

# 基于混沌粒子群算法的连铸传热模型参数辨识

阳 剑<sup>1</sup>, 孟红记<sup>1</sup>, 纪振平<sup>2</sup>, 谢 植<sup>1</sup>

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 沈阳理工大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110159)

**摘 要:** 针对连铸传热模型参数辨识问题中包含偏微分方程所带来的复杂性和非线性, 提出采用混沌粒子群算法进行优化求解, 依据不同位置射钉测量坯壳厚度和二冷外测量铸坯表面温度相结合, 优化确定了二冷换热系数和有效导热系数相应参数. 最后通过在线计算铸坯表面温度与二冷出口铸坯表面测温比较, 结果偏差小于 13 ℃, 验证了辨识参数的可靠性. 校验后的模型成功应用于连铸机的二冷配水优化和动态控制.

**关 键 词:** 连铸; 传热模型; 参数辨识; 粒子群算法; 混沌

**中图分类号:** TP 18; TF 777 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2014)05-0613-04

## Parameter Identification of Heat Transfer Model for Continuous Casting Billets Based on Chaos Particle Swarm Optimization

YANG Jian<sup>1</sup>, MENG Hong-Ji<sup>1</sup>, JI Zhen-ping<sup>2</sup>, XIE Zhi<sup>1</sup>

(1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. School of Information Science & Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China. Corresponding author: YANG Jian, E-mail: neuyangjian@163.com)

**Abstract:** Due to the complexity and nonlinearity with a partial differential equation, an identification method based on chaos particle swarm optimization (CPSO) was presented. Based on the combination of the measured shell-thicknesses by nail-shooting at different positions and the measured surface temperatures outside the secondary cooling chamber, parameters related to the heat transfer coefficients of secondary cooling and the effective conductivity were determined. Finally the model was verified as the difference was within the range of  $\pm 13$  ℃ between the calculated surface temperature by online calculation and the measurements at the exit of secondary cooling chamber. The verified model was applied to the optimization and dynamic control of secondary cooling.

**Key words:** continuous casting; heat transfer model; parameter identification; particle swarm optimization; chaos

连铸传热模型是连铸工艺优化和精确控制的重要手段, 对于提高连铸产品的质量具有重要意义. 准确的边界条件和物性参数是模型应用的前提.

边界条件中, 二冷区各冷却段对流换热系数的确定是关键<sup>[1]</sup>. 物性参数中, 对流引起的等效导热系数则是关键<sup>[2]</sup>. 但二者都缺乏直接的检测手段. 因此通常通过间接的检测, 如温度、坯壳厚度的测量反算得到. 这一反算过程引入了一个包含偏微分方程的非线性的参数优化问题.

文献[3]提出采用自适应蚁群算法解决这一问题, 但是算法较为复杂, 精度较低. 粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)<sup>[4]</sup> 具有步骤简洁、参数较少、易于实现等优点, 目前在多维连续空间优化问题等领域取得了很好的效果<sup>[5]</sup>. 但是标准 PSO 也存在容易早熟、陷入局部极值等缺点. 文献[6]引入混沌机制, 使陷入局部极小点的粒子能够跳出停滞状态, 增强了算法全局寻优能力. 本文提出采用混沌粒子群算法解决连铸传热模型参数辨识问题. 在检测方法上, 本文采用在二

冷区不同位置射钉与二冷外测温相结合. 在二冷区内采用射钉测量坯壳厚度可不受水雾干扰, 特别适于强冷情形. 而结合二冷外测温有利于克服只采取射钉辨识性差的缺点.

## 1 连铸传热模型

### 1.1 数学模型

假设: 将连铸过程中对流换热等效为导热; 将凝固潜热释放等效为比热增加; 考虑沿拉坯方向热传导较小, 忽略该方向传热. 建立连铸传热模型:

$$\rho c_{\text{eff}} \frac{\partial T}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left( k_{\text{eff}} \frac{\partial T}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left( k_{\text{eff}} \frac{\partial T}{\partial y} \right). \quad (1)$$

式中:  $\rho$  为钢液密度,  $\text{kg}/\text{m}^3$ ;  $c_{\text{eff}}$  为等价比热容,  $\text{J}/(\text{kg} \cdot \text{K})$ ,  $c_{\text{eff}} = \text{d}H/\text{d}T$ ,  $H$  为热焓;  $k_{\text{eff}}$  为等效导热系数,  $\text{W}/(\text{m} \cdot \text{K})$ ,  $k_{\text{eff}} = f_s k_s + m(1 - f_s) k_l$  [7],  $k_s, k_l$  分别为固液相导热系数,  $f_s$  为固相分率,  $m$  表征对流强度;  $T$  为铸坯温度,  $\text{K}$ . 假设  $\rho, H, k$  是温度和钢种成分的函数 [8].

模型的初始条件和边界条件如下:

1) 初始条件, 忽略中间包到弯月面降温:

$$T(x, y, 0) = T_c. \quad (2)$$

$T_c$  为中间包钢水温度.

2) 结晶器边界条件:

$$-k \frac{\partial T}{\partial n} = A - B \sqrt{t}. \quad (3)$$

式中:  $t$  为铸坯自弯月面开始在结晶中已经历的时间;  $A, B$  为常数.

3) 二冷区边界条件:

$$-k \frac{\partial T}{\partial n} = h_i (T - T_{\text{water}}) + \varepsilon \sigma (T^4 - T_{\text{air}}^4). \quad (4)$$

式中:  $h_i$  为二冷区第  $i$  段换热系数,  $\text{W}/(\text{m}^2 \cdot \text{K})$ ;  $T_{\text{water}}, T_{\text{air}}$  分别为冷却水温度和环境空气温度,  $\text{K}$ ;  $\varepsilon$  为黑度;  $\sigma$  为斯蒂芬-波尔兹曼常数,  $\text{W}/(\text{m}^2 \cdot \text{K}^4)$ .

模型采用有限容积法进行离散化并采用交差隐式算法进行求解.

### 1.2 模型待辨识参数

根据喷淋方式的差异, 二冷区各段换热系数与水流密度的关系采用不同的经验公式确定:

1) 喷水冷却 [9]:

$$h = \frac{1570 w^{0.55} (1 - 0.0075 (T_{\text{water}} - 273))}{\alpha}. \quad (5)$$

2) 气雾冷却:

$$h = 1000 w / \alpha. \quad (6)$$

其中:  $w$  为水流密度,  $\text{L}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ ;  $\alpha$  为待辨识参数.

共有  $(n + 1)$  个参数需要辨识, 记为  $\alpha$ ,  $\alpha =$

$[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n, m]$ .

### 1.3 连铸射钉测厚和表面测温

1) 射钉测厚. 连铸射钉测厚是将钉身沟槽内固结有硫化物的钉子通过空包子弹推送高速射入高温铸坯, 根据硫在不同相中的扩散差异制作硫印确定坯壳厚度. 图 1 是所使用的射钉枪及配套的子弹和钢钉, 图 2 是制作的硫印, 其中 A 为固相区, 其特征为射钉保持原有外形, 硫未扩散, A 区宽度即为坯壳厚度.

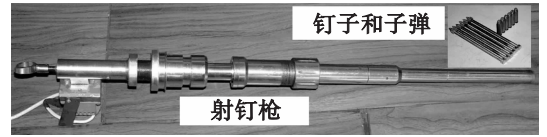


图 1 射钉枪及钉子和子弹

Fig. 1 Nail gun, steel nail and blank cartridge

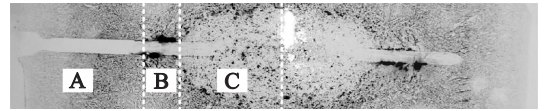


图 2 射钉测厚硫印图

Fig. 2 Sulfur print for shoot nail

2) 连铸表面测温. 连铸表面测温在二冷室外进行, 采用 Mikron 生产的近红外热像仪 M9200. 测温时发射率设置为 0.85. 所测铸坯表面温度分布见图 3. 在此基础上沿拉坯方向取峰值获得铸坯表面横向温度曲线分布, 以消除氧化铁皮的影响, 进而通过热图像定位获得铸坯表面中心点的温度.

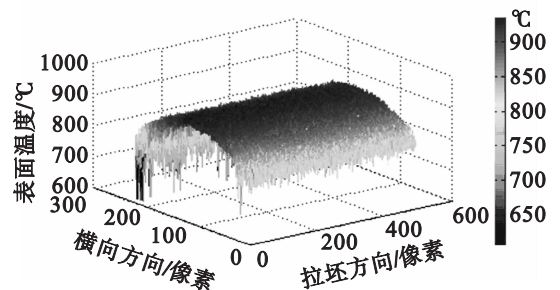


图 3 铸坯表面温度分布

Fig. 3 Surface temperature distribution

## 2 基于混沌粒子群算法辨识模型参数

根据模型计算和测量数据定义目标函数:

$$\min J(\alpha) = \sum_{j=1}^{m_1} \left( \frac{T_{\text{cal},j} - T_{\text{mea},j}}{T_{\text{mea},j}} \right)^2 + \sum_{j=1}^{m_2} \left( \frac{H_{\text{cal},j} - H_{\text{mea},j}}{H_{\text{mea},j}} \right)^2. \quad (7)$$

其中:  $T_{\text{mes},j}, H_{\text{mes},j}$  分别是铸坯表面温度和坯壳厚

度测量值; $T_{cal,j},H_{cal,j}$ 则是根据第  $j$  组测量时工艺条件及传热模型得到的相应计算值. 优化目标函数的最优解  $\alpha^*$  作为模型参数辨识的结果.

本文采用混沌粒子群算法 (chaos particle swarm optimization, CPSO) 对目标函数 (7) 进行优化,其中, $\alpha$  作为粒子群算法中的“粒子”. 本文模型参数辨识的原理如图 4 所示.

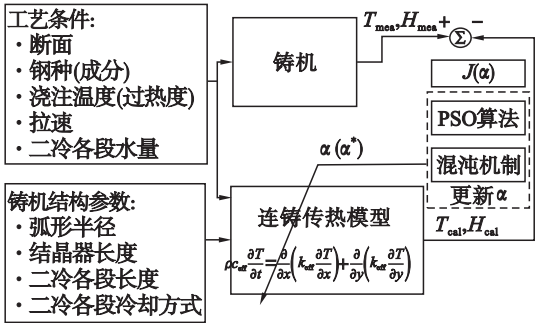


图 4 传热模型参数辨识原理

Fig. 4 Architecture for parameter identification

### 2.1 标准粒子群算法

PSO 算法中,对于  $D$  维多变量优化问题,每个可行解  $x$  (本文中即  $\alpha$ ) 称为“粒子”,每个粒子根据“飞行惯性”、“自身最优”和“群体最优”三部分更新“飞行速度”,进而更新“自身位置”,趋近最优解. 粒子速度和自身位置更新的表达式依次为

$$v_{i,d} = wv_{i,d} + c_1r_1(p_{i,d} - x_{i,d}) + c_2r_2(g_d - x_{i,d}), \quad (8)$$

$$x_{i,d} = x_{i,d} + v_{i,d}. \quad (9)$$

其中: $i$  为粒子编号; $w$  为惯性因子; $c_1, c_2$  为加速因子,正常数; $r_1, r_2$  为  $[0,1]$  范围内的随机数; $p_i$  和  $g$  分别为粒子  $i$  历史最优位置及群体所有粒子所经历的最优位置. 粒子的“优劣程度”根据适应度函数值大小判断. 本文取适应度函数  $f(x) = C - J(x), C = 3$ . 初始粒子群在可行域内按均匀分布随机产生.

### 2.2 引入混沌机制的粒子群算法

分析式 (8) 和式 (9) 可知,随着粒子群演化的进行,当某些粒子  $p_i$  接近于群体最优位置  $g$  时,且  $w < 1$  时,粒子速度逐渐减小,趋近于零,这些粒子的演化出现停滞,由此容易产生早熟现象,收敛于局部极值点. 为了使粒子能够“跳出”这种停滞状态,引入混沌机制对粒子位置进行更新.

本文中,在粒子群按式 (8)、式 (9) 更新后,计算适应度  $f$ ,当粒子  $i$  连续  $N_c$  次满足  $|f(x_i) - f(p_i)| < \delta$  时即判断粒子处于“停滞”状态,将粒子“激活”,通过类似载波方式将粒子的“活动空间”扩大到一个以当前粒子位置为中心,  $R_d$  为半径的区域:

$$x_{i,d}^k = x_{i,d} + R_d(2y_{k,d} - 1). \quad (10)$$

其中  $y_{k,d} \in (0,1)$ , 由 Logistic 映射迭代产生:

$$y_{k+1,d} = 4y_{k,d}(1 - y_{k,d}). \quad (11)$$

初始值  $y_0$  各分量在  $(0,1)$  区间按均匀分布随机产生.

当  $f(x_{i,d}^k) > f(x_{i,d})$  时,对当前粒子位置进行更新,否则按式 (10)、式 (11) 迭代,当  $k > N_{max}$  时跳出该粒子混沌迭代. 混沌机制增强了粒子遍历参数空间的能力,提高了算法全局寻优的可靠性.

## 3 结果与讨论

本文以在某炼钢厂 A 的实际应用为例,说明本文方法参数辨识的条件、过程和结果. 该厂铸机为 7 机 7 流小方坯铸机,生产断面  $160\text{ mm} \times 160\text{ mm}$ ,铸机结构参数见表 1. 二冷区共 4 个冷却段,前两个冷却段为喷水冷却,后两个冷却段为气雾冷却. 本文以高碳钢 65<sup>#</sup> 钢为研究对象,其比水量为  $0.68\text{ L/kg}$ ,各段分配比例为 44:38:10:8.

表 1 铸机结构参数

Table 1	Caster parameters	m
弧形半径	10.00	
结晶器有效长度	0.90	
二冷 1~4 段长度	0.37, 1.85, 2.20, 2.32	

### 3.1 射钉测厚及表面测温数据

射钉主要在各冷却段之间的空隙进行,从边流侧弧击入铸坯中心. 本文射钉测试条件为:钢种为 65<sup>#</sup> 钢 (液相线  $1476\text{ }^\circ\text{C}$ ),过热度、拉速、射钉位置及结果见表 2.

表 2 射钉测厚数据

Table 2	Measured shell-thickness data			
序号	过热度	拉速	到弯月面	坯壳厚度
	$^\circ\text{C}$	$(\text{m} \cdot \text{min}^{-1})$	距离/m	mm
1	23	1.70	3.1	20
2	27	1.81	5.3	30
3	28	1.81	7.6	45
4	31	1.81	9.7	71
5	22	2.01	9.7	59

铸坯表面测温在二冷外进行,测温点位于二冷室出口和矫直点,距弯月面分别为 13.5, 15.9 m. 在过热度  $32\text{ }^\circ\text{C}$ ,拉速  $1.75\text{ m/min}$  下,其测温值分别为  $973, 941\text{ }^\circ\text{C}$ .

### 3.2 参数辨识结果

本文对 CPSO 算法采用以下参数进行参数辨识: $c_1 = 2.8, c_2 = 1.3, w = 0.5$ , 粒子数  $N_p = 100$ ;

$N_c = 5, N_{\max} = 30, \delta = 1 \times 10^{-9}, R_d = 1; a_i \in [0.5, 10], i = 1, 2, 3, 4; m \in [1, 10]$ . 采用 CPSO 辨识过程见图 5, 并与采用标准 PSO 算法及只采用射钉数据的辨识过程作比较.

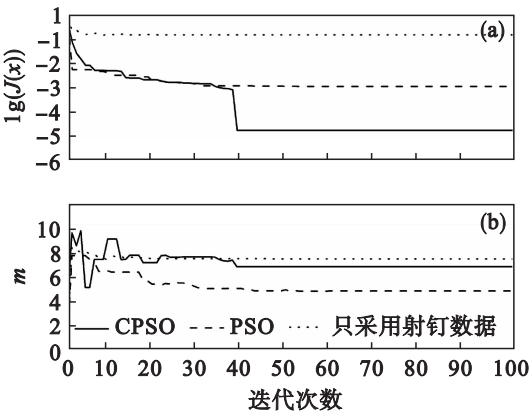


图 5 CPSO 收敛过程  
Fig. 5 Convergence of CPSO  
(a)— $J(x)$ ; (b)— $m$ .

采用标准 PSO 算法出现了早熟现象, 收敛于局部极值, 而 CPSO 算法由于混沌机制的引入, 在粒子群迭代 37 代后, 能够跳出局部极值, 最终获得最优解; 同时, 只采用射钉数据, CPSO 辨识获得的参数代入模型计算与实测温度也存在较大的偏差, 表明只采用射钉数据可辨识性变差.

采用射钉和测温数据相结合, CPSO 参数辨识的结果为:  $a_1 = 2.586, a_2 = 2.310, a_3 = 0.822, a_4 = 0.892, m = 7.041$ .

3.3 模型在线计算可靠性的测试

为验证辨识结果的可靠性, 采用辨识参数进行在线计算, 对二冷出口处铸坯表面温度计算值与实际测量值进行比较, 见图 6. 采用 CPSO 辨识参数模型计算值与测量值偏差小于  $13\text{ }^{\circ}\text{C}$ , 表明辨识参数与实际相符合.

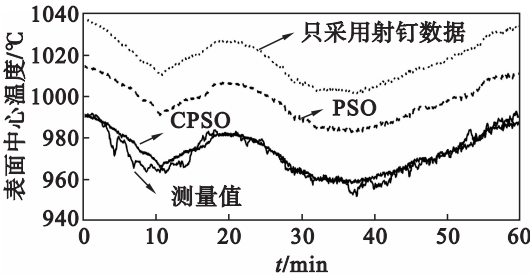


图 6 模型计算温度与测量值的比较  
Fig. 6 Comparison between the calculated temperatures and the measured values

3.4 模型的应用

校验后的模型已成功应用于 A 厂连铸机二冷配水的优化和动态控制. 二冷配水优化后使得水量强度、分布及温度控制更为合理, 同时动态控

制减小了非稳态浇注过程中铸坯表面温度的波动, 有利于铸坯质量的提高. 应用结果表明: 铸坯质量明显改善. 脱方由原来的最大  $8 \sim 9\text{ mm}$  减小为  $\leq 4\text{ mm}$ , 中心偏析由原来  $\leq 1.22$  减小为  $\leq 1.15$ .

4 结 论

- 1) 混沌粒子群算法能够对连铸传热模型参数辨识问题进行优化求解, 算法简洁、容易实现, 混沌机制的引入增强了算法全局寻优能力.
- 2) 检测方法上, 射钉测厚结合铸坯表面测温有利于提高连铸传热模型的可辨识性. 校正后模型在线计算值与测量值 (二冷出口表面中心) 偏差小于  $13\text{ }^{\circ}\text{C}$ , 表明了辨识参数的可靠性.
- 3) 校验后的模型应用于高碳钢系列 ( $60^{\#}$  钢、 $65^{\#}$  钢) 连铸二冷配水优化控制, 提高了铸坯质量.

参考文献:

[1] Spitzer K H, Harste K, Weber B, et al. Mathematical model for thermal tracking and on-line control in continuous casting [J]. *ISIJ International*, 1992, 32 (7): 848 - 856.

[2] Brimacombe J. The challenge of quality in continuous casting processes [J]. *Metallurgical and Materials Transactions A*, 1999, 30 (8): 1899 - 1912.

[3] 纪振平, 谢植, 马交成. 基于自适应蚁群算法的传热模型参数辨识 [J]. 冶金自动化, 2009, 33 (1): 6 - 11.  
(Ji Zhen-ping, Xie Zhi, Ma Jiao-cheng. Parameter identification of heat transfer model based on adaptive ant colony optimization algorithm [J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2009, 33 (1): 6 - 11.)

[4] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory [C]//Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nogoya, 1995: 39 - 43.

[5] Dong C, Wang G F, Chen Z Y, et al. A method of self-adaptive inertia weight for PSO [C]//International Conference on Computer Science and Software Engineering. Wuhan, 2008: 1195 - 1198.

[6] 孟红记, 郑鹏, 梅国晖, 等. 基于混沌序列的粒子群优化算法 [J]. 控制与决策, 2006, 21 (3): 263 - 266.  
(Meng Hong-ji, Zheng Peng, Mei Guo-hui, et al. Particle swarm optimization algorithm based on chaotic series [J]. *Control and Decision*, 2006, 21 (3): 263 - 266.)

[7] Louhenkilpi S, Laitinen E, Nieminen R. Real-time simulation of heat transfer in continuous casting [J]. *Metallurgical Transactions B*, 1993, 24 (4): 685 - 693.

[8] Miettinen J. Calculation of solidification-related thermophysical properties for steels [J]. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 1997, 28 (2): 281 - 297.

[9] Ma J C, Xie Z, Jia G L. Applying of real-time heat transfer and solidification model on the dynamic control system of billet continuous casting [J]. *ISIJ International*, 2008, 48 (12): 1722 - 1727.