

基于RBF神经网络在转炉炼钢终点预报中的应用研究

祁子怡¹, 高 坤¹, 赵宝芳¹, 李 勇², 李 伟¹

(1. 华北理工大学 信息工程学院, 河北 唐山 063200; 2. 华北理工大学 冶金与能源学院, 河北 唐山 063200)

摘 要: 转炉炼钢控制目标是对终点温度和含碳量进行预测。由于我国转炉炼钢自动化控制水平的限制, 特别是动态控制水平不够高, 因此需要基于RBF神经网络建立终点预报模型。其基本思路为: 基于RBF神经网络局部逼近网络的特性之上, 采用k-均值聚类算法确定隐藏层的中心, 权值调整采用递推最小二乘法, 建立基于RBF神经网络在转炉炼钢终点预报的模型。最后结合实际数据进行模型的仿真研究。结果表明经RBF神经网络预测模型的实时训练, 提高了终点预报的精度。

关键词: 转炉炼钢; 神经网络; k-均值聚类; 最小二乘法

1 RBF神经网络模型

1.1 模型结构

RBF神经网络又名径向基函数神经网络(Radical Basis Function, RBF), 它由输入层、隐藏层、输出层组成, 是一种较为高效的前馈式神经网络。它的结构如图1所示, 其中输入层节点数为 m , 隐藏层节点数为 k , 输出层节点数为 y 。其中, 信号从输入层传到隐含层, 隐藏层主要是由像高斯核函数那样的辐射状的函数组成, 输出层往往是简单的线性函数。同时因为样本中包含噪声等因素, 使神经网络对炼钢终点预测出现了误差, 从而使泛化能力开始下降。所以可以设计隐藏的层数 $K < P$ (P 为基函数的个数), 从样本中选取 K 个(不包含噪声)作为 Φ 函数的中心。

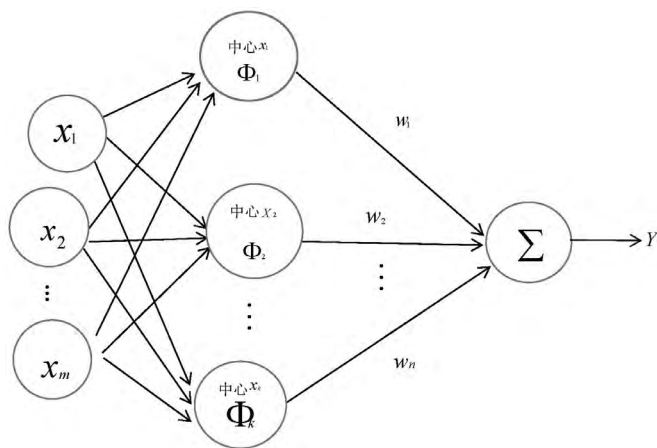


图1 模型结构

一般RBF神经网络表示为:

$$Y = f(X) = \sum_{i=1}^m w_i * \phi(|X - c_i|) \quad (1)$$

式中:

$\phi(\cdot)$ —径向基函数, 其作用形式为: $\phi(x) = (\alpha^2 + x^2)^\beta$,

$\alpha < \beta < 1$; $|\cdot|$ —欧式范数; w_i —第 i 层隐层节点到输出层各节

点之间的权值。

1.2 输入量和输出量的选择及初始化

影响终点钢水碳含量和温度的因素有很多, 经研究分析, 选定模型的输入变量为: 装入铁量 x_1 , 废钢量 x_2 , 补吹的氧气量 x_3 , 补吹铁皮的加入量 x_4 , 补副原料的(如石灰、白云石、萤石、矿石等)加入量 x_5 , 装副枪测的钢水温度 x_6 , 副枪测得的钢水碳含量 x'_6 。而转炉炼钢终预测的主要目标是钢水温度和钢水中碳含量, 并将终点温度 y_t 和终点钢水的含碳量 y_c 作为模型输出。转炉炼钢是一个具有多输入和多输出的过程, 存在严重非线性关系的复杂系统, 可用下列非线性系统方程表示:

$$y_t = f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x'_6) \quad (2)$$

$$y_c = g(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x'_6) \quad (3)$$

确定输入量和输出量后, 由于转炉炼钢采集的数据种类多, 数值和单位各不相同, 各输入量间的数量级常常相差较大, 从而影响了网络收敛精度和速度。为了克服这个缺点, 从而使各个输入量的作用都能够充分显示出来, 需要对输入数据进行归一化的处理, 同时需要在神经网络计算结束后, 对输出结果进行反归一化的处理, 得到更实际的预报值。

本文对输入数据标准化的过程如下:

$$X_i(k) = \frac{X_i(k) - X_i}{\delta} \quad (4)$$

式中:

$$X_i = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p X_i(k); \quad \delta = \sqrt{\frac{1}{p} \sum_{k=1}^p (X_i(k) - X_i)^2}; \quad i=1,2,3,\dots,9,$$

对应于输入变量; $i=1,2,3,\dots,p$, p 对应于样本; 在网络训练结束后对输出结果进行还原, 得到实际训练结果:

$$y = \hat{y} + y$$

作者简介: 祁子怡(1995—), 女, 河北石家庄。

1.3 隐层中心和输出单元权值的确定

由于RBF神经网络输入层到隐藏层是径向基函数,因此隐层中心的确定不仅关系到隐藏层各节点对输入变量的映射能力,还对整个网络的性能起着至关重要的作用,本文采用k-均值聚类算法来确定隐层中心,这种方法主要是指全部输入样本经过聚类得到RBF各个隐层节点中心,该算法如下:

(1) 从第一个学习样本 x_1 开始,在 x_1 上建立第一个聚类中心 c_1 ,使 $c_1=x_1$ 。

(2) 考虑第二个样本 x_2 ,并求出它与 c_1 之间的欧氏距离 $d_2=|x_2-c_1|$ 。

若 $d_2 < r$,则 c_1 为 x_2 的最近邻聚类,否则调整网络中心,使 $c_2=c_1+\beta(x_2-c_1)$ (β 为学习速率, $0 < \beta < 1$),将 c_2 作为一个新聚类中心,并令 $c_2=x_2$,在上述建立的RBF网络中添加一个隐单元 c_2 。

(3) 考虑第 k 个学习样本 x_k 时,假设目前已经存在的 M 个聚类中心,其中心点为 c_i ,分别求出到 M 个聚类中心的距离 $|x_k-c_i|$, $i=1,2,\dots,M$,设 $|x_k-c_i|$ 为其中的最小距离,即被归为第 i 类。如果 $|x_k-c_i| < r$ 则 c_i 为 x_k 的最近邻聚类;如果 $|x_k-c_i| > r$ 则调整网络中心,使 $c_i=c_{i-1}c_{k-1}+\beta(x_k-c_{i-1})$,将 c_i 作为新聚类中心,令 $c_{M+1}=x_k$, $M=M+1$ 。

按照上述步骤确定隐层中心以后,由于每一个输入—输出数据均有可能产生一个新聚类,同时进行隐层中心进行自适应调整,因此可以使中心位于样本的重要区域范围,从而使隐含层的输出更好地反映输入的状况。

隐层中心确定后,对网络进行了训练,权值调整采用递推的最小二乘法,其算法如下:

(1) 设线性方程组 $f(x)=b$; 则 $f(k): x=b_k(k=1,2,3,\dots,k)$ 。则可得相关矩阵,此时 $f(k): [(a_{k1}, a_{k2}, a_{k3}, \dots, a_{kn})]$, $x=[(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)]^T$ 。

(2) 计算隐层节点的输出如下:

$$\phi_k = \phi(\|X^k - C^i\|) \quad (5)$$

$$J(k) = Q(k-1)\phi_k[\lambda + \phi_k^T Q(k-1)\phi_k]^{-1} \quad (6)$$

$$Q(k) = 1/\lambda [Q(k-1) - J(k)\phi_k^T Q(k-1)] \quad (7)$$

(3) 计算目标累计误差: $E(x)=b_k-F(x)$; b_k 为实际输出, $F(x)$ 为预测结果,则:

$$E(k) = \lambda E(k-1) + 1/2 [F(x_k) - \phi_k^T w(k-1)]^2 \quad (8)$$

其中, $w(k-1)$ 为第 k 个样本输入后的权值矩阵的修正。

(4) 判断 $E(k)$ 与 E 之间关系,如果 $k < N$,则令 $k=k+1$,后继续执行第三步,否则返回第一步, N 为样本数, E 为设定的目标误差。

2 仿真研究

本文以某企业180t转炉连续40炉的实际数据来建立

预报模型,并以此模型为基础预报30炉的终点温度和碳含量比较。为了提高预报的精度,采用递推的方法。在网络训练中,预报模型的输入层节点取7个(包括装入铁量,废钢量,补吹氧气量,补吹铁皮的加入量,补副原料的加入量,装副枪测得的钢水温度,副枪测得的钢水碳含量),隐含层节点取12个,学习效率为0.992 4,误差准则取 $E=0.001$,得出相应的终点温度和碳含量预测曲线如图2—3所示。

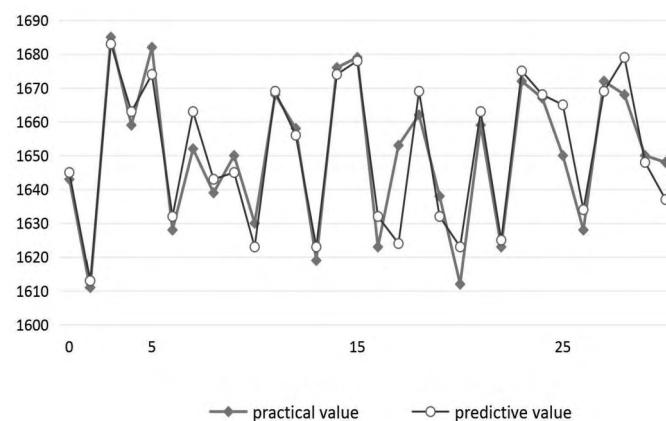


图2 终点碳含量预报

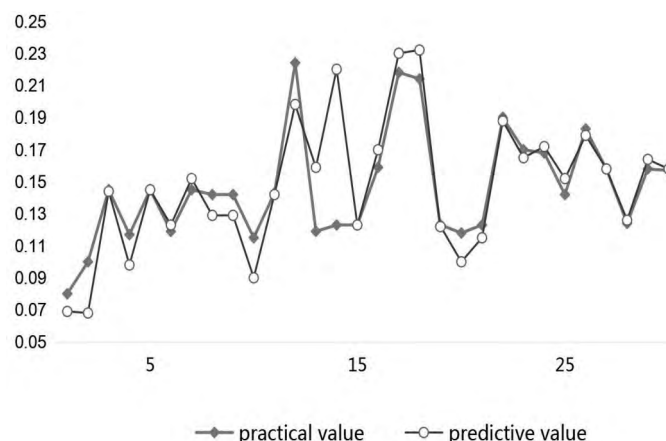


图3 终点温度预报

在终点 $[C]=(0.15 \pm 0.1)\%$ 和终点温度 $(1645 \pm 45)^\circ\text{C}$ 的条件下,温度命中率为85%,碳命中率为81.2%,大量实践应用表明,RBF神经网络模型具有更高的分析处理非线性关系的能力,预报精度比较高。

3 结语

由于转炉炼钢是复杂多相且高温的物理化学过程,传统的神经网络模型不能精确的预测终点温度和碳含量,本文将k-均值聚类算法作为RBF神经网络的输入层到隐含层的学习方法,并且通过递推最小二乘法对权值进行调整。最后将其应用到转炉炼钢的终点预测上,并通过对某钢厂的实际数据进行模型仿真模拟得出的学习效率为0.992 4,误差准则为 $E=0.001$,从而验证了算法的精确性。

(下转第129页)

[参考文献]

- [1]国务院.国务院关于加强农村留守儿童关爱保护工作的意见[EB/OL].(2017-02-25)[2016-02-14].<http://www.mca.gov.cn/article/yw/shgzyzyfw/fgwj/201602/20160200880164.shtml>.
- [2]赵延东,石长慧.用信息技术缓解“留守儿童”难题[J].当代广西,2016(5):61.
- [3]中华人民共和国教育部.2014年全国教育事业发展统计公报[EB/OL].(2017-02-25)[2015-7-30].http://www.moe.edu.cn/srcsite/A03/s180/moe_633/201508/t20150811_199589.html.
- [4]卢利亚.农村留守儿童心理症候探析[J].求索,2016(11):57.
- [5]倪凤琨.农村留守儿童学校疏离感研究[J].教育理论与实践,2016(14):12.
- [6]李新.农村留守儿童安全问题刍议[J].人民论坛,2012(3):82.

Research on the care strategy of left-behind children in rural areas under the support of information technology

Liao Qian

(Qinzhou University, Qinzhou 535000, China)

Abstract: This paper describes the current situation briefly of the left-behind children in rural areas from the four aspects of psychological problems, academic problems, security problems and moral problems, analyzes the advantages of using the information technology to carry out the care practice of the left-behind children in rural areas, and finally designs the strategies of care practice of left-behind children in rural areas basing on the using of information technology.

Key words: information technology; left-behind children; care; strategy

(上接第107页)

[参考文献]

- [1]许刚,雷洪波,李惊鸿,等.转炉炼钢终点控制技术[J].炼钢,2011(1):66-70.
- [2]谢书明,陈昌,丁惜瀛.基于BP神经网络的转炉炼钢终点预报[J].沈阳工业大学学报,2012(6):707-710.
- [3]张辉宜,周奇龙,袁志祥,等.基于AP聚类的RBF神经网络研究及其在转炉炼钢中的应用[J].钢铁研究学报,2014(1):22-26.
- [4]谢世义,尤文,李峻峰.基于RBF神经网络的碳含量建模[J].长春工业大学学报(自然科学版),2010(1):6-9.
- [5]韩敏,姜力文,赵耀.基于PSO_ICA和RBF神经网络的转炉炼钢终点模型预报[J].信息与控制,2010(1):82-87.
- [6]冯明霞,李强,邹宗树.转炉终点预测模型中异常数据检验的研究[J].中国冶金,2006(9):27-31.
- [7]刘超.中国转炉炼钢技术的发展、创新与展望[J].特钢技术,2013(4):6-9.
- [8]苏美娟,邓伟.RBF网络的微分进化正交最小二乘算法[J].计算机工程与应用,2007(35):46-48.
- [9]李长荣,赵浩文,谢祥,等.基于L_M算法神经网络的转炉炼钢终点磷含量预报[J].钢铁,2011(4):23-25.
- [10]杨有良,许钊,王文辉.基于MATLAB的RBF神经网络的一种应用[C].北京:全国自动化应用学术交流会暨中国计量学会冶金分会,2009.

Research on application of RBF neural network in endpoint prediction of converter steelmaking

Qi Ziyi¹, Gao Kun¹, Zhao Baofang¹, Li Yong², Li Wei¹

(1.Information Engineering School of North China University of Science and Technology, Tangshan 063200, China;

2.Metallurgy and Energy School of North China University of Science and Technology, Tangshan 063200, China)

Abstract: Converter steelmaking control target is to predict the temperature and carbon content. Due to the limit of the level of automation control, especially the dynamic control level is not high enough, therefore, it is necessary to establish the endpoint prediction model based on RBF neural network. The basic idea is based on RBF neural network locally close to characteristic of network, adopt k-mean clustering algorithm to determine the center of hidden layer, weight adjustment adopts least square method to establish model for predicting the end point of BoF steelmaking based on RBF neural network. Finally, the simulation research is carried out based on the actual data, the results show that the accuracy of endpoint prediction is improved through practical training of predicting model based on RBF neural network.

Key words: converter steelmaking; neural network; k-mean clustering; least square method