

基于改进多目标遗传算法的连铸二冷过程优化

翟莹莹¹, 厉英², 敖志广¹
(1. 东北大学 计算机科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110169; 2. 东北大学 冶金学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘 要: 采用一种改进的多目标遗传算法对二冷工艺进行优化. 改进的多目标遗传算法应用概率法选取选择算子, 根据适应度值来动态计算交叉和变异概率, 能够得到更好的全局最优解, 提高算法精度和整体性能. 在基于凝固传热模型的二冷优化过程中, 采用变间距差分法离散求解传热方程, 对比粒子群算法、多目标遗传算法, 改进的多目标遗传算法搜索效率高, 得到的价值函数最小. 在实际生产中, 采用优化后的二冷工艺, 使得总用水量减少约 10%, 提高了铸坯质量, 达到了节能降耗的要求.

关 键 词: 连铸; 二冷工艺; 凝固传热模型; 多目标遗传算法; 冶金准则

中图分类号: T 391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2019)05-0658-05

Optimization of Continuous Casting Secondary Cooling Based on An Enhanced Multi-objective Genetic Algorithm

ZHAI Ying-ying¹, LI Ying², AO Zhi-guang¹
(1. School of Computer Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China; 2. School of Metallurgy, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: LI Ying, E-mail: liying@mail.neu.edu.cn)

Abstract: An enhanced multi-objective genetic algorithm is adopted to optimize secondary cooling process, which uses the probability method to select the operator and calculates crossover and mutation probability dynamically according to the fitness value. A better global optimal solution is achieved and the algorithm precision and overall performance improve greatly. In the secondary cooling optimization process, the model based on solidification heat transfer is solved by the variable spacing difference method. Compared to particle swarm algorithm and the traditional multi-objective genetic algorithm, the enhanced multi-objective genetic algorithm has the highest search efficiency and the minimum value function. In industrial applications, the optimized secondary cooling process can reduce the total consumption of water by 10% and improve the quality of casting billet, which meet the requirements of energy saving and consumption reduction.

Key words: continuous casting; secondary cooling technology; solidification and heat transfer model; multi-objective genetic algorithm; metallurgical criteria

连铸过程中, 二次冷却工艺用于加速铸坯凝固进程, 对出结晶器的带液芯的铸坯进行冷却, 避免铸坯表面和内部产生缺陷, 因此, 合理控制各段水量是提高铸坯质量的重要因素. 二次冷却工艺控制有静态和动态两种方式, 目前, 动态控制方式多处于理论研究阶段. 国内外连铸生产中仍普遍采用静态控制方法. 静态控制模式易于实现, 在其他工艺参数变化不大, 拉速较平稳时可以保证铸坯质量.

连铸二冷过程优化既要使各段水量合理分配, 又要使得铸坯凝固过程中的温度梯度和前沿速度在一定区间内, 是典型的多目标优化问题. 基于二维传热模型, 应用冶金准则函数与先进的优化策略相结合的方法^[1-2], 建立稳定的二冷工艺

优化模型能够提高连铸坯的质量。

在优化模型中,需要分析数值求解传热模型的计算量,及基于冶金准则的价值函数的复杂性等问题,而传统的优化方法^[3]求解该非线性优化问题的效率较低.为了合理控制工艺,提高铸坯质量,国内外学者做了大量研究工作,基于智能优化算法提出了多种二冷控制模式^[4-8],如多目标优化^[4]、粒子群算法^[5]、遗传算法^[7]等.但在优化过程中仍然存在很多问题,如基于凝固传热模型的求解优化过程中的收敛速度慢、搜索能力弱、优化时间长等.为了提高算法的收敛速度和局部搜索能力,本文提出一种基于改进的多目标遗传算法的二冷多目标优化方法,在建立铸坯凝固传热仿真模型的基础上,应用改进的多目标遗传算法,提高算法收敛精度,获取全局最优解,得到连铸二冷工艺的最优方案,使得铸坯均匀冷却,提高铸坯质量.

1 多目标遗传算法及改进

遗传算法是基于模拟生物进化过程与机制求解的自组织和自适应的人工智能技术,是一种从种群到种群的全局随机搜索和优化方法,广泛应用于多目标优化问题的求解.

1.1 基本多目标遗传算法

应用多目标遗传算法(MOGA)^[9]求解,首先要找到 Pareto 最优解的评价方法,然后设计不同的选择、交叉和变异算子.在多目标算法优化设计过程中,利用优化关系,既可以独立地对每个子目标函数进行选择,也可以各个子目标函数进行个体选择.对于实际的多目标优化问题,如何选择算法,主要取决于决策者对问题的分析及算法的偏好.

多目标遗传算法求解优化问题的步骤如下:

步骤 1 确定个体表现型及解空间,即决策变量和约束条件;

步骤 2 描述问题的数学形式及最终目标函数,构建优化模型;

步骤 3 确定个体表现型转换成基因型的编码方法及可行解的搜索空间;

步骤 4 确定个体基因型转换成表现型的解码方法;

步骤 5 确定适应度函数,明确目标函数与个体之间的映射规则;

步骤 6 设计选择、交叉、变异等算子的实现方法及遗传算法的运行参数.

该算法在进化初期,能够保留适应度较好的个体,淘汰了种群中的其他个体,加快了种群的收敛速度.但是,在进化后期,种群中的个体处于停滞状态,很难收敛到全局最优解,易产生算法早熟收敛.

1.2 改进的多目标遗传算法

为了提高遗传算法的性能,克服求解问题中的困难,改善算法的早熟收敛性,本文提出了一种改进的多目标遗传算法(IMOGA),首先,为了降低算子的局部收敛性,本文采用概率法对选择算子进行筛选,在下一代中保留适应度较大的个体.具体步骤如下:

步骤 1 个体在下一代中的生存期望 fit_i 根据群体中的个体适应度值来计算:

$$N_i = \frac{N \cdot fit_i}{\sum_{i=1}^N fit_i}. \quad (1)$$

步骤 2 计算个体的生存期望值 N_i ,取其整数部分 $[N_i]$ 作为下一代的生存数目.

步骤 3 下一代个体的适应度值为

$$fit_{i+1} = fit_i - \frac{[N_i] \sum_{i=1}^N fit_i}{N}. \quad (2)$$

用基本比例法随机确定下一代中余下的 $N - \sum_{i=1}^N [N_i]$ 个体.

进一步地,根据适应度值来动态调整交叉概率、变异概率和基于概率法进行选择算子的选取.该方法降低了局部收敛性,提高全局搜索能力.交叉和变异概率公式为

$$P_c = \begin{cases} \frac{P_{c1}(f_{avg} - f') + P_{c2}(f' - f_{min})}{f_{avg} - f_{min}}, & f' < f_{avg}; \\ \frac{P_{c2}(f_{max} - f') + P_{c3}(f' - f_{avg})}{f_{avg} - f_{min}}, & f' \geq f_{avg}. \end{cases} \quad (3)$$

$$P_m = \begin{cases} \frac{P_{m1}(f_{avg} - f) + P_{m2}(f - f_{min})}{f_{avg} - f_{min}}, & f < f_{avg}; \\ \frac{P_{m2}(f_{max} - f') + P_{m3}(f' - f_{avg})}{f_{avg} - f_{min}}, & f \geq f_{avg}. \end{cases} \quad (4)$$

其中: f_{max} 是种群的最大适应度值; f_{avg} 是每代种群的平均适应度值; f' 是交叉操作的两个个体中较大的适应度值; f 是变异个体的适应度值; $P_{c3} < P_{c2} < P_{c1} \in (0, 1)$; $P_{m3} < P_{m2} < P_{m1} \in (0, 1)$. P_c 和 P_m 随 f 呈阶段性线性变化,并且 P_c 和 P_m 在 f_{max} 的个体处均不为零,提高种群中优秀个体的 P_c 和 P_m ,使得这些个体一直处于运算过程中,算法不

会局限于局部解,克服早熟收敛,从而得到全局最优解.

2 连铸二冷工艺优化建模

2.1 连铸坯凝固传热模型

连铸凝固传热模型采用内热源的非稳态方程描述,根据不同的初始边界条件模拟铸坯的凝固过程,用于实际生产中的工艺参数优化. 本文采用有限差分法求解凝固传热模型,得到铸坯的温度场分布、坯壳厚度及液芯长度等数据.

1) 凝固传热建模. 为了描述凝固传热模型,对具体的连铸过程进行假设:沿拉坯方向上铸坯的温度不随时间变化;忽略凝固冷却收缩引起的铸坯尺寸变化;在液相区中,采用增大导热系数法把对流传热等效成传导传热;忽略辊子的接触传热. 采用薄片移动法,根据铸坯表面在不同冷却段的换热条件,建立热流与时间的函数关系,其中 xy 方向为铸坯的横截面;连铸过程的二维凝固传热控制方程:

$$\rho c \frac{\partial T}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x}(\lambda \frac{\partial T}{\partial x}) + \frac{\partial}{\partial y}(\lambda \frac{\partial T}{\partial y}) + Q. \quad (5)$$

其中: T 为铸坯温度, K ; ρ 为密度, kg/m^3 ; c 为等效热容, $J/(kg \cdot ^\circ C)$; λ 为导热系数, $W/(m \cdot ^\circ C)$; Q 为内热源项.

采用增大对流系数^[10]的方式来处理二冷区不同传热方式带走的热量. 对流传热方程:

$$q = h(t_s - t_a) + \sigma \varepsilon [(t_s + 273)^4 - (t_a + 273)^4]. \quad (6)$$

其中: h 为综合对流换热系数, $W/(m^2 \cdot ^\circ C)$; t_s 为铸坯表面温度, $^\circ C$; t_a 为室温, $^\circ C$; σ 为斯蒂芬-玻耳兹曼常数, 值为 $5.67 \times 10^{-8} W/(m^2 \cdot K^4)$; ε 为铸坯表面黑度系数, 值为 0.8.

二冷区综合对流换热系数:

$$h = [1\,570\,W^{0.55}(1 - 0.007\,5\,t_w)]/C. \quad (7)$$

其中: t_w 为二冷水温度, $^\circ C$; W 为水流密度, $L/(m^2 s)$; C 为常量,在不同的连铸过程中取值不同.

2) 离散方法. 凝固传热模型采用薄片移动法模拟,在空间上采用变间距有限差分法进行离散化处理,在时间上采用向后差分进行处理. 为了保证差分计算精度和收敛性,采用变间距网格划分,圆坯横截面划分为外环部分和内环部分,在内外环划分大小不同的切向角网格,其交界位置可任意选择,在温度变化较大的外环区域,网格稠密,在温度较为平缓的内环区域,网格稀疏.

2.2 基于冶金准则的多目标优化模型

连铸坯在冷却过程中,水量分配不均,导致铸坯产生裂纹、疏松等缺陷. 在二冷过程中应考虑冷却强度、水量分配、喷雾区的划分以及喷嘴的布置形式等冶金准则. 基于传热模型,采用多目标遗传算法迭代计算各二冷段的传热系数,使价值函数的值最小,得到满足冶金准则的二冷区的工艺参数.

1) 表面目标温度. 根据钢的高温力学性能、冶金准则及生产工艺要求确定的铸坯表面目标温度 $t_{M,i}$, 计算得到的表面温度 $t_{b,i}$ 应该充分接近目标温度,该函数尽量取最小值.

$$f_{1,i}(Q_i) = (t_{M,i} - t_{b,i})^2. \quad (8)$$

2) 冷却水量消耗. 从节能减排的角度考虑,整个二冷区的总冷却水量越少越好. 即 $Q = \min \sum_i^n Q_i$, i 表示任一冷却段, n 为总的冷却段数,该函数应取最小值,优化过程中,各个段的水量取为相应的目标水量:

$$f_{2,i}(Q_i) = Q_i. \quad (9)$$

3) 冶金长度限制. 考虑到生产安全及连铸坯质量,液芯长度应该限制在某一区间内. 为了减少应力作用下铸坯凝固前沿产生的裂纹,液芯 L_M 在矫直点 L_d 之前完全凝固.

$$f_{3,i}(Q_i) = (\text{Max}(0, L_M - L_d))^2. \quad (10)$$

4) 表面温度的最大冷却速度和回升速率限制. 铸坯表面温度回升使得凝固前沿产生巨大的应力,铸坯内部易产生裂纹;铸坯沿拉坯方向的表面回温速率上限值 $C_p(^\circ C \cdot m)$ 和冷却率上限为 $C_n(^\circ C \cdot m)$, 表面回温速率和最大冷却速率满足限制条件:

$$f_{4,i}(Q_i) = (\frac{\partial t_{i,\tau}}{\partial Z} - C_p)^2, \quad (11)$$

$$f_{5,i}(Q_i) = (\frac{\partial t_{i,\tau}}{\partial Z} - C_n)^2. \quad (12)$$

5) 其他约束性条件. 矫直区温度应避开脆性温度区间,可以减少横裂纹的产生,脆性温度取值范围 $700\,^\circ C < t_{Bmin} < 900\,^\circ C$; 铸坯鼓肚时,沿铸坯凝固前沿产生拉应力,使得凝固前沿发生断裂或者偏析. 通常铸坯表面温度 $t_{Bmax} < 1\,100\,^\circ C$, 即温度脆性区间温度取值范围为 $t_{Bmax} > t_{i,\tau} > t_{Bmin}$, 拉速根据实际生产状况,限定范围 $v_{max} > v_{新} > v_{min}$.

由于以上各约束条件的单位不同,数量差异很大,为此需要将上述目标函数进行归一化处理 $f_{k,i} \in [0, 1], k = 1, 2, \dots, 5$. 由于上述不同的约束条件对铸坯质量的影响程度不同,为此,选定不同

加权系数 λ_i ($\sum_1^5 \lambda_i = 1$), 对多目标价值函数进行评价:

$$f_i(Q) = \text{Min} \sum_{k=1}^5 \lambda_{k,j} f_k(Q_i) . \quad (13)$$

其优化策略是通过寻找主控向量 $Q = [Q_1, \cdots, Q_n]^T$ (n 为二冷区的分段个数), 得到价值函数的最小值.

3 现场应用及结果分析

为了测试应用改进的多目标遗传算法的二冷优化模型的精确性, 对石油套管钢 26CrMoVTiB 圆坯的二冷工艺进行优化分析. 根据现场实际工艺条件, 连铸机的主要设备参数为: 圆坯直径为 178 mm; 结晶器长度 0.9 m, 足辊段长度为 0.35 m, 水雾冷却区分四段, 长度分别为 1.55, 1.4, 2.9, 3.5 m, 辐射区长度为 5 m. 浇注过程中拉速为 1.9 m/min; 浇铸温度为 1 554 ℃; 液相线温度为 1 508 ℃, 固相线温度为 1 420 ℃; 结晶器水流量为 1 700 L/min, 冷却水温差 6.5 ℃. 26CrMoVTiB 的物性参数为: 比热容为 830 J/(kg·K); 液态钢密度为 $\rho_l = 6.9 \times 10^3$ kg/m³, 固态钢密度 $\rho_s = 7.5 \times 10^3$ kg/m³; 导热系数液态为 $k_l = 31.2$ W/(m·K), 固态为 $k_s = 37.4$ W/(m·K).

在传热模型及其他工艺条件相同的情况下, 使用多目标遗传算法 (MOGA)、粒子群算法 (PSO) 和改进的多目标遗传算法 (IMOGA) 对二冷工艺进行优化, 其迭代搜索的优化过程如图 1 所示. IMOGA 比其他两种算法的收敛效果更好, 在经过 35 次迭代后, 价值函数的取值最低, 寻优效果最好.

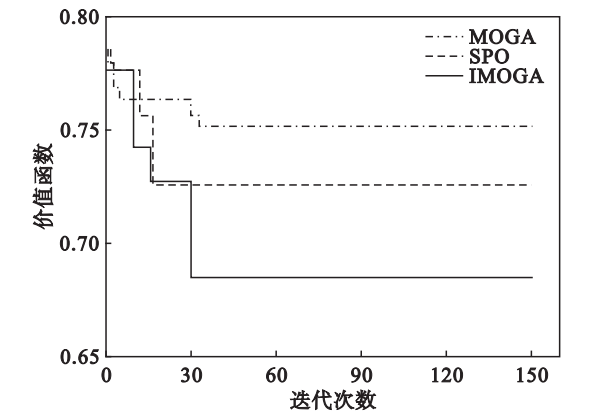


图 1 二冷配水优化搜索过程的寻优曲线
Fig. 1 Optimization curve of water distribution in secondary cooling zone

表 1 为优化前后二冷配水量对比. 由表 1 可知, 优化后的总用水量较优化前节省了 10% 左右, 二冷各段的水量均有不同程度的降低, 沿拉坯方向水量逐渐减少, 减少铸坯应力的产生, 不易产生内裂纹.

表 1 优化前后二冷配水量对比						
Table 1 Compare water distribution of secondary cooling scheme						
L/min						
二冷各段	拉速 1.9 m/min		拉速 2.1 m/min		拉速 2.3 m/min	
	优化前	优化后	优化前	优化前	优化后	优化前
足辊段	30.9	28.1	34	31.1	62.2	59.3
1 段	45.9	41.1	47.5	44.2	68.4	66.3
2 段	28.9	25.5	27.3	25.7	39.3	37.9
3 段	20.7	18.5	22.7	19.3	37.2	36.9
4 段	16.8	15.9	17.7	15.6	29.1	27.6
总水量	143.2	129.1	149.2	135.9	236.2	228.0

26CrMoVTiB 钢优化前后的表面温度和液芯温度及坯壳厚度分布如图 2 所示. 优化后 26CrMoVTiB 钢铸坯表面温度在结晶器出口处温度高于 900 ℃, 避开了低塑性区, 不易在弯曲段出现裂纹; 二冷区的铸坯表面温度低于 1 100 ℃, 符合防止铸坯鼓肚的要求; 铸坯表面温度的回温速率低于 100 ℃/m, 表面温度降温速率小于 200 ℃/m, 温度变化平缓, 有效地防止铸坯表面裂纹生成. 二冷区三段、四段的铸坯表面温度波动幅度较小, 均在奥氏体化温度以上, 减小铸坯内的热应力及相变引起的组织应力, 防止内裂纹的产生.

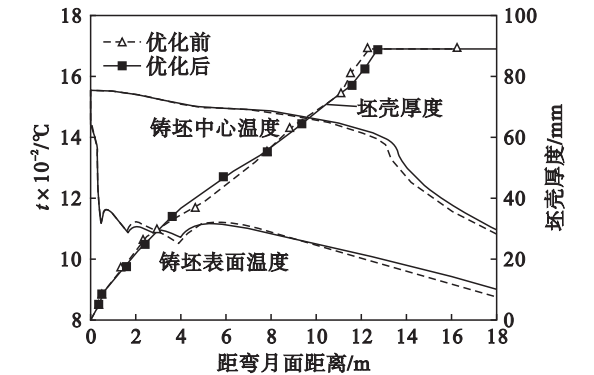


图 2 优化前后铸坯温度对比
Fig. 2 Comparison temperature distribution before and after optimization

在实际生产中, 分别抽取优化前和优化后的铸坯 40 块, 铸坯质量缺陷等级分布如图 3 所示. 水量优化后, 温度变化更加平缓, 温度梯度变小, 铸坯质量较优化前提高较大. 其中, 中心疏松小于 1.0 级由 49.45% 上升到 85.26%, 中心缩孔小于

1.0 级由 68.13% 上升到 80.17%, 中心裂纹低于 0.5 级由 44.84% 上升到 70.01%, 且平均等轴晶率由 28.42% 上升到 42.13%。二冷工艺优化后, 铸坯低倍评级得到明显改善。

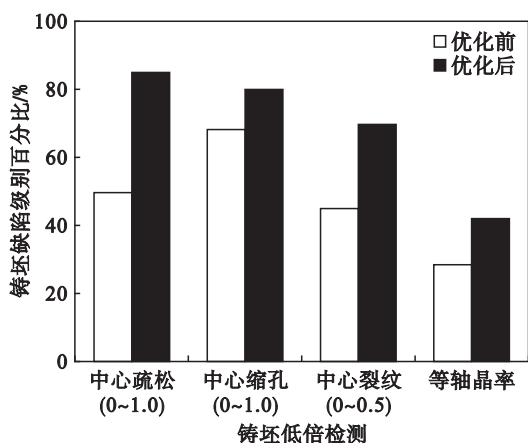


图 3 铸坯质量缺陷等级分布

Fig. 3 Grade distribution of various defects

4 结 论

1) 本文提出了一种改进的多目标遗传算法, 增强了全局搜索能力, 避免过早陷入局部最优, 解决了不可微、非线性优化问题, 提高了算法的收敛精度。

2) 采用改进的多目标遗传算法, 优化连铸二冷工艺, 其价值函数比改进前低 0.1, 比粒子群算法低 0.05, 得到了更优的全局解。

3) 优化后的二冷工艺应用于生产实际中, 铸坯表面温度和温度梯度趋势平缓, 减少铸坯缺陷, 二冷总用水量减少了约 10%, 既达到节能降耗的要求, 又提高铸坯质量。

参考文献:

- [1] Santos C A, Spim J A, Garcia A. Mathematical modeling and optimization strategies applied to the continuous casting of steel [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2003, 16(5/6): 511–527.
- [2] 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(2): 229–238.
- [3] Lotov A V, Kamenev G K, Berezkin V E, et al. Optimal control of cooling process in continuous casting of steel using a visualization-based multi-criteria approach [J]. *Applied Mathematical Modeling*, 2005, 29(7): 653–672.
- [4] Imran M, Pambudi N, Farooq M. Thermal and hydraulic optimization of plate heat exchanger using multi objective genetic algorithm [J]. *Case Studies in Thermal Engineering*, 2017, 10(9): 570–578.
- [5] 纪振平, 马交成, 谢植, 等. 基于混沌蚁群算法的连铸二冷参数多准则优化[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2008, 29(6): 782–785.
(Ji Zhen-ping Ma Jiao-cheng, Xie Zhi, et al. Multi-criteria optimization based on chaos ant colony algorithm for secondary cooling parameters in continuous casting [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2008, 29(6): 782–785.)
- [6] Chakraborti N, Gupta R S P. Optimization of continuous casting process using genetic algorithms; studies of spray and radiation cooling regions [J]. *Ironmaking and Steelmaking*, 2003, 30(4): 273–278.
- [7] Zhai Y Y, Li Y, Ma B Y, et al. The optimisation of the secondary cooling water distribution with improved genetic algorithm in continuous casting of steels [J]. *Materials Research Innovations*, 2015, 19(1): 26–31.
- [8] Wang X D, Wang Z F, Liu Y, et al. A particle swarm approach for optimization of secondary cooling process in slab continuous casting [J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2016, 93(1): 250–256.
- [9] Fonseca C M, Fleming P J. Genetic algorithms for multiobjective optimization: formulation, discussion and generalization [C]//Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms. San Mateo, 1993: 416–423.
- [10] Mosayebidorcheh S, Gorji-Bandpy M. Local and averaged-area analysis of steel slab heat transfer and phase change in continuous casting process [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2017, 118: 724–733.

(上接第 657 页)

- [6] Li F, Guo S J, Shen J L, et al. Xylene gas sensor based on Au-loaded $\text{WO}_3 \cdot \text{H}_2\text{O}$ nanocubes with enhanced sensing performance [J]. *Sensors & Actuators B Chemical*, 2017, 238: 364–373.
- [7] 宋玉哲, 刘斌, 韩根亮, 等. 氧化铜空心多孔微球的合成及其气敏性能研究 [J]. 甘肃科学学报, 2015, 27(5): 57–60.
(Song Yu-zhe, Liu Bin, Han Gen-liang, et al. Study on synthesis and gas sensing property of indium oxide hollow porous microsphere [J]. *Journal of Gansu Science*, 2015, 27(5): 57–60.)
- [8] Wang M, Zhu L, Zhang C, et al. Lanthanum oxide @ antimony-doped tin oxide with high gas sensitivity and

selectivity towards ethanol vapor [J]. *Sensors & Actuators B Chemical*, 2016, 224: 478–484.

- [9] Zhang Y M, Lin Y T, Chen J L, et al. A high sensitivity gas sensor for formaldehyde based on silver doped lanthanum ferrite [J]. *Sensors & Actuators B Chemical*, 2014, 190(1): 171–176.
- [10] Chen Y J, Xue X Y, Wang Y G, et al. Synthesis and ethanol sensing characteristics of single crystalline SnO_2 nanorods [J]. *Applied Physics Letters*, 2005, 87(23): 233503.
- [11] Khoang N D, Trung D D, Duy N V, et al. Design of SnO_2/ZnO hierarchical nanostructures for enhanced ethanol gas-sensing performance [J]. *Sensors & Actuators B Chemical*, 2012, 174: 594–601.