

文章编号 :1000-582X(2007)11-0037-05

基于神经网络的板坯连铸二冷水动态控制模型

郑 忠 ,占贤辉

(重庆大学 材料科学与工程学院 ,重庆 400030)

摘 要 :以缩小板坯表面实际温度和目标温度的差异为目标 ,基于神经网络技术 ,建立以 BP 神经网络进行连铸二冷段的温度预测和运用模糊神经网络对二冷段的水量进行实时控制的动态控制模型 ,模型能及时根据拉速、温度的变化做出水量的动态调整和分配。针对某钢厂 2# 板坯连铸过程进行了仿真计算和现场应用测试 ,结果表明 :该模型将二冷水量控制问题与铸坯在冷却过程中的温度状态相结合 ,能很好的响应现场的变化 ,及时给出二冷段水量的动态调节量。

关键词 :神经网络 ;模糊神经网络 ;板坯连铸 ;二冷水 ;动态控制 ;

中图分类号 :TP18 ;TF777.1

文献标志码 :A

二次冷却与连铸机的产量和铸坯质量密切相关 ,实践证明 ,二冷区的水冷却强度偏高或偏低都会产生铸坯缺陷 ,如内部裂纹、表面裂纹、鼓肚、菱变、中心偏析等^[1] ,冷却不均匀则会产生三角区裂纹^[2]。因此 ,对连铸机二冷段水量进行合理分配和动态控制有重要意义。

板坯连铸的二冷区通常由多个喷水段组成 ,各段的目标温度不同 ,控制水量也不同 ,而且生产过程往往存在许多高度非线性、复杂性和不确定性的影响^[3]。目前实现二冷水动态控制的两大类方法 ,一是基于实测铸坯表面温度的动态控制 ,二是基于模型的动态控制^[4-5]。实测方法由于二冷区温度高气雾大、铸坯表面有冷却水形成的水膜和氧化铁皮等影响了测量的准确性 ,使用计算流体力学方法的凝固传热模型可以对连铸生产过程直接模拟 ,并能得到各种变量的连续分布信息^[6] ,但考虑生产因素较多时 ,受计算机条件限制 ,基于传热模型的方法计算量大 ,实时性难以保证。基于人工神经网络的智能控制方法 ,作为一种处理被控系统复杂行为的手段近年来受到重视 ,在二冷水控制中已有应用^[5-8]。

文中建立了一个利用 BP(Back-Propagation)神经网络实现铸坯表面温度的跟踪、用模糊神经网络(FNN (Fuzzy-neural network))在传统控制方法基础上实现

二冷水的动态调整与分配的具有学习能力的智能控制模型。

1 设计思想

对连铸坯的二冷动态配水问题 ,在钢种、断面尺寸一定的情况下 ,板坯连铸二冷段的水量分配关键因素是拉速与过热度 ,一般动态控制较多的采用如下两个公式^[4-5,11-12] :

$$Q_{Mi} = A_i V_i + B_i V_i + C_i , \quad (1)$$

$$Q_{Mi} = A_i V_i^2 + B_i V_i + C_i + \alpha_i \Delta T , \quad (2)$$

式中 Q_{Mi} 为特定钢种、断面条件下二冷区第 i 回路配水量 L/min ; A_i 、 B_i 、 C_i 为特定钢种、断面条件下二冷区第 i 回路控制模型参数 ; α_i 为过热度修正系数 ; ΔT 为中间包钢水过热度(K) ; V_i 为第 i 段平均拉速 , m/min 。

公式(1)是一种简单的参数控制 ,是目前国内大多钢厂采用的方法。公式(2)在公式(1)的基础上通过增加过热度与修正因子的乘积来消除过热度对温度波动的影响。但在生产中 ,由于中间包温度受操作水平、人为因素等外界的干扰 ,使得修正系数很难确定。孙韶元^[4]、王立东^[5]等使用模糊神经网络根据预测表面温度与目标表面温度的差 ,对二冷的配水量进行动态调节。

收稿日期 2007-06-19

作者简介 :郑忠(1963-) ,女 ,重庆大学教授 ,博士生导师 ,主要从事冶金过程计算机模拟与物流仿真研究 (E-mail)zhengzh@cqu.edu.cn。

神经网络具有逼近任意复杂非线性连续函数、信息并行处理及自学习、自适应等智能特点^[9]。其中,基于BP算法的神经网络以其结构清晰、可操作性强等优点而成为使用最广泛的一种神经网络模型。而模糊神经网络兼有神经网络自身的学习能力和具有模糊控制的归纳推理能力,可改善控制系统的性能^[10]。

针对板坯连铸二冷段的水量控制的现实需要,基于神经网络模型的特点,可构建一种新的智能控制模型系统,即利用BP神经网络预测二冷段各段温度,以克服凝固传热机理模型的适应性不强的弱点;另外将计算温度与目标温度之差、拉速变化作为输入项,用模糊神经网络实现二冷水的动态修正,使得模型能通过网络学习,重置系统的决策系数,满足复杂的配水要求,并且能够结合模糊规则,在有限的输入变量情况下,准确地判断出水量的调整量,消除拉速和过热度对铸坯温度场波动的影响,保证铸坯温度的平稳和合理。

2 控制模型的系统设计与实现

2.1 智能控制模型的建立

根据板坯连铸各段冷却条件,采用分段控制能更好地跟踪铸坯,智能控制模型结构如图1。智能控制系统中,铸机实时运行情况保存于动态数据库中;BP神经网络完成各段平均温度与出口温度的预测,分别用各段 t 时刻进口温度、水量、拉速预测本段 $t+1$ 时刻平均温度与出口温度;模糊神经网络FNN则由各段 $t+1$ 时刻拉速变化、计算温度与目标温度差值预测该段 $t+1$ 时刻的水量调整量,预测模块包括传热模型和BP神经网络两部分,如图1中虚线所示,两者功能一致。BP神经网络训练所需要的样本由传热模型同步计算产生。模糊神经网络训练所需要的样本由传热模型结合实际水量的调整产生,此时BP神经网络可暂不计算。

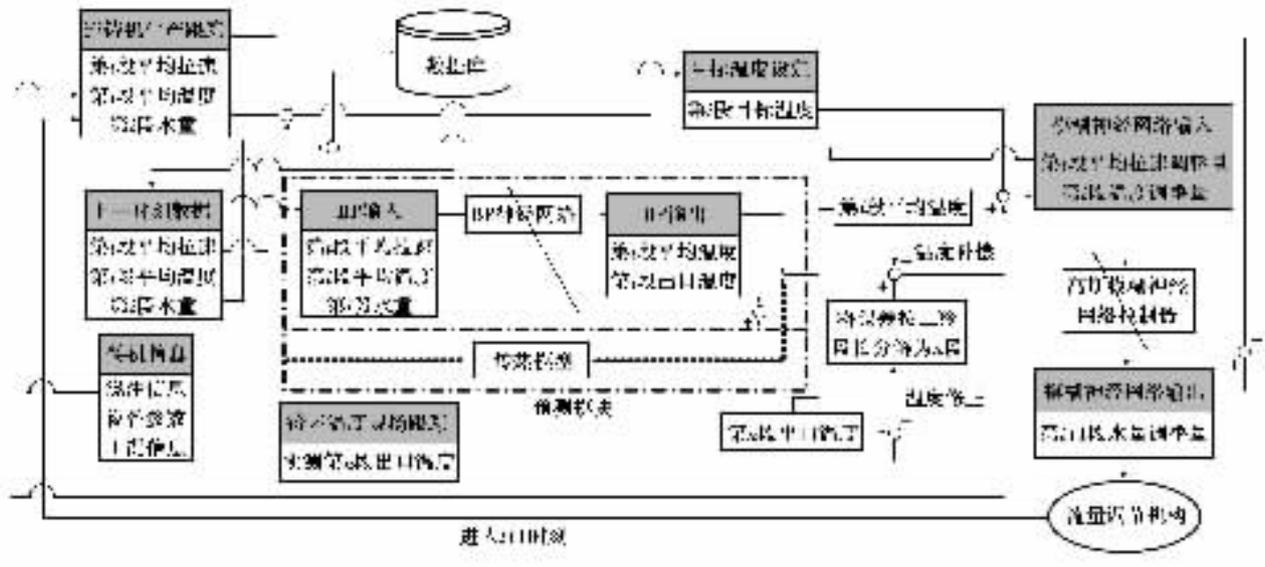


图1 智能控制模型框图

注:出口温度指位于某一段出口位置铸坯表面中间点的温度;上一段出口温度即为下一段入口温度;平均温度指位于某一段的铸坯表面所有中间点温度的平均值

目标温度根据铸机工艺条件、冶金准则设定。一般在铸坯的二冷段出口处可设置温度测量装置,因此,考虑将实测第 n 段的出口温度与BP神经网络预测温度之间的误差按二冷各段长度比例补偿到BP预测的各段平均温度中,以此,可将采用分段控制策略的BP神经网络对各段温度预测的累积误差控制在最小。模糊神经网络根据拉速调整量、各段预测温度与目标温度的偏差计算出相应各段下一时刻的实际水量。即 $t+1$ 时刻的第 i 段实际水量为

$$Q_i(t+1) = Q_i(t) + \Delta Q_i(t+1), \quad (3)$$

式中: $\Delta Q_i(t+1)$ 为调整水量; $Q_i(t)$ 为 t 时刻水量; $Q_i(t+1)$ 为最终输出水量,单位均为L/min。

2.2 控制模型的BP神经网络结构

控制模型中,针对二冷区的每一段分别建立一个BP神经网络,由于一个3层神经网络就具有任意逼近能力,因此将神经网络设置为3层。其基本结构如图2所示, W_{ij} 、 W_{jk} 分别为BP神经网络的隐层到输入层和输出层到隐层的权值矩阵。其输入层共有3个神经元,分别表示第 i 段 t 时刻平均拉速 $V_i(t)$,第 i 段 t 时刻的实时水量 $Q_i(t)$,第 i 段 t 时刻进口温度 $TI_i(t)$;中

间层设有 5 个神经元,输出层共 2 个神经元,表示第 i 段 $t+1$ 时刻出口温度 $TO_i(t+1)$,第 i 段 $t+1$ 时刻平均温度 $T_i(t+1)$,温度单位均为 $^{\circ}\text{C}$ 。隐层与输出层的输出采用 sigmoid 函数。在对各段平均温度与出口温度进行预测时, BP 神经网络的学习样本均来自传热模型^[13],在给定铸机信息情况下,依据其与传热模型的计算误差,采用最小二乘法^[14]来调整 BP 神经网络的权值,达到对各段温度的精确预测。

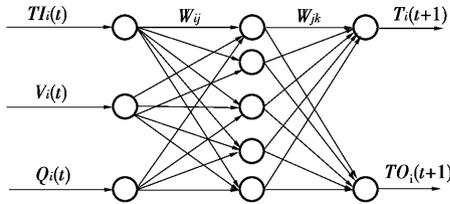


图 2 BP 神经网络结构图

2.3 控制模型的模糊神经网络结构

设计的模糊神经网络结构如图 3。

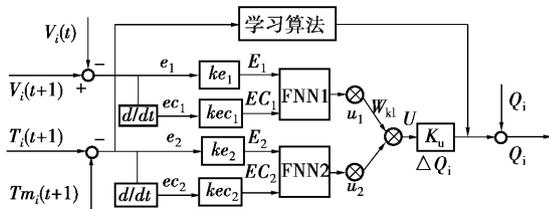
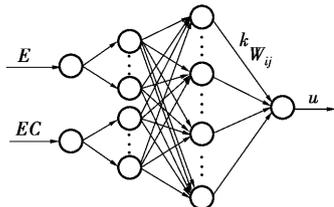


图 3 模糊神经网络控制原理图

拉速与平均温度的误差为 e_1, e_2 , e_1, e_2 经微分后得到的误差变化率 ec_1, ec_2 , ke_1, ke_2, kec_1, kec_2 表示量化因子,分别将 e_1, e_2, ec_1, ec_2 的论域转化为模糊控制器的输入论域,转化后得到模糊神经网络控制器 1 的输入 E_1, EC_1 和模糊神经网络控制器 2 的输入 E_2, EC_2 。 U 为两个模糊控制器加权之后的输出, K_u 为比例因子,将输出论域转化为实际的输出 $\Delta Q_i(t+1)$, $Q_i(t)$ 为 t 时刻的水量,两者相加之后得到最终的输出 $Q_i(t+1)$,即公式(3)。



第一层 第二层 第三层 第四层
图 4 模糊神经网络结构图

采用的模糊神经网络 FNN 结构如图 4 所示。图中第一层将输入(误差、误差变化率)引入网络;第二层将输入量转化到模糊区间。第三层对应模糊推理,代表“and”操作,采用 $\max - \min$ 法。第四层对应去模糊化操作,采用权值平均判决法。其中 kW_{ij} 表示权值,

左上标表示子模糊控制器,其物理意义代表模糊推理参数。网络输出时,将子模糊控制器控制量 $u_k(k=1, 2)$ 加权去模糊化后得到输出。其中权值 W_{kl} 反映了各输入量对最终输出量的影响因子。网络学习采用误差反传的迭代算法^[14]。

FNN 设计中,输入、输出的论域都定义为 $[-6, 6]$ 。在该论域中,定义 7 个语言词集,“负大”、“负中”、“负小”、“零”、“正小”、“正中”、“正大” $\} = \{NB, NM, NS, Z, PS, PM, PB\}$,每一个语言词集对应一个隶属函数,隶属函数采用高斯基函数:

$$\mu_{A_i}(x) = \exp\left(-\frac{(x - a_i)^2}{b_i^2}\right), \quad (4)$$

其中 a_i 为隶属函数的中心位置, b_i 为隶属函数的形状参数。

FNN 离线训练时网络初始权值采用 $0 \sim 0.3$ 之间的随机数。网络学习率对于权值采用 0.3 ,对于中心值与宽度采用 0.02 。离线训练的值包括 W_{kl}, kW_{ij} 以及高斯函数的参数 a_i, b_i 。在线学习时,只调整网络的权值。

3 控制模型系统的测试和应用

以某钢厂的板坯连铸过程为对象进行系统测试和应用。设备参数:结晶器长度为 0.9 m ;二冷总长度为 29 m ,分八段;铸坯尺寸 $1080 \times 200 \text{ mm}^2$;钢种选 $Sib32$ 。物性参数:比热容固相时为 $670 \text{ J}/(\text{kg} \cdot \text{K})$,液相时为 $840 \text{ J}/(\text{kg} \cdot \text{K})$;密度固相时 $\rho = 7800 \text{ kg}/\text{m}^3$,液态时 $\rho = 7020 \text{ kg}/\text{m}^3$,两项区时 $\rho = 7380 \text{ kg}/\text{m}^3$;导热系数固相时 $k = 29.4 \text{ W}/(\text{m} \cdot \text{K})$,液相时 k 为 $117.4 \text{ W}/(\text{m} \cdot \text{K})$ 。其它浇注条件从现场获取。

3.1 BP 神经网络的应用结果

根据传热模型提供的样本值,实验测定,隐含层单元数为 5 时,能够满足精度要求,且离线训练所用的时间也最少。BP 神经网络经过 10 次训练之后可将精度降到 2.0×10^{-2} ,在各段训练精度都降到 1.0×10^{-4} 内时用于仿真研究。在 $1.3 \text{ m}/\text{min}$ 的拉速下,各段温度预测仿真结果如图 5,由于累积误差,使得 BP 神经网络预测值与传热模型计算温度最大相差 $15 \text{ }^{\circ}\text{C}$,当现场有条件时,可以根据实测值对 BP 神经网络预测的二冷各段出口温度进行修正,以此可将各段实际出口温度限制在 $5 \text{ }^{\circ}\text{C}$ 之内。BP 神经网络对二冷出口温度的预测结果见表 1。由表 1 可见,当实际测定值采用现场多次测定的平均值时, BP 神经网络的预测值与传热模型预测值相近。智能模型系统应用时,可将 BP 神经网络预测的第 n 段出口温度与实测出口温度校正后按照二冷段长比例补偿到各段平均温度中。

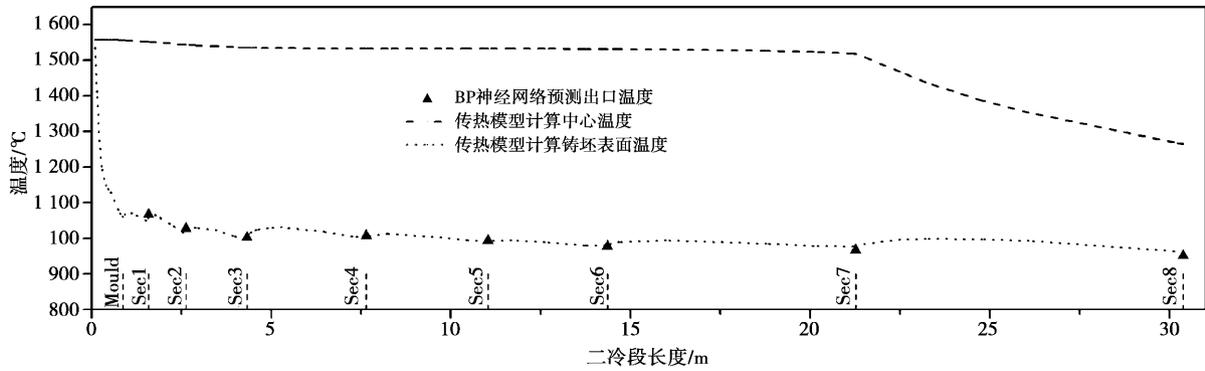


图5 平均温度预测比较图

表1 铸坯出口温度仿真结果

拉速 $v/(m \cdot min^{-1})$	出口温度 $T/^\circ C$		实测值
	传热模型 计算值	BP神经网络 预测值	
1.45	981.7	982.1	977.5
1.32	972.4	973.8	968.8
1.25	951.1	947.9	950.1
1.21	933.8	932.1	937.8

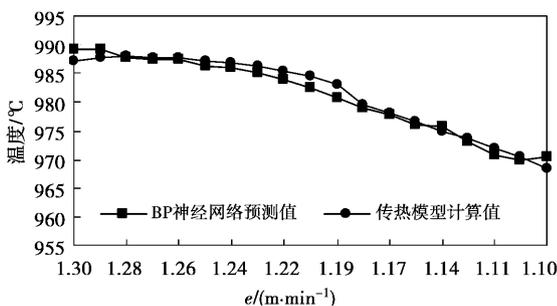


图6 不同拉速下平均温度预测比较图

为分析拉速变化对温度的影响,以第四段为例,在拉速从1.3 m/min变化到1.1 m/min的过程中,对第四段平均温度的预测结果如图6。从图中可以看出,两者误差在5 °C之内, BP神经网络能够很好的辨识传热模型,达到对出口温度与平均温度的准确预测。

3.2 模糊神经网络的仿真结果

将训练好的模糊神经网络模型用于跟踪板坯的二冷水的分配,以二冷段第四段水量动态分配为例,限定拉速的变化范围在 $[-0.1, 0.1]$,温度变化范围在 $[-30, 30]$ 输出调整水量变化范围在 $[-10, 10]$,训练精度达到 3.0×10^{-2} 时用于对水量进行动态分配计算。设定初始拉速为1.3 m/min,目标温度为1008 °C,第四段进口温度为996 °C,采样时间取1 s,在拉速与目标温度均不作变化时,智能控制系统对水量做出的动态调整图如图7,从图中可以看出, FNN在10 s之内便可通过调整水量的分配将计算温度与目标温度达到

统一,且温度与水量的波动幅度小。在初始进口温度为950 °C,目标温度设定982 °C,水量为158 L/min,将拉速采用随机数从1.3 m/min逐渐变化到1.1 m/min,目标温度不变,采样时间取1 s时,智能控制系统对水量的动态调整图如图8,受拉速变化幅度和计算温度与目标温度差异影响,水量呈折线型逐渐降低,最终达到稳定。实际生产中,传热模型在进口温度为950 °C,拉速为1.1 m/min情况下计算平均温度达到982 °C时的水量为131 L/min,这与控制模型最终输出水量135 L/min相差4 L/min,说明智能控制模型的有效性。

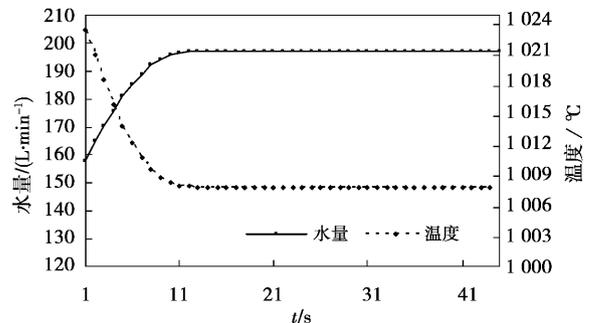


图7 同一拉速下目标温度改变时水量调整曲线

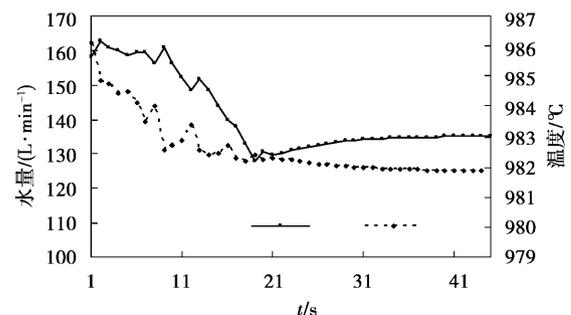


图8 拉速变化目标温度不变时水量调整曲线

4 结语

现场测试与仿真计算结果表明:

1)基于BP神经网络与高斯模糊神经网络的智能

控制模型能够很好的克服传热模型计算中存在的非线性、不确定性、外界干扰强等因素的影响；

2) 利用模糊神经网络的计算能力, 可快速响应二冷配水中拉速和目标温度等变化对水量调整的实时性要求；

3) 建立的模型系统对于改善板坯连铸二冷水动态调整与分配, 提高二冷控制的智能化水平, 进而提高板坯质量具有现实意义。

感谢四川托日信息工程有限责任公司和攀枝花新钢钒股份公司提钒炼钢厂在项目研究和应用测试等方面提供的支持和帮助。

参考文献：

- [1] 郑鹏. 连铸二冷过程建模及配水的智能优化研究 [D]. 沈阳 : 东北大学, 2005.
- [2] 高宽心, 包燕平, 刘建华. 连铸板坯三角区裂纹的成因及对策 [J]. 山西冶金, 2005(4): 19-20.
- [3] 王伟, 郭戈. 连铸过程的建模与控制 [J]. 控制与决策, 1997 (12): 385-387.
- [4] 孙韶元, 李世平, 王俊然, 等. 连铸二冷控制的智能化方法 [J]. 北京科技大学学报, 1997, 19(4): 188-191.
- [5] 王立东, 于晓峰, 曲强, 等. 板坯连铸二冷水智能控制及仿真研究 [J]. 鞍山科技大学学报, 2004, 27(8): 269-271.
- [6] 李宝宽, 赫冀成. 计算流体力学在炼钢中的应用和发展 [J]. 力学进展, 1999, 29(4): 77-85.
- [7] SANTOS, CARLOS A. A solidification heat transfer model and a neural network based algorithm applied to the continuous casting of steel billets and blooms [J]. Modeling and Simulation in Materials Science and Engineering, 2005 (13): 1071-1087.
- [8] CHEUNG N, GARCIA A. The use of a heuristic search technique for the optimization of quality of steel billets produced by continuous casting [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2001(14): 229-238.
- [9] ALLEYNE A, POMYKALSKI M. Control of a class of nonlinear systems subject to periodic exogenous signals [J]. IEEE Trans on Control Systems Technology, 2000, 8(2): 279-287.
- [10] 王耀南. 机器人智能控制工程 [M]. 北京 : 科学出版社, 2004 : 32-35.
- [11] RICHARD A, HARDLIN, KAILIU, et al. A transient simulation and dynamic spray cooling control zone in continuous casting [J]. Metallurgical and Materials Transactions, 2003 (34): 297-300.
- [12] 祭程, 张书岩, 赵琦, 等. 连铸板坯轻压下实时温度场计算及动态二冷控制模型的研究与开发 [A]. 中国钢铁会议论文集 (第 3 卷) [C]. 北京 : 中国金属学会, 2005.
- [13] 郑忠, 胡燕. 连铸坯凝固传热过程的数学模型分析 [J]. 重庆大学学报 : 自然科学版, 2006, 29(10): 100-104.
- [14] WANG Y N. An adaptive control using fuzzy logic neural network and its application [J]. Control Theory and Applications, 1995, 12(4): 437-444.

Dynamic Control Model for the Secondary Cooling of Slab Casting Based on Neural Networks

ZHENG Zhong, ZHAN Xian-hui

(College of Material Science & Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, P R China)

Abstract : A dynamic control model for the secondary cooling of slab casting is presented to reduce the difference between the actual temperature and the goal surface temperature of slab. The model, which is based on the BP neural networks for forecasting the temperature and the fuzzy neural networks for dynamically controlling the water in the secondary cooling in the continuous casting, could timely adjust and allocate the water according to the speed and temperature of slab. A series of tests have been conducted based on inputs of the No. 2 slab caster in a steel plant. It has been shown that the model, which integrate the characteristics of water controlling problem in secondary cooling into the temperature status of slab during the cooling process, can control the water in secondary cooling efficiently and dynamically according to the situation of actual production.

Key words neural networks, fuzzy-neural networks, continuous casting, secondary cooling, dynamic control

(编辑 吕建斌)