

## 基于PSO-BP网络的板形智能控制器

刘建昌<sup>1</sup>, 陈莹莹<sup>2</sup>, 张瑞友<sup>2</sup>

(1. 东北大学 流程工业综合自动化教育部重点实验室, 辽宁 沈阳 110004;

2. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110004)

**摘要:** 为了解决传统的板形识别与控制中的识别精度低, 控制速度慢等问题, 将粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法和误差反传递(back propagation, BP)算法混合训练的PSO-BP网络引入到板形的识别与控制中. 首先根据板形轧制的历史数据, 建立预测板形的神经网络, 得到反映板形控制手段对板形特征参数影响的效应矩阵, 同时根据理论数据建立对板形进行模式识别的神经网络. 这些都是离线进行的, 而且对一批板材只需训练一次神经网络, 在线轧制过程中只需要根据识别网络的识别结果和效应矩阵, 便可以很快的得到需要的控制量. 这种方法可以简化板形控制过程, 提高控制速度, 最后的仿真实验进一步说明了这种方法的有效性.

**关键词:** 板形; 粒子群优化; 模式识别; 效应矩阵; 误差反传递网络

**中图分类号:** TG331 **文献标识码:** A

## Intelligent flatness-controller based on PSO-BP network

LIU Jian-chang<sup>1</sup>, CHEN Ying-ying<sup>2</sup>, ZHANG Rui-you<sup>2</sup>

(1. Key Laboratory of Integrated Automation of Process Industry, Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China;

2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China)

**Abstract:** In order to solve the problems of low-precision and slow control of the traditional algorithms in the pattern recognition and control of flatness, the neural network trained by hybrid algorithms of particle swarm optimization (PSO) and back propagation (BP) is introduced. According to the rolling data in history, the PSO-BP network for predicting flatness is trained. As a result, the effective matrix reflecting the effects of adjustable parameters on the eigen-parameters of flatness is obtained. At the same time, the network for recognizing flatness is trained based on theoretical data. The networks are trained only once for a batch of strips. And the corresponding adjustments of parameters can be quickly calculated on line based on the effective matrix. Therefore, this approach can simplify and speed up the control of flatness. Finally, its effectiveness is proved by the given case study.

**Key words:** flatness; particle swarm optimization(PSO); pattern-recognition; effective matrix; back propagation(BP) network

### 1 引言(Introduction)

板形控制技术是现代高精度板带轧制中的关键技术之一. 而板形控制系统是一个多变量、强耦合、非线性的复杂系统, 很难建立精确而快速的板形控制模型, 传统的控制算法已经不能满足控制要求<sup>[1,2]</sup>. 所以, 人们在寻求精确的板形控制系统模型的同时, 也开始从控制思想的角度研究板形控制问题. 随着知识处理技术的发展, 智能控制技术在板形控制中得到了较为广泛的应用<sup>[3~5]</sup>.

人工神经网络是在模拟人类大脑的结构和思维方式的基础上建立起来的, 误差反向传播(back propagation, BP)多层前馈神经网络, 简称BP网络, 是

当前应用广泛也是发展较成熟的一种神经网络模型<sup>[6]</sup>. BP网络按层次结构构造, 包括输入层、隐含层和输出层; 使用BP算法训练网络的权值和阈值时存在收敛速度慢, 对初始权值和阈值敏感, 以及易陷入局部最优等问题. 为了解决这些问题, 将粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法引入到BP网络中, 用PSO和BP混合算法训练神经网络, 这种网络称为PSO-BP网络. 其中, PSO算法是模拟鸟群等捕食行为而发展起来的智能优化算法, 用粒子的位置表示问题的解, 用粒子跟踪个体最优和群体最优的飞行过程实现搜索, 已经在很多领域, 尤其是函数优化领域得到了广泛的应用<sup>[7,8]</sup>.

本文将PSO-BP网络引入到板形的控制过程中。首先以板材轧制过程中对板形的各种影响因素作为网络的输入,以板形特征参数作为网络的输出,使用PSO-BP网络计算各因素对板形特征参数的影响,得到效应矩阵。由于效应矩阵只依赖于轧机本身以及板材的厚度等各种参数,所以求取效应矩阵的过程可以离线进行。在板材轧制过程中,使用PSO-BP网络对板形进行在线模式识别,得到板形的特征参数,进而根据预先求得的效应矩阵调节各控制量。用这种方法对某钢厂实测板形数据进行了仿真实验,表明这种方法训练速度较快,控制精度较高,具有一定的实用性。

## 2 基于PSO-BP网络的板形控制(Flatness-control based on PSO-BP network)

本文以万能凸度(universal crown, UC)轧机为研究对象,主要考虑支持辊倾斜,工作辊弯辊和中间辊弯辊3种控制手段。首先对检测到的板形进行模式识别,然后利用事先离线计算好的轧机的效应矩阵,计算得到各个控制手段的调节量。而板形的模式识别和效应矩阵的建立是通过PSO-BP网路来实现的,所以称为基于PSO-BP网络的板形控制。

### 2.1 板形模式识别(Flatness pattern-recognition)

板形识别主要是对板形偏差进行识别,而实际生产中板形仪测得的是带钢各测量区的张应力,需要表示为板形。板形有多种表示方法,本文用张应力差来表示板形,即

$$\sigma_i = T_i - \bar{T}, i = 1, \dots, m. \quad (1)$$

其中:  $\sigma_i (i = 1, \dots, m)$ 称为板形,  $T_i$ 为第*i*个测量区的张应力,  $\bar{T} = \frac{\sum_{i=1}^m T_i}{m}$ 为张应力的平均值,  $m$ 为测量区的个数。

目标板形减去实际测得的板形,便得到板形偏差

$$\Delta\sigma_i = \sigma_i^T - \sigma_i, i = 1, \dots, m. \quad (2)$$

其中 $\sigma_i^T (i = 1, \dots, m)$ 为目标板形。

根据轧机的板形控制功能和工艺实况,选择勒让德正交多项式确定板形缺陷的6种基本模式<sup>[9]</sup>,分别是左边浪、右边浪、中浪、双边浪、正四分浪和反四分浪。基于这6种板形基本模式,板形偏差可表示为

$$\Delta\sigma(x) = a_1 p_1(x) + a_2 p_2(x) + a_3 p_3(x). \quad (3)$$

其中:

$$p_1(x) = x, \quad (4)$$

$$p_2(x) = \frac{3}{2}x^2 - \frac{1}{2}, \quad (5)$$

$$p_3(x) = \frac{1}{8}(35x^4 - 30x^2 + 3). \quad (6)$$

式(3)~(6)中:  $p_1(x), p_2(x), p_3(x)$ 分别为勒让德一次、二次和四次多项式,  $a_1, a_2, a_3$ 为板形偏差的特征参数,  $x \in [-1, +1]$ 表示归一化的板宽。 $\pm p_1(x), \pm p_2(x), \pm p_3(x)$ 分别对应左边浪等6种基本模式。

所谓板形模式识别,就是针对计算得到的板形偏差 $\Delta\sigma$ ,识别出式(3)中的特征参数 $a_1, a_2, a_3$ 。传统的板形模式识别方法是最小二乘法,但是存在无法确定逼近阶*n*的大小和逼近精度有限的问题,难以满足高精度轧机的板形控制要求<sup>[10]</sup>。为了解决这些问题,本文将PSO-BP网络引入到板形模式识别中,采用PSO算法和BP算法混合优化策略训练神经网络。

勒让德正交多项式中定义的6种基本模式是连续型的,而板形仪测得的板形偏差是离散型的,因此,首先对基本模式进行离散化。在区间 $[-1, +1]$ 内均匀地取*m*个离散点,对于每一个点,分别计算 $\pm p_1(x), \pm p_2(x), \pm p_3(x)$ ,6个函数的值,得到6个离散化标准模式 $\Delta\sigma_i^k (i = 1, \dots, m, k = 1, \dots, 6)$ 。

待识别板形偏差 $\Delta\sigma_i (i = 1, \dots, m)$ 与6个板形偏差基本模式 $\Delta\sigma_i^k (i = 1, \dots, m, k = 1, \dots, 6)$ 的欧氏距离为

$$d^k = \sqrt{\sum_{i=1}^m (\Delta\sigma_i - \Delta\sigma_i^k)^2}, k = 1, \dots, 6. \quad (7)$$

再将其归一化:

$$d_U^k = \frac{d^k}{\sum d^k}, k = 1, \dots, 6. \quad (8)$$

以待识别板形偏差与6个板形缺陷基本模式归一化后的欧氏距离 $d_U^k$ 作为神经网络的输入,以待识别的3个特征参数 $a_1, a_2, a_3$ 作为神经网络的输出。采用单一隐含层(中间层)结构,隐含层节点个数对神经网络的性能影响很大。按照经验公式结合作者的仿真经验,这里隐含层节点个数为8。这样,神经网络的结构为6-8-3,各层激活函数为典型的 $\frac{1}{1 + e^{-x}}$ 形式。相对于其他形式的神经网络,这种以6个欧氏距离为输入,3个特征参数为输出的神经网络结构不随板材宽度,测量区个数等参数的改变而改变,在一定程度上方便了板形识别的操作。

给出一定标准样本,对神经网络进行训练,首先使用PSO算法训练。神经网络的所有权值和阈值作为PSO算法的解,即粒子的位置,以神经网络实际输出与目标输出偏差的平方和为PSO的目标函数:

$$\min J = \min \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^3 (a_{ij}^d - a_{ij})^2}{N}. \quad (9)$$

其中:  $a_{ij}$ 和 $a_{ij}^d$ 分别为第*j*个训练样本第*i*个特征参数

网络的实际输出和目标输出,  $N$ 为训练样本个数. 当目标函数达到预先给定值或者达到最大迭代次数时, PSO算法终止, 使用BP算法继续训练.

## 2.2 计算效应矩阵( Calculation of effective matrix)

为了分析和评价各种控制手段对板形的影响和控制作用, 引入了效应函数的概念<sup>[11]</sup>. 效应函数定义为调节参数的单位变化所引起的板形偏差的变化, 即

$$f_1(x) = \frac{\Delta(\kappa_1)}{\Delta y_1} = c_{11}p_1(x) + c_{21}p_2(x) + c_{31}p_3(x), \quad (10)$$

$$f_2(x) = \frac{\Delta(\kappa_2)}{\Delta y_2} = c_{12}p_1(x) + c_{22}p_2(x) + c_{32}p_3(x), \quad (11)$$

$$f_3(x) = \frac{\Delta(\kappa_3)}{\Delta y_3} = c_{13}p_1(x) + c_{23}p_2(x) + c_{33}p_3(x). \quad (12)$$

其中:  $f_1(x)$ ,  $f_2(x)$ ,  $f_3(x)$ 分别为倾辊、工作辊弯辊和中间辊弯辊的效应函数;  $\Delta y_1$ ,  $\Delta y_2$ ,  $\Delta y_3$ 分别为倾辊量、工作辊弯辊力和中间辊弯辊力的改变量;  $\Delta(\kappa_1)$ ,  $\Delta(\kappa_2)$ ,  $\Delta(\kappa_3)$ 分别为倾辊调节、工作辊弯辊调节和中间辊弯辊调节对板形偏差的改变量;  $c_{ij}$  ( $i, j = 1, \dots, 3$ )为效应系数.

由 $\Delta y_1$ ,  $\Delta y_2$ ,  $\Delta y_3$ 引起的板形偏差的改变量为

$$\Delta(\kappa) = f_1(x)\Delta y_1 + f_2(x)\Delta y_2 + f_3(x)\Delta y_3. \quad (13)$$

将式(10) ~ (12)代入式(13)得

$$\Delta(\kappa) = \Delta a_1 p_1(x) + \Delta a_2 p_2(x) + \Delta a_3 p_3(x). \quad (14)$$

其中:

$$\Delta a_1 = [c_{11} \ c_{12} \ c_{13}] [\Delta y_1 \ \Delta y_2 \ \Delta y_3]^T,$$

$$\Delta a_2 = [c_{21} \ c_{22} \ c_{23}] [\Delta y_1 \ \Delta y_2 \ \Delta y_3]^T,$$

$$\Delta a_3 = [c_{31} \ c_{32} \ c_{33}] [\Delta y_1 \ \Delta y_2 \ \Delta y_3]^T.$$

将 $\Delta a_1$ ,  $\Delta a_2$ ,  $\Delta a_3$ 写成矩阵形式

$$\begin{bmatrix} \Delta a_1 \\ \Delta a_2 \\ \Delta a_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta y_1 \\ \Delta y_2 \\ \Delta y_3 \end{bmatrix}. \quad (15)$$

记为

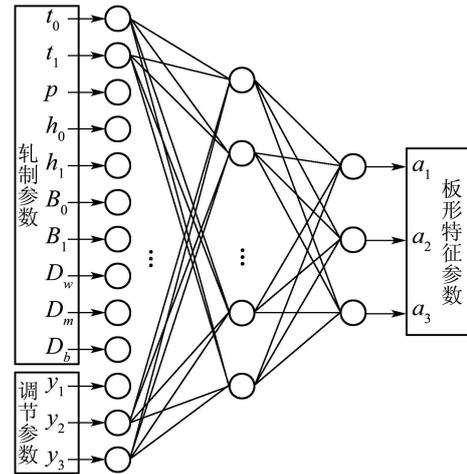
$$\Delta \mathbf{A} = \mathbf{C} \Delta \mathbf{Y}. \quad (16)$$

其中:  $\mathbf{C}$ 定义为效应矩阵, 元素 $c_{ij}$ 表示板形控制第 $j$ 种手段对板形特征参数第 $i$ 个分量的影响.

要计算效应矩阵, 首先要预测轧机对特定带材的轧制板形. 这里, 针对特定批次的板材, 使用PSO-BP网络建立板形的预测模型.

神经网络的输入节点为13个, 其中包括10个轧

制基本参数: 前张力 $t_1$ , 后张力 $t_0$ , 轧制力 $p$ , 入口厚度 $h_0$ , 出口平均厚度 $h_1$ , 入口宽度 $B_0$ , 出口宽度 $B_1$ , 工作辊直径 $D_w$ , 中间辊直径 $D_m$ 和支持辊直径 $D_b$ ; 3个为板形调节参数: 倾辊调节量 $y_1$ , 工作辊弯辊力 $y_2$ 和中间辊弯辊力 $y_3$ . 输出节点为3个, 分别为板形特征参数 $a_1, a_2, a_3$ . 隐含层为一层, 节点个数为9, 各层激活函数为典型的 $\frac{1}{1+e^{-x}}$ 形式. 神经网络的结构如图1所示.



输入层节点 隐层节点 输出层节点

图1 板形预测模型的PSO-BP网络

Fig. 1 PSO-BP network for predicting flatness

根据轧制的历史数据, 使用PSO-BP混合算法训练神经网络. 首先使用PSO算法训练, 使用网络的目标输出和实际输出的偏差的平方和为目标函数, 以网络的各权值和阈值为粒子的位置, 当目标函数值达到给定精度或者迭代达到最大次数, PSO算法终止, 然后使用BP算法继续训练.

分别给各板形调节参数以一定增量, 使用训练好的神经网络计算板形特征参数, 板形特征参数的改变量除以调节参数的增量, 便得到效应系数.

## 2.3 控制器(Controller)

图2是基于PSO-BP网络的板形控制器的结构示意图. 板形轧制过程中, 板形仪测得板材的张应力分布, 转化为相对于6种基本模式的归一化欧氏距离, 通过事先训练好的PSO-BP识别网络进行模式识别, 得到以3个特征参数表示的板形偏差.

式(16)中, 针对当前批次板材的效应矩阵 $\mathbf{C}$ 已经通过PSO-BP预测网络离线计算得到, 以特征参数表示的板形偏差 $\Delta \mathbf{A}$ 已经通过PSO-BP识别网络识别得到, 进而可以计算出控制量 $\Delta \mathbf{Y}$ . 例如, 如果效应矩阵 $\mathbf{C}$ 可逆, 则控制量

$$\Delta \mathbf{Y} = \mathbf{C}^{-1} \Delta \mathbf{A}. \quad (17)$$

进而, 通过反馈机制完成闭环控制.

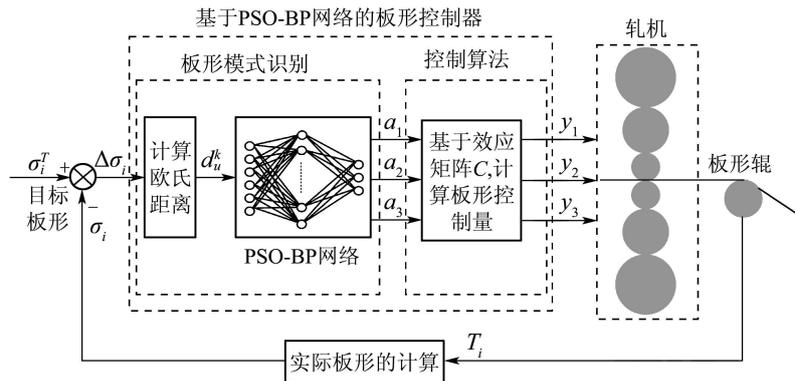


图 2 基于PSO-BP网络的板形控制器示意图

Fig. 2 Figure of flatness controller based on PSO-BP network

### 3 仿真实验(Case study)

#### 3.1 离线部分(Off-line part)

从某钢厂轧制参数历史数据中选择100组典型数据, 每组包括10个轧制基本参数, 3个轧制控制参数和3个板形偏差特征参数, 作为PSO-BP预测网络的训练样本. PSO算法中, 种群大小为100, 最大训练次数为200, 期望目标值为 $10^{-4}$ , 初始解随机给出. BP算法中, 最大迭代次数为300. 网络训练好后, 对神经网络的后3个输入, 即轧制的控制量, 增加一个单位, 用预测网络计算输出的改变量, 得到效应矩阵为

$$C = \begin{bmatrix} 1.7551 & -1.4788 & 2.9815 \\ -0.7109 & -2.1464 & -4.6973 \\ -0.0984 & 3.8551 & 2.0143 \end{bmatrix} .$$

识别网络的训练样本容量为200, 训练样本可如下生成: 先生成一组板形缺陷特征参数 $a_1, a_2, a_3$ , 据式(3)~(6)计算得板形缺陷, 再计算与6个标准样本的欧氏距离, 归一化, 便得到一组训练样本. 这样的样本不需要现场采集, 也称为理论样本. 训练识别网络的PSO算法和BP算法参数和预测网络的参数一样, 包括种群大小, 最大迭代次数等.

#### 3.2 在线部分(On-line part)

现场实测数据中任意选取一组, 板形仪测得的张应力大小为

[3.2944, 8.0483, 10.4893, 11.0569, 10.1567, 8.1606, 5.4069, 2.1977, -1.1905, -4.5271, -7.6070, -10.2614, -12.3550, -13.7863, -14.4877, -14.4255, -13.5996, -12.0438, -9.8258, -7.0469, -3.8425, 0.3815, 2.1331, 6.4648, 9.3430, 11.4635, 12.4882, 12.0451, 9.7286, 5.0991],

目标板形为0. 根据训练好的识别网络, 得板形偏差的特征量 $\Delta A = [-0.0334, -0.5826, 0.4272]^T$ . 根据效应矩阵 $C$ , 得板形控制量的改变量 $\Delta Y = [0.2534, -0.0256, -0.1507]^T$ . 目标板形, 实测板形和控制后板形如图3所示. 其中,  $a, b, c$ 分别为实测板形、目标板形和控制后板形.

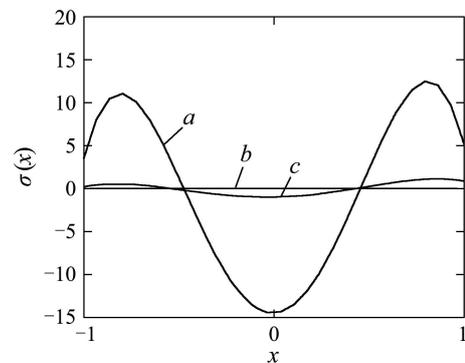


图 3 板形控制效果

Fig. 3 Effectiveness of flatness control

### 4 结论(Conclusion)

将PSO-BP混合优化策略训练的神经网络, 即PSO-BP网络引入到板形的模式识别与控制过程中. 根据板形轧制的历史数据, 建立了预测板形的神经网络, 进而得到了反映控制参数对板形影响的效应矩阵, 同时可以离线地使用理论数据训练识别板形的神经网络. 板形轧制过程中, 识别出板形特征参数之后, 便可以利用效应矩阵很快求出相应的控制量. 这种方法对一批板材只需要训练一次神经网络, 轧制过程中不需要调整网络结构或参数, 可以提高控制的速度, 最后的仿真实验进一步说明了板形识别与控制模型的有效性.

### 参考文献(References):

[1] BURNHAM R, COLE I, GENTILE A, et al. Model based flatness control of thin strip and foil[J]. *Iron and Steel*, 2003, 38(6): 36 - 40.

- [2] 吴文彬, 崔建江, 徐心和. 一类轧机的板形最优化控制方法[J]. 控制理论与应用, 2001, 18(增刊): 141 – 144.  
(WU Wenbin, CUI Jianjiang, XU Xinh. The optimal flatness control method of one kind mill[J]. *Control Theory & Applications*, 2001, 18(Suppl): 141 – 144.)
- [3] 贾春玉, 王建国, 李兴东, 等. 人工智能技术在板形控制中的应用[J]. 冶金设备, 2003, 8(4): 8 – 13.  
(JIA Cunyu, WANG Jianguo, LI Xingdong, et al. Application of artificial intelligent technology in the shape control[J]. *Metallurgical Equipment*, 2003, 8(4): 8 – 13.)
- [4] SHIM M, LEE K Y, LEE D S. Intelligent controller design for the flatness control in a cold rolling process[C]// *Proc of IEEE Conf on Decision and Control*. Orlando, Florida: [s.n.], 2001: 2720 – 2725.
- [5] 刘建昌, 王柱. 基于神经网络模式识别的板形模糊控制器[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2005, 26(8): 718 – 721.  
(LIU Jianchang, WANG Zhu. CMAC-based fuzzy controller for strip flatness pattern recognition[J]. *J of Northeastern University (Natural Science)*, 2005, 26(8): 718 – 721.)
- [6] 周洪煜, 张坚, 游立科, 等. 基于混合神经网络的非线性预测函数控制[J]. 控制理论与应用, 2005, 22(1): 110 – 113.  
(ZHOU Hongyu, ZHANG Jian, YOU Like, et al. Nonlinear predictive function control based on hybrid neural network[J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(1): 110 – 113.)
- [7] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]// *Proc of IEEE Int Conf on Neural Networks*. Perth, Australia: [s.n.], 1995: 1942 – 1948.
- [8] GUDISE V G, VENAYAGAMOORTHY G K. Comparison of particle swarm optimization and back propagation as training algorithm for neural networks[C]// *Proc of 2003 IEEE Swarm Intelligence Symposium*. [S.l.]: [s.n.], 2003: 110 – 117.
- [9] 彭艳. 基于条元法的HC冷轧机板形预设定控制理论研究及工业应用[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2000: 81 – 82.  
(PENG Yan. *Theoretical studies and engineering application of shape preset control for HC cold mill based on strip element method*[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2000: 81 – 82.)
- [10] 张清东, 陈先霖, 徐金梧. 板形缺陷模式识别方法的研究[J]. 钢铁, 1996, 31(增刊): 57 – 60.  
(ZHANG Qingdong, CHEN Xianlin, XU Jinwu. Method of Flatness defect pattern recognition[J]. *Iron and Steel*, 1996, 31(Suppl): 57 – 60.)
- [11] LIU H M, ZHANG X L, WANG Y R. Transfer matrix method of flatness control for strip mills[J]. *J of Materials Processing Technology*, 2005, 166(2): 237 – 242.

### 作者简介:

**刘建昌** (1960—), 男, 东北大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能控制理论与应用等, E-mail: liujianchang@ise.neu.edu.cn;

**陈莹莹** (1980—), 女, 2006年在东北大学自动化专业获得硕士学位, 现在工作于罗克韦尔自动化(厦门)有限公司沈阳分公司, 主要研究方向为智能控制理论与应用, E-mail: yingychen@163.com;

**张瑞友** (1979—), 男, 2007在东北大学系统工程专业获工学博士学位, 现在为东北大学信息科学与工程学院讲师, 主要研究方向为电力市场中的建模与优化、智能优化方法等, E-mail: zhangruiyou@ise.neu.edu.cn.