

Dynamic Compensation of Infrared Methane Sensor Based on TSPSO- ϵ -SVM*

WANG Hongwei*, HAN Yuntao, PENG Jishen

(Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao Liaoning 125105, China)

Abstract: Under the circumstances of coal mining applications, how to eliminate the bad measurement accuracy owing to the harsh surroundings appears to be very important. So Two-Subpopulation Particle Swarm Optimization- ϵ -Support Vector Machine (TSPSO- ϵ -SVM) is proposed to dynamically compensate it. The Two-Subpopulation Particle Swarm Optimization algorithm optimizes the non-target environment variables and also searches the parameters for SVM at the same time. As a result, this algorithm has smaller optimization error and improves the performance of convergence greatly. Finally a mathematical model of comprehensive compensation is established successfully. Experiments show that the compensation algorithm has good regression results and its measurement accuracy is better than the common model such as Particle Swarm Optimization-Least Squares Support Vector Machine (PSO-LSSVM) model.

Key words: infrared methane sensor; PSO; support vector machine; dynamic compensation; non-target environment variable

EEACC: 7230 doi:10.3969/j.issn.1004-1699.2013.09.003

基于 TSPSO 支持向量机红外甲烷传感器动态补偿*

王宏伟*, 韩云涛, 彭继慎

(辽宁工程技术大学电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

摘要: 针对红外甲烷传感器在矿井下使用易受周围恶劣环境因素影响的问题, 提出了一种动态感知的双子群粒子群-支持向量机 (TSPSO- ϵ -SVM) 补偿算法对其进行动态补偿。TSPSO 算法同时优化非目标环境变量和 SVM 参数, 其寻优精度高、收敛速度快, 并在此基础上建立了综合补偿数学模型。实验表明, 该补偿算法回归拟合效果好, 模型的测量精度高于一般的粒子群最小二乘支持向量机 (PSO-LSSVM) 模型。

关键词: 红外甲烷传感器; 粒子群; 支持向量机; 动态补偿; 非环境变量

中图分类号: TP212

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2013)09-1193-05

煤矿井下瓦斯气体(主要成分为甲烷)的检测事关生命财产安全, 稍有不慎就会引起重大安全事故, 造成无法估量的损失^[1]。井下环境恶劣, 硫化氢、一氧化碳等干扰红外吸收作用的杂质气体以及各种烟雾、粉尘的存在都会极大地影响红外甲烷传感器的测量精度^[2]。如图 1 所示, 一般的基于红外光谱吸收原理的红外甲烷传感器利用红外光线双波长检测甲烷气体浓度时, 红外发光光源的功率的波动, 红外探测器灵敏度的变化和双探测器的匹配程度都会影响检测精度^[3]。同时, 检测过程中红外辐射在介质中传播时会出现散射衰减现象^[4], 也会使测量结果产生误差。另外, 矿井作业产生的电磁干扰、非检测光源红外辐射的干扰等等, 这些动态随机出现的干扰因素都会造成测量值与真实值之间的偏差^[5]。

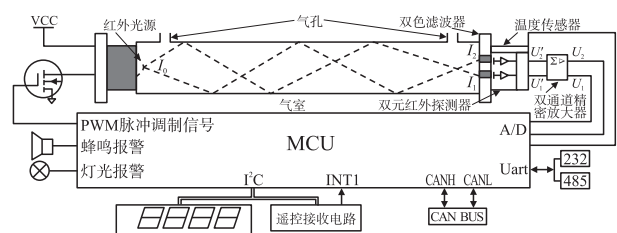


图 1 红外甲烷传感器补偿电路

为了从根本上提高红外瓦斯系统检测精度, 考虑在硬件误差补偿和红外吸收模型的基础上, 建立补偿数学模型。部分学者采用人工神经网络来构建模型^[6], 但由于神经网络算法存在局部极小点, 需要样本数目多^[7-8], 泛化非线性映射的能力不强以及收敛速度较慢等问题^[9], 致使神经网络结构比较难以确定, 所以较难达到测控系统对检测精度的要求^[10]。

项目来源: 辽宁省高等学校优秀人才支持计划项目(2008RC25); 辽宁省创新团队项目(LT2010047)

收稿日期: 2013-06-04 修改日期: 2013-08-28

本文结合动态感知的双子群粒子群优化算法(以下简称 TSPSO)和 ε -支持向量机(ε -SVM)回归模型构建了综合补偿模型,一方面 TSPSO 算法能够根据外部多变量的动态变化快速搜索到最优非目标环境变量和支持向量机参量,并对它们进行动态调整,另一方面基于统计学习理论的支持向量机将输入变量通过非线性变换映射到高维特征空间,在高维特征空间中构造最优超平面,利用核函数巧妙避免内积运算和维数灾难,从而实现原空间的学习和预测。支持向量机算法是凸二次优化问题,能够保证找到的极值解就是全局最优解,很好地解决了传感器动态补偿的问题。

1 红外甲烷传感器校正补偿原理

红外甲烷传感器补偿校正原理图如图 2 所示,其中输入 X 为待测甲烷气体浓度, y 为红外甲烷传感器输出, t_1, \dots, t_{k-1}, t_k 为非目标参量如电源波动、温度、湿度、灰尘、CO 等环境因素。红外吸收模型为:

$$y=f(X, t_1, \dots, t_{k-1}, t_k) \quad (1)$$

t_1, \dots, t_{k-1}, t_k 这 k 个外部动态变化的非目标参量,假设 y 和 $t'_1, \dots, t'_{k-1}, t'_k$ 是输入 X 的单值函数,式(1)存在反函数:

$$X=f^{-1}(y, t'_1, \dots, t'_{k-1}, t'_k) \quad (2)$$

从朗伯比尔光谱吸收原理以及如图 1 所示的甲烷传感器设计可以知道,这个非线性反函数非常复杂,难以用确定的函数进行描述,但可以用基于 ε -SVM 回归的红外甲烷传感器数学模型来对其进行逼近。将传感器输出 y 和 $t'_1, \dots, t'_{k-1}, t'_k$ 作为支持向量机模型的输入,输出 Y 经过数学模型补偿处理。TSPSO 算法敏感地感知到电源波动、温度、湿度、灰尘、CO 等非目标参量的变化,然后进行最优化搜索,根据得到的 $t'_1, \dots, t'_{k-1}, t'_k$ 自动调整 δ, ε 的大小适应不同外部环境变化下对甲烷浓度的检测,从而得到最佳的测量效果,参数 C, δ, ε 会在下文中进行详细的介绍。

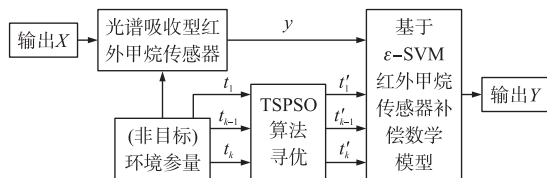


图 2 红外甲烷传感器补偿校正原理图

2 ε -支持向量机回归模型

可以将式(1)非线性反函数描述为如下最小化式:

$$\min_{w, \eta} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\eta_i + \eta_i^*) \quad i=1, \dots, l$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} y_i - w \cdot \phi(x) - d \leq \varepsilon + \eta \\ -y_i + w \cdot \phi(x) + d \leq \varepsilon + \eta^* \end{cases} \quad (3)$$

式中 $\phi(x): X \rightarrow F$ 表示从输入空间到高维特征空间的非线性变换; w 为权重向量,其维数为高维特征空间的维数; $w \cdot \phi(x)$ 表示向量 w 与 $\phi(x)$ 的内积, d 为偏置量或被称为阈值, η, η^* 为松弛变量。 C 为惩罚因子,用来表示回归函数的平滑度和允许误差大于 ε 数值之间的平衡,在提高泛化能力和减小误差之间起调控作用, C 越大则对数据的拟合程度越高,经过专家们针对 PSO 算法的大量实验,得出 C 一般取 10 左右较为适用于 PSO 算法^[11]。 ε 规定了回归函数与输出的误差要求,用来控制算法希望达到的精度,其越小,回归估计精度越高,通过损失函数来表示。此函数的优化问题可以转化为其对偶形式进行求解,同时要引入 Lagrange 算子,建立 Lagrange 函数为

$$L(w, d, \eta, \eta^*) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\eta_i + \eta_i^*) - \sum_{i=1}^l \alpha_i [\varepsilon + \eta_i - y_i + (w \cdot \phi(x) + d)] - \sum_{i=1}^l \alpha_i^* [\varepsilon + \eta_i^* + y_i - (w \cdot \phi(x) + d)] - \sum_{i=1}^l (\xi_i \eta_i + \xi_i^* \eta_i^*) \quad (4)$$

其中 $\xi_i, \xi_i^* \geq 0$ 求解优化问题,需要对原变量求偏导数

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial d} = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \eta} = C - \alpha_i - \xi_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \eta^*} = C - \alpha_i^* - \xi_i^* = 0 \end{cases} \quad (5)$$

得到泛函极值(最大值)问题:

$$\max_{\alpha, \alpha^*} \sum_{i=1}^l \alpha_i^* (y_i - \varepsilon) - \alpha_i (y_i + \varepsilon) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_j^* - \alpha_j) K(x_i, x_j)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C, i=1, \dots, l \quad (6)$$

其中 $\phi(x_i) \cdot \phi(x_j) = K(x_i, x_j)$ 为核函数。选择位于开区间 $(0, C)$ 中 $\bar{\alpha}_i^*$ 一个分量 $\bar{\alpha}_j$ 或 $\bar{\alpha}_k^*$, 则偏置量可如下计算获得

$$\bar{w} = \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i - \bar{\alpha}_i^*) \phi(x_i)$$

$$\bar{d} = y_i - \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i - \bar{\alpha}_i^*) K(x_i, x_j) + \varepsilon$$

最后得到决策函数为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i - \bar{\alpha}_i^*) K(x_i, x) + \bar{d} \quad (7)$$

由于引入了 ε 不敏感损失函数,所以这种支持

向量机回归的算法也称为 ε -支持向量机回归(或 ε -SVR)。选择多维高斯径向基核函数:

$$K(x, x') = C \exp\{2(x \cdot x')\delta\} \exp\left\{-\frac{\|x-x'\|^2}{2\sigma^2}\right\}, \quad \delta, \sigma > 0 \quad (8)$$

其中 σ 为尺度参数, 每个径向基函数的中心都对应一个支持向量。相对于常规的高斯径向基核函数, 核宽度参数 δ 定义了回归函数逼近的邻域, 惩罚因子 C 与两个向量内积的乘子定义了全局的逼近, 构造的多维空间对应于后文 TSPSO 算法优化的多输入非目标环境变量。

3 动态感知的双子群 PSO 算法(TSPSO)

TSPSO 的实现思想是: 在解空间随机初始化等规模的两个种群, $x_{i,j}^{(1)}(t)$ 、 $x_{i,j}^{(2)}(t)$ 分别表示主种群和辅种群的位置, 速度和位置更新公式如下:

$$v_{i,j}(t+1) = wv_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2 r_2 [p_{g,j} - x_{i,j}(t)] \quad (9)$$

$$x_{i,j}^{(1)}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1), j = 1, \dots, d \quad (10)$$

$$x_{i,j}^{(2)}(t+1) = x_{i,j}(t) - v_{i,j}(t+1), j = 1, \dots, d \quad (11)$$

其中, c_1 和 c_2 : 分别为个体和群体加速度步长, 为非负数; r_1 和 r_2 为在 0 到 1 间均匀分布的随机数; i 表示第 i 个粒子; t 表示第 t 次迭代; d 为解空间的维数; w 为线性递减惯性权重^[6]; gen 为迭代执行最大次数。即:

$$w = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) \times t / \text{gen} \quad (12)$$

主辅种群按照各自的位置更新公式寻优, 每次迭代更新之后比较适应度值的大小, 适应度较优的取代较差的粒子。这样同时获取了两个种群的最优值, 正因如此, 在外部环境发生变化时, TSPSO 算法能够迅速、准确地跟踪动态变化的极值, 而不会产生种群早熟陷入局部极值的现象。TSPSO 算法时刻感知着外部环境的变化, 一旦外部环境发生变化时, TSPSO 算法重新初始化辅子群, 而保持主子群的记忆性, 只重新估计主子群的适应度值, 并更新两个子群的 $p_i(t)$ 、 $p_g(t)$ 。同时, TSPSO 算法不限制粒子的最大速度, 目的是尽可能地扩展粒子群在动态环境中的搜索范围, 避免粒子陷入局部极值。图 3 和图 4 分别是 Griewank 函数

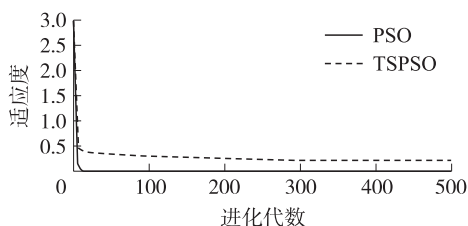


图 3 Griewank 函数适应度-进化代数曲线对比图

和 Rosenbrock 函数^[12]适应度对比曲线图, 可以明显看出 TSPSO 算法收敛速度明显优于标准 PSO 算法。

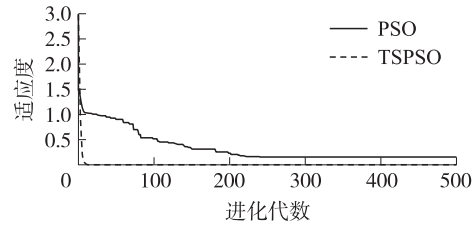


图 4 Rosenbrock 函数适应度-进化代数曲线对比图

4 红外甲烷传感器综合补偿模型的实现

如图 5 所示, 为了测试补偿模型的性能, 将温度和湿度作为补偿模型的非目标环境参量, 通过引入损失函数, 利用非线性变换将输入变量映射到高维特征空间, 在高维特征空间构造决策面即最优超平面进行线性回归^[13], 最后得到消除了温度和湿度非目标参量影响的被测甲烷气体浓度。

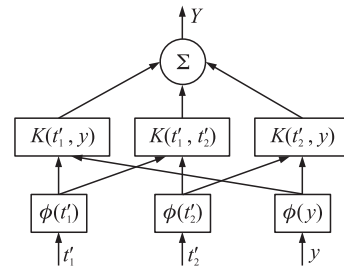


图 5 补偿模型核函数组成示意图

支持向量机回归模型的实现, 可用矩阵来描述:

$$\min_z \frac{1}{2} z^T A z + C^T z \quad (13)$$

其中:

$$A = \begin{bmatrix} XX^T & -XX^T \\ -XX^T & XX^T \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} \varepsilon + Y \\ \varepsilon - Y \end{bmatrix}, \quad z = \begin{bmatrix} \alpha \\ \alpha^* \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ t'_k \end{bmatrix}, \quad Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_l \end{bmatrix}$$

z 取值的约束条件为:

$$z \cdot (1, \dots, 1, -1, \dots, -1) = 0, \alpha_i, \alpha_i^* \geq 0, i = 1, \dots, l \quad (15)$$

一般的基于支持向量机补偿数学模型的参数, 事先需要大量的数据对模型进行训练。综合补偿模型利用 TSPSO 算法对其参数进行最优化搜索, 从根本上提高了算法的计算效率, 有效的减少了甲烷传感器的检测时间。选取适应度函数:

$$f_{ITAE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^S [Y(i) - X(i)]^2}{S}} \quad (16)$$

式中: S 为训练样本的数量, $Y(i)$ 为第 i 个样本经模型补偿后得到的甲烷浓度, $X(i)$ 为第 i 个样本真实的浓度值。

其检测步骤如下:

Step 1 采集甲烷传感器的输出值 y 以及非目标环境参量 t_1, \dots, t_{k-1}, t_k ;

Step 2 采集到的 t_1, \dots, t_{k-1}, t_k 就是粒子群算法要优化的第一组参数。随机初始化粒子群的种群范围以及其中粒子的位置与速度;

Step 3 将随机初始化的粒子群等分为两组子群,计算每个粒子的适应度值;

Step 4 主辅两个子群分别按照式(9)(10)和式(9)(11)更新粒子的速度与位置;

Step 5 对主、辅子群进行位置限制。当 $x_{i,j}(t) > x_{\max}(t)$ 或 $x_{i,j}(t) < x_{\min}(t)$ 时,令 $x_{i,j}(t) = x_{\max}(t)$ 或 $x_{i,j}(t) = x_{\min}(t)$ 。 $x_{\max}(t)$ 和 $x_{\min}(t)$ 分别表示粒子搜索范围的最大、最小位置限制;

Step 6 更新主、辅子群个体最优位置。如果粒子的适应值优于 $p_i(t)$ 的适应值,则 $p_i(t)$ 更新为新位置;反之, $p_i(t)$ 保持不变;

Step 7 更新主、辅子群全局最优位置。如果粒子的适应值优于 $p_g(t)$ 的适应值,则 $p_g(t)$ 更新为新位置;反之, $p_g(t)$ 保持不变;

Step 8 比较两组子群的个体最优位置所对应的适应值,优者更新为两组子群共同的个体最优位置。同样,比较两组子群的全局最优位置所对应的适应值,优者更新为整个粒子群的全局最优位置;

Step 9 每 n 次迭代监测一次全局最优解和次全局最优解是否发生变化,如果没有变化,则重新评估主子群的适应值、重新初始化辅子群,算法转向Step 4;反之,算法继续执行。

Step 10 判断算法收敛准则(最大迭代次数)是否满足,如果满足,则输出全局最优粒子 p_g 和最优适应值,算法运行结束;否则,转Step 4;

Step 11 将优化搜索到的 $t'_1, \dots, t'_{k-1}, t'_k$ 传入 ε -支持向量机回归模型中得到模型的核函数;

Step 12 最大误差 ε 和核宽度参数 δ 为要优化的第二组参数,重复Step 3到Step 10搜索最优的三个参数。利用补偿模型得到最终的输出 Y 。

5 实验结果及分析

用0.1%、0.5%、1.0%、2.0%和5.0%的5组标准甲烷气样,温度为5℃、10℃、20℃、25℃、30℃、40℃时以及湿度为50%、70%、80%、90%、100%测得的大量数据对支持向量机进行训练^[14],与TSPSO算

法寻找到的参数进行对比。图6~图9分别为用大量实验数据搜寻得到的 ε 、 δ 和用TSPSO算法优化后得到的 ε 、 δ 对回归结果所产生的影响。数据集由sinc函数定义(每个样本点混合了正态分布噪声)。

$$f(x) = \text{sinc} = \frac{\sin x}{x}, \quad x \in [-10, 10] \quad (17)$$

明显可以看到优化得到的参数对回归模型的拟合程度好于人工训练得到的参数,其中实线代表 $f(x) = \frac{\sin x}{x}$,星花代表拟合样本点;横坐标为 x ,纵坐标为 $y=f(x)$ 。

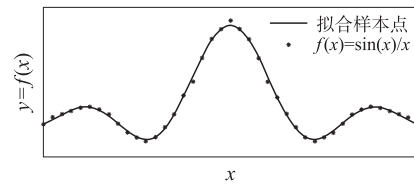


图6 优化得到的 ε 对回归结果的影响

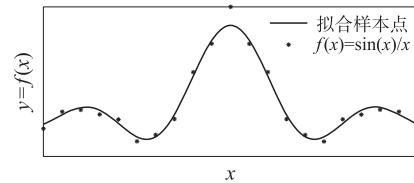


图7 大量数据训练得到的 ε 对回归结果的影响

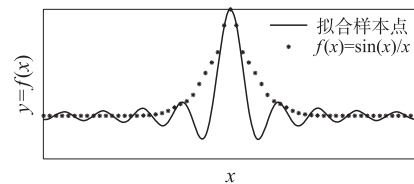


图8 优化得到的 δ 对回归结果的影响

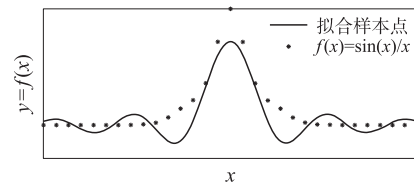


图9 大量数据训练得到的 δ 对回归结果的影响

确定了基于红外甲烷传感器综合补偿数学模型参数后,为了验证模型的有效性和准确性,在室温下,湿度为80%的情况下以0.6%、1%和1.5%浓度的甲烷气样进行了验证实验,实验数据见表1,相对于文献十一^[11]提出的一般的PSO-LSSVM模型,综合补偿模型的最大相对误差为0.0799,绝对误差均值不足0.02,PSO-LSSVM模型的最大相对误差为0.1232,绝对误差只有一个低于0.02。实验结果表明本文提出的红外甲烷传感器数学模型测试误差小、精度高,性能明显优于PSO-LSSVM模型。根本原因是 ε -支持向量机模型进行参数优化的时候可以通过TSPSO算法自动调整 ε 的大小,从而导致 ε -支持向量机模型的绝对误差均值小于PSO-LSSVM模型。

表1 模型有效性对比

序号	标准浓度 /%	综合补偿模型		最小二乘支持向量机模型	
		实验数据 /%	相对误差	实验数据 /%	相对误差
1	0.6	0.556 9	0.043 1	0.646 0	0.046 0
	1.0	1.014 8	0.014 8	1.031 2	0.031 2
	1.5	1.420 1	0.079 9	1.376 8	0.123 2
2	0.6	0.593 4	0.006 6	0.552 3	0.047 7
	1.0	0.997 6	0.002 4	1.058 3	0.058 3
	1.5	1.482 0	0.018 0	1.567 3	0.067 3
3	0.6	0.617 6	0.017 6	0.650 0	0.050 0
	1.0	1.032 1	0.032 1	1.073 6	0.073 6
	1.5	1.484 7	0.015 3	1.547 1	0.047 1
4	0.6	0.587 5	0.012 5	0.563 7	0.036 3
	1.0	0.987 8	0.012 2	0.563 7	0.036 3
	1.5	1.537 9	0.037 9	1.584 2	0.084 2
5	0.6	0.582 3	0.017 7	0.633 9	0.033 9
	1.0	0.997 8	0.002 2	0.956 6	0.043 4
	1.5	1.499 1	0.000 9	1.492 4	0.007 6

6 结语

本文提出一种基于支持向量机的红外甲烷传感器综合补偿数学模型,利用 TSPSO 算法敏感感知外部非目标环境变量,同时利用该算法对支持向量机的参数进行优化。通过实验表明,该模型较一般的 PSO-LSSVM 模型补偿效果好,测量更加准确,更能适应矿井井下恶劣作业环境,为改进红外甲烷传感器提出了一种新的思路。



王宏伟(1977-),女,汉族,副教授,硕士生导师,研究方向为矿山安全监测技术及其理论,Intuwht@126.com;



彭继慎(1969-),男,辽宁阜新人,教授,博士生导师,博士。主要从事煤矿安全生产过程监测与控制、工业过程控制与优化、电力传动系统的计算机控制技术与仿真等方面的研究。先后主持完成科研课题17项。获得辽宁省科技进步三等奖2项、中国石油与化工协会科技进步二等奖1项,在国内外重要学术刊物上发表学术论文

50余篇,其中被EI收录7篇,723789101@qq.com。

参考文献:

- [1] 周福宝. 瓦斯与煤自然共存研究(I):致灾机理[J]. 煤炭学报,2012,37(5):843-849.
- [2] 吴希军,王玉田. 基于光谱吸收的瓦斯检测技术及实验研究[D]. 秦皇岛:燕山大学,2010.
- [3] 王群. 288×4 长波线阵红外探测器的测试[J]. 光学与光电技术,2008,6(4):86-88.
- [4] 孙学金,李浩,唐丽萍. 可见光和红外波段大气体散射偏振度特性研究[J]. 光学学报,2011,31(5):0501001-1-0501001-6.
- [5] 付华,刘娜,周坤,等. 基于 ATMEGA16 的便携式瓦斯检测仪[J]. 传感技术学报,2012,25(9):1322-1327.
- [6] 王军号,孟祥瑞,吴宏伟. 基于小波包与 EKF-RBF 神经网络辨识的瓦斯传感器故障诊断[J]. 煤炭学报,2011,36(5):868-872.
- [7] Ni Kevin, Ramanathan, Nithya, et al. Sensor Network Data Fault Types [J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2009, 5(3):1-29.
- [8] Li Wenjun, Zhang Hongkun. Abrupt Fault Diagnosis of Sensors Based on Wavelet and Neural Networks [J]. Advances in Modeling and Analysis B, 2004, 47(3-4):71-84.
- [9] 解学军,禹梅,张嗣瀛. 基于最小二乘算法及神经网络的非线性离散系统的自适应控制[J]. 控制与决策,2003,18(2):243-246.
- [10] 林海军,滕召胜,杨进宝,等. 基于 RBF 神经网络集成-模糊加权输出的数字温度传感器误差补偿[J]. 仪器仪表学报,2011,32(7):1675-1680.
- [11] 李玉军,汤晓君,刘君华. 粒子群优化算法在改善传感器稳定性中的应用[J]. 仪器仪表学报,2010,31(8):1756-1762.
- [12] 吴宪祥,郭宝龙,王娟. 基于 Lotka-Volterra 模型的双群协同粒子群优化算法[J]. 控制与决策,2010,25(11):1619-1624.
- [13] 张朝龙,江巨浪,李彦梅,等. 基于云粒子群-最小二乘支持向量机的传感器温度补偿[J]. 传感技术学报,2012,25(4):472-476.
- [14] Quan Mingguo, Yang Fengjia. Nonlinear Correction of Methane Sensors Based on Functional Link Neural Network [C]// International Conference on Information Technology and Computer Science, 2009:293-296.



韩云涛(1988-),山东淄博人,硕士研究生。主要研究方向为智能传感器、煤矿安全生产过程监测与控制,779673231@qq.com;