1)}(k-1), \end{aligned} \quad (4)$$

得到原始数据的拟合值 $\hat{y}^{(0)}(k)(0 \leq k \leq n)$ 和未来输出的预报值 $\hat{y}^{(0)}(k)(k > n)$.

2.2 预报模型

设转炉炼钢终点温度和碳含量的实测值为 $y_1(i)$ 和 $y_2(i)(i=1,2,\dots,n)$, 写成向量形式为 $y(i)$, 则根据2.1节的灰色系统建模方法建立转炉炼钢终点温度和碳含量的 GM(1, 1) 模型. 通过该模型可以计算出终点温度和碳含量 ($i \leq n$ 为拟合值; $i > n$ 为对未来炉次的预报值). 前面已经提到, GM(1, 1) 模型在一定程度上反映了非定量因素对终点影响的一种趋势, 而无法反映定量因素的影响, 而且任何一种建模方法得到的模型都不可能与实际值完全拟合, 因此, 上述模型必然存在偏差. 这个偏差可以通过由定量因素描述的神经网络模型加以补偿.

设转炉炼钢终点温度和碳含量的实测值为 $y(i)$, 由 GM(1, 1) 模型计算出的值为 $\hat{y}^{(0)}(i)$, 则实际值与计算值之间的偏差为

$$\Delta y(i) = y(i) - \hat{y}^{(0)}(i). \quad (5)$$

本文选用 RBF 神经网络, 它是三层前馈神经网络, 包括输入层、隐含层和输出层. RBF 网络的输入层到隐含层为径向基函数, 隐含层到输出层为线性关系, 因此, 使得该网

络对非线性函数具有很强的逼近能力. 当网络中心确定之后, 网络的学习只有对隐含层到输出层之间权值的调整, 可以采用线性调整技术, 因而具有很快的收敛速度.

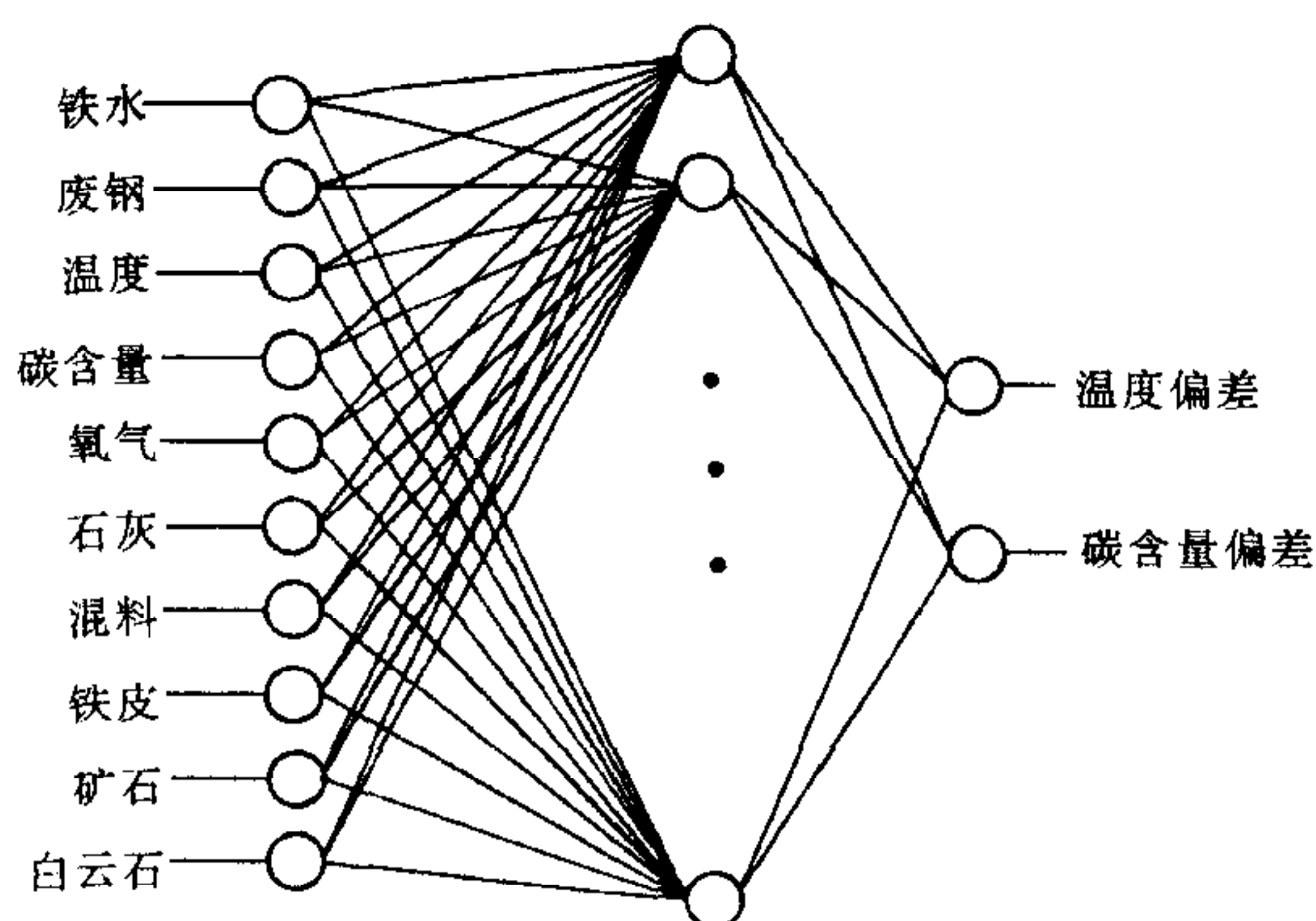


图1 终点温度和碳含量偏差神经网络

以副枪检测信息为基础, 建立终点温度和碳含量偏差的 RBF 神经网络. 网络的输入节点为 10 个, 隐含节点数由训练确定, 输出节点为 2 个, 如图 1 所示. 从输入到输出的映射可以用下式表示

$$\Delta y = w_0 + \sum_{j=1}^m w_j \Phi(\|X - c_j\|), \quad (6)$$

其中 $\Delta y \in R^2$ 为网络输出; $w_0 \in R^2$ 为偏置项; $w_j \in R^2$ ($j=1, 2, \dots, m$, m 为隐含层节点数) 为隐含层到输出层的权值, $\Phi(\cdot)$ 为径向基函数, $\|\cdot\|$ 为欧氏范数, $X \in R^{(10)}$ 为输入

矢量, $c_j \in R^{(10)}$ ($j=1, 2, \dots, m$) 为网络的中心.

选用如下的高斯函数为径向基函数

$$\Phi(v) = \exp(-v^2/\beta^2), \quad (7)$$

其中 β 为一个实常数, 决定高斯函数的形状.

采用 n -均值聚类算法^[6] 确定网络中心. 网络中心确定后, 就可以对网络进行训练, 权值调整采用递推最小二乘法^[7].

根据上述 GM(1,1) 及 RBF 神经网络模型, 可以得到转炉炼钢终点温度及碳含量的拟合值与未来炉次的预报值

$$\hat{y}(k) = \hat{y}^{(0)}(k) + \Delta \hat{y}(k), \quad (8)$$

其中 $\hat{y}(k)$ 为拟合值 ($1 \leq k \leq n$) 和预报值 ($k > n$), $\hat{y}^{(0)}(k)$ 为由 GM(1,1) 模型得到的值, $\Delta \hat{y}(k)$ 为由神经网络模型得到的偏差值.

3 实验结果与分析

从现场采集 180T 转炉的 60 炉实际数据, 用本文提出的方法进行预报. 取其中 35 炉数据用于建立 GM(1,1) 和 RBF 神经网络的混合模型, 对其余 25 炉作出预报. 实际采集的数据不能有任何顺序上的颠倒, 以便能反映出非定量因素对终点的影响. 首先利用前面 35 炉数据辨识模型参数, 利用该模型对第 36 炉作出预报, 然后将最前面一炉的数据去掉, 同时加入第 36 炉的实际数据, 以保持用于辨识模型参数的数据仍为 35 炉, 再对第 37 炉作出预报, 依此类推, 完成所有 25 炉预报. 因此保证了总是利用最新数据建立模型, 真正反映了转炉的最新状况, 同时避免了因冶炼炉数的增加而使计算时间增加. 终点温度和碳含量的预报结果分别如图 2 和图 3 所示, 图中实线为实际值, 虚线为预报值. 当预报误差要求 $|\Delta T| < 15^\circ\text{C}$, $|\Delta C| < 5$ 时, 温度命中率为 88%, 碳命中率为 88%, 碳温同时命中率为 76%, 优于其它方法(文[8]终点碳命中率为 77%; 文[9]终点温度命中率为 69%, 终点碳命中率在 $|\Delta C| < 3$ 时为 73%). 表 1 为该方法与文[8]方法、采用线性回归补偿的灰色系统混合模型和 RBF 神经网络模型的预报精度比较. 由图 2、图 3 和表 1 可以看出, 该方法具有比较高的预

报精度.

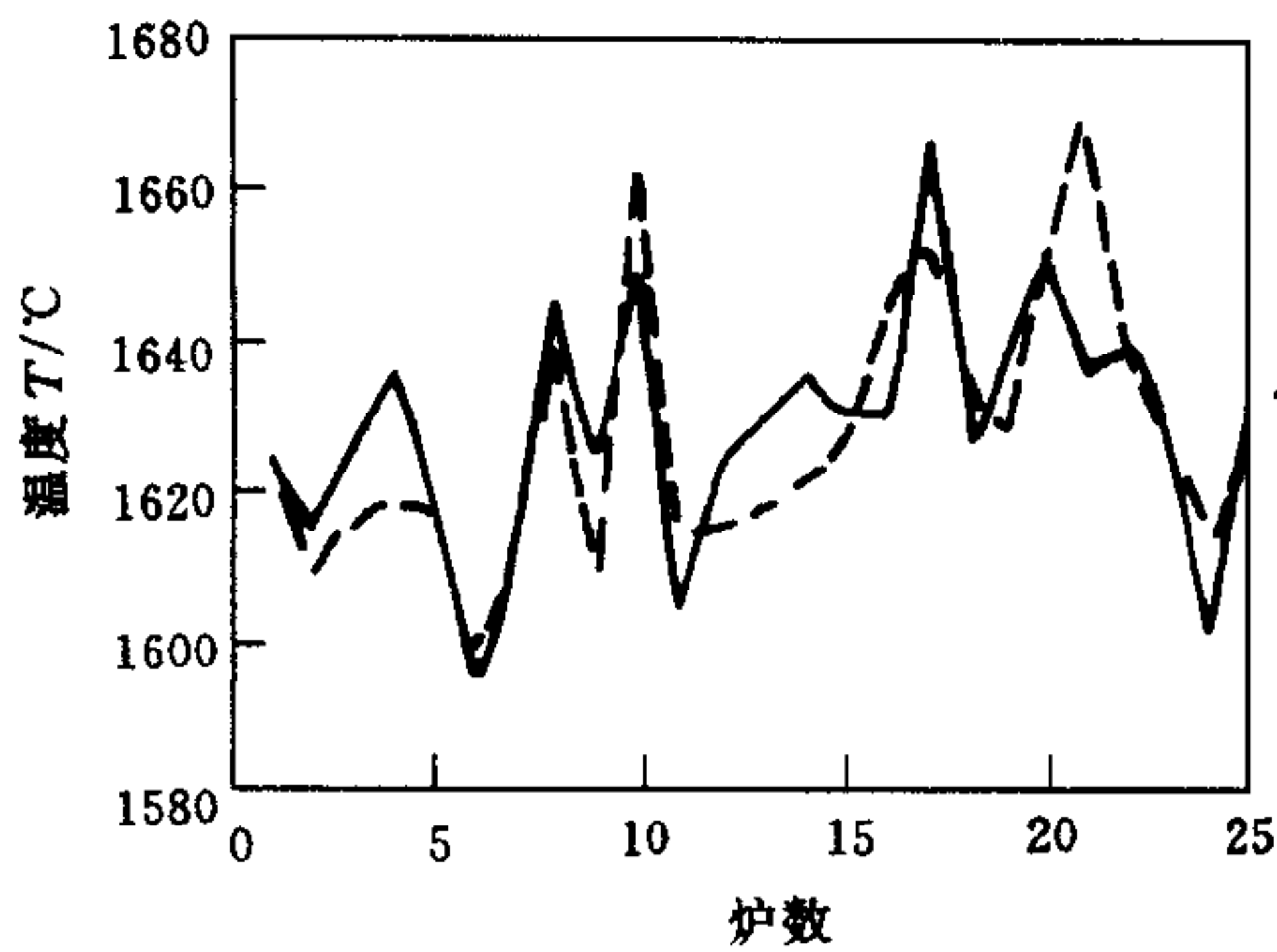


图2 终点温度曲线

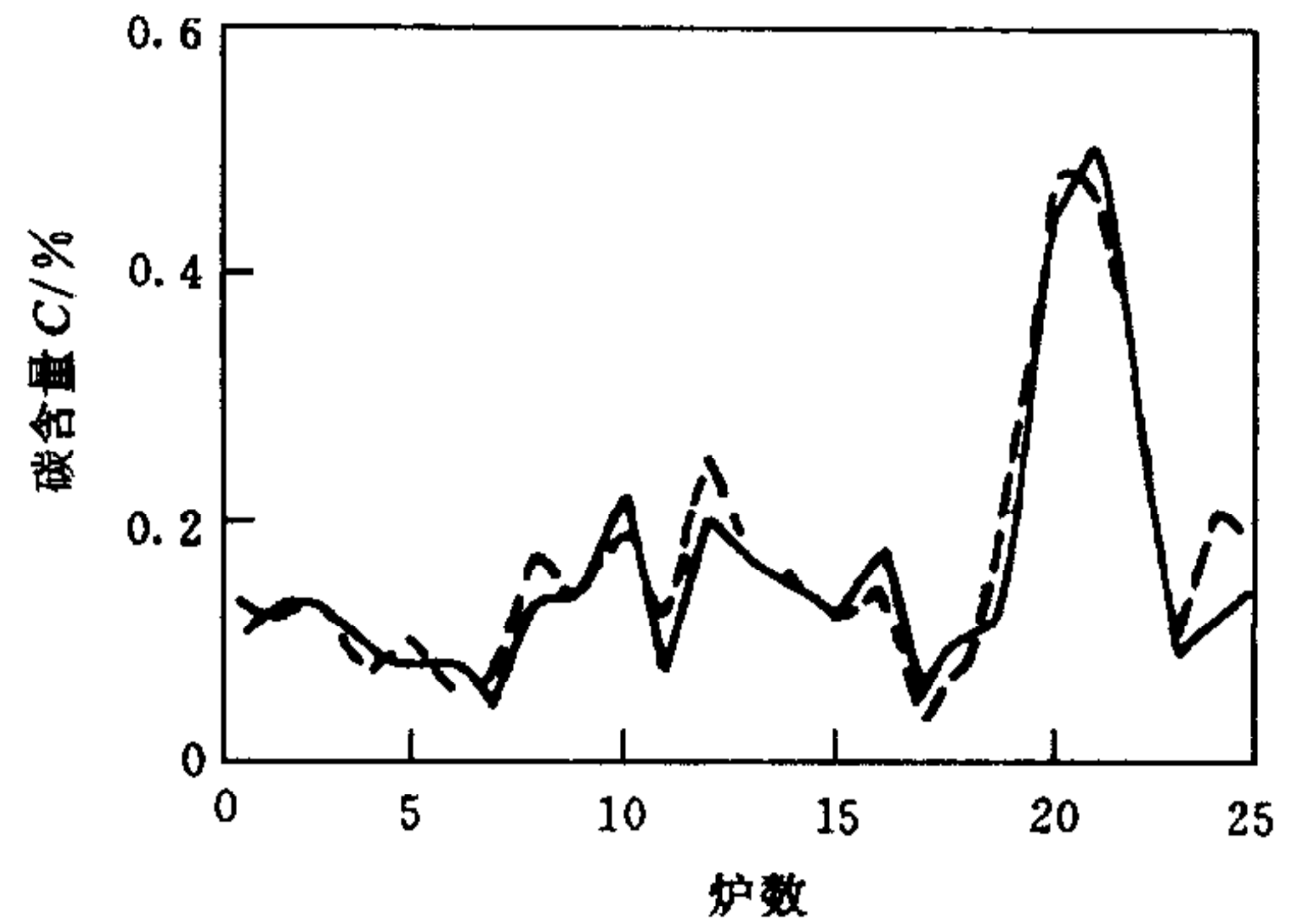


图3 终点碳含量曲线

本文提出的基于 GM (1,1) 和 RBF 神经网络转炉炼钢终点预报混合模型,既反映了定量因素对

终点温度和含碳量的影响,又在一定程度上反映了非定量因素的作用,同时在整个过程中总是采用最新数据,这可以反映转炉炼钢随冶炼炉数增加而发生的变化,因而使转炉炼钢终点预报具有比较高的精度.

表1

均方差	文[8]方法	回归补偿灰色模型	神经网络模型	本文方法
σ_T		13.960 1	11.707 7	11.604 6
σ_c	5.527 7	4.551 5	4.496 1	3.596 4

参 考 文 献

- 1 柴天佑,谢书明,杜斌,任德祥.基于 RBF 神经网络的转炉炼钢终点预报.中国有色金属学报,1999,9(4):868~872
- 2 Yun S Y, Chang K S. Dynamic prediction using neural network for automation of BOF process in steel industry. *I&SM*, 1996, 8:37~42
- 3 丁容,刘浏.转炉炼钢过程人工智能静态控制模型.钢铁,1997,32(1):22~26
- 4 谢书明,高宪文,柴天佑.基于灰色模型的转炉炼钢终点预报研究.钢铁研究学报,1999,11(4):9~12
- 5 Huang Yo-Ping, Wang Sheng-Fang. The identification of fuzzy grey prediction system by genetic algorithms. *International Journal of Systems Science*, 1997, 28(1):15~24
- 6 Chen S, Billings S A, Grant P M. Recursive hybrid algorithm for non-linear system identification using radial basis function networks. *Int. J. Control*, 1992, 55(5):1051~1070
- 7 黄德双.神经网络模式识别系统理论.北京:电子工业出版社,1996.45~53
- 8 李彦平,潘德惠. BOF 系统的炉气分析及其自动控制.控制与决策,1988,19(2):7~10
- 9 王顺晃,杜大川,刘宏才等.顶底复吹转炉的计算机控制.北京科技大学学报,1992,14(5):563~568

谢书明 1962年生,副教授,博士.现主要从事复杂工业过程的建模与控制、智能控制及计算机控制方面的研究工作.

柴天佑 1947年生,教授,博士生导师,国务院学科评议组成员.研究方向为自适应控制、智能控制和工业过程综合自动化理论及应用.