

CPSO 支持向量机红外瓦斯传感器动态补偿

柴文光

(广东工业大学 计算机学院, 广东 广州 510006)

**摘要:** 利用混沌算法变异粒子群算法初始迭代公式,改变线性权重公式,构成混沌粒子群算法.添加混沌遍历性扰动因子,感知非相关变量,从而改进最小二乘支持向量的惩罚因子,并搭建红外瓦斯传感器动态补偿模型.对比没有进行模型优化的测试效果,结果表明,文中补偿模型实际拟合效果好,测量精度明显得到改善.  
**关键词:** 红外瓦斯传感器; 动态补偿; 粒子群; 最小二乘支持向量机; 惩罚因子  
**中图分类号:** TP 212                      **文献标志码:** A

井下甲烷气体的监测事关整个矿井作业的全部人身生命安全,稍有不慎就会引起重大事故,造成不可估量的经济损失和人员伤亡<sup>[1]</sup>.利用光纤反射、干涉原理制作的红外甲烷传感器虽然消除了电信号及电磁干扰的影响,但是还是会受到一氧化碳、二氧化硫、硫化氢等类似气体和烟雾的影响,严重影响其测量精度<sup>[2-4]</sup>.另外,红外光谱自身的散射现象也会影响光纤传感器的测量精度<sup>[5]</sup>,因此,对这种传感器的补偿就显得格外重要.目前,红外测量技术已成为井下油田石油化工行业对甲烷气体检测的主要方法.

1 最小二乘支持向量机回归模型的构建

在最小二乘支持向量机回归模型(least squares support vector regression)引入最小二乘法,优化指标选取平方项,仅选取等式约束法则,将凸二次规划问题转化为一个线性方程组的问题进行求解.

假定训练样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \cdots, (x_l, y_l)$ ,其中  $y \in \mathbf{R}, x \in \mathbf{R}^n$ ,设回归函数为

$$f(x) = w \cdot \phi(x) + d. \tag{1}$$

则函数的回归问题可以转化为

$$\Phi(w, \eta) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l \eta_i^2. \tag{2}$$

式(2)中: $C$ 为错误惩罚因子; $\eta_i$ 为误差变量.最小化式(2),即

$$\left. \begin{aligned} \min_{w, d, \eta_i} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l \eta_i^2, \\ \text{s. t.} \quad & y_i - (w \cdot \phi(x) + d) = \eta_i, \quad i = 1, \cdots, n. \end{aligned} \right\} \tag{3}$$

式(3)的优化问题可以转化为对偶形式.同时,引入 Lagrange 算子  $\alpha, \alpha^*$ ,建立 Lagrange 函数为

$$L(w, d, \eta, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l \eta_i^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (w \phi(x) + d + \eta_i - y_i), \tag{4}$$

$$W(\alpha, \alpha^*) = \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j ((\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)) + \frac{\lambda_{i,j}}{C}). \tag{5}$$

式(5)中: $\lambda_{i,j} = \begin{cases} 1, & i = j, \\ 0, & i \neq j; \end{cases} \{ \phi(x_i) \phi(x_j) \} = K(x_i, x_j)$ 为核函数.

优化问题转化为求解泛函最大值的问题,即

$$\left. \begin{aligned} \max_a \quad & \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j \{ \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \} + \frac{\lambda_{i,j}}{C}, \\ \text{s. t.} \quad & \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0. \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

由此可得

$$\bar{w} = \sum_{i=1}^l \alpha_i \cdot \phi(x_i).$$

最后,得到回归决策函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^k \alpha_i \cdot K(x_i, x) + \bar{d}. \quad (7)$$

最小二乘支持向量机将二次规划问题成功地转化为线性方程组的等式约束问题,降低了整体算法的稀疏性,使得每个样本对于算法都有贡献,与粒子群算法容易陷入局部极值形成互补.其中,惩罚因子  $C$  构造的多维空间对应于 CPSO 算法优化的非相关变量.

## 2 标准粒子群优化算法

定义每个粒子的飞行速度为  $v_{i,j}(t)$ 、自身的最佳位置为  $p_i(t)$ ,整个种群的最佳位置为  $p_g(t)$ <sup>[5]</sup>,具体速度与位置公式分别为

$$v_{i,j}(t+1) = wv_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2 r_2 [p_{g,j} - x_{i,j}(t)], \quad (8)$$

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1), \quad j = 1, \dots, d. \quad (9)$$

式(8)~(9)中: $c_1$  和  $c_2$  分别为个体和群体加速因子(学习因子),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; $t$  为到现在位置种群的迭代次数; $d$  表示该空间是一个  $d$  维的空间; $w$  呈线性递减状态,也就是通常所说的线性递减惯性权重<sup>[6-10]</sup>.即

$$w = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) \times t / \text{gen}. \quad (10)$$

式(10)中:gen 为规定的种群可达到的最大迭代次数.粒子  $p_{i,j}$  的速度迭代规则可以改为<sup>[11-14]</sup>

$$v_{i,j}(t+1) = wv_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2 r_2 [p_{l,j} - x_{i,j}(t)]. \quad (11)$$

## 3 混沌变异粒子群优化算法

针对以上问题,首先考虑利用混沌的遍历性将粒子群(particle swarm optimization, PSO)算法的位置及速度公式进行混沌变异.一般的混沌系统特征有:不可预测性、对初始值的依赖性、遍历性<sup>[12-18]</sup>.即

$$y_{i,j}(t+1) = \begin{cases} \mu y_{i,j}(t)(1 - y_{i,j}(t)), & 0 \leq y_{i,j}(t) < 1, \\ 2 - \mu(2 - y_{i,j}(t))(y_{i,j}(t) - 1), & 1 \leq y_{i,j}(t) \leq 2. \end{cases} \quad (12)$$

式(12)中: $y_{i,j}(t) \in (0, 2)$ ;  $\mu = 1$ .

位置公式的取值始终分布在(0, 2)之间,式(12)为混沌序列将位置取值打散在取值范围之内.利用混沌变异算法将惯性权重进行变异,即

$$w_{\text{new}} = w(t) \cdot y_{i,j}(t), \quad (13)$$

$$w(t) = w_{\min} + \left( \frac{t}{\text{gen}} \right)^{\text{gen}-t} (w_{\max} - w_{\min}). \quad (14)$$

式(13)~(14)中: $w_{\max}$  代表  $w$  的最大值,  $w_{\min}$  代表  $w$  的最小值,相应新的速度更新公式<sup>[7]</sup>为

$$v_{i,j}(t+1) = w_{\text{new}}(t)v_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2 r_2 [p_{g,j} - x_{i,j}(t)]. \quad (15)$$

Griewank 函数适应度-进化代数曲线对比图,如图 1 所示.适应度函数选择 Griewank 函数<sup>[10]</sup>,从收敛速度上可以明显看到:进行扰动计算的粒子群算法明显优于普通的粒子群算法.

由图 1 可知:变异的粒子群算法在迭代 20 次左右就会产生聚集现象.为了避免过早地陷入局部极值,综合最优位置为

$$p_{\text{gnew}} = p_{\text{gnew}} + L_{i,j}(2y_{i,j}(t) - 1). \quad (16)$$

式(16)中: $L_{i,j}$ 为引入混沌序列以后混沌搜索半径; $p_{\text{gnew}}$ 为综合最优位置.选择综合最优位置为

$$p_{\text{gnew}} = (\frac{\sum_{j=1}^K p_{i,1}}{K}, \frac{\sum_{j=1}^K p_{i,2}}{K}, \dots, \frac{\sum_{j=1}^K p_{i,D}}{K}). \quad (17)$$

综合最优位置既包含了全体个体最优值的信息,又包含混沌的遍历性,在其中增加种群跳出局部最优值的概率.混沌搜索半径为

$$L_{i,j} = s | p_{\text{gnew}} - p_{i,j} |. \quad (18)$$

式(18)中: $s$ 为根据算法实际运行情况自适应比例系数.

4 红外瓦斯传感器模型综合补偿的实现

具体的混沌粒子群支持向量机模型由以下 6 个补偿步骤.

步骤 1 采集支持向量机模型的各种输入变量,包括环境温湿度、杂质气体质量浓度、传感器反馈输出等变量如:  $y, t_1, \dots, y_k$ .

步骤 2 将离子种群随机初始化,包括粒子的位置及速度,确定粒子的初始迭代次数及后续迭代次数.

步骤 3 根据式(14)~(18)变异粒子群算法,计算每个粒子的适应度.

步骤 4 根据计算的适应度函数值用群体最优位置取代个体的最优位置  $p_i(t)$ ,同样的,用群体的最优速度取代个体的最有速度  $v_i(t)$ .

步骤 5 利用混沌粒子群得到的参数优化支持向量机的核函数.

步骤 6 迭代算法,通过补偿模型不断优化参数去除干扰得到最终的输出  $Y$ .

5 实验结果及分析

利用湿度在 0.5%~2.0%之间步长为 0.1%、温度在 5~40 ℃之间步长为 1 ℃环境下的不同瓦斯质量浓度数据,对支持向量机进行训练<sup>[10]</sup>,将训练结果与文中提出的 CPSO 算法经过短暂数据支持所得到的参数进行对比,如图 2,3 所示.选取正弦函数为验证函数,正弦函数有很好的周期性,掺杂白噪声作为支持向量机的外界干扰,变量取值在-10~10 之间.由图 2,3 可知:经过混沌粒子群优化的支持向量机明显回归效果强于经过大量数据训练的支持向量机算法.

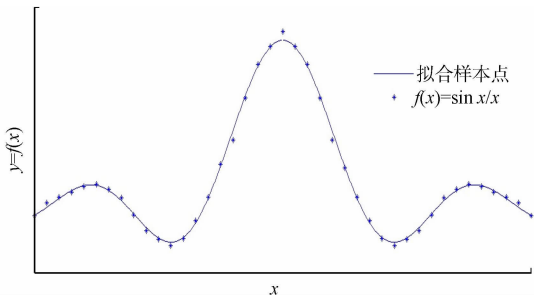


图 2 CPSO 算法选取的参数对回归结果的影响

Fig. 2 CPSO algorithm selected parameters on the regression results movies

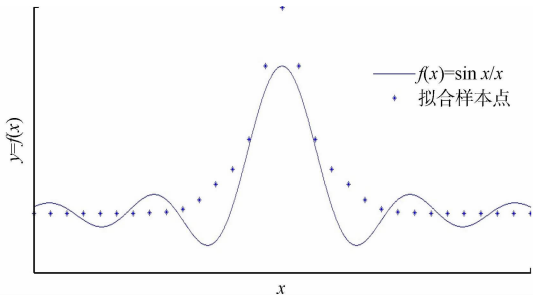


图 3 大量数据训练得到的回归结果

Fig. 3 Regression results obtained large amounts of data training

6 结束语

提出的 CPSO 算法优化支持向量机最优超平面的核函数,通过此方法去除井下外部恶劣环境干扰.通过实验表明,文中模型优化效果很好,使瓦斯传感器的测量更加准确,特别适用于环境多变、多种杂质

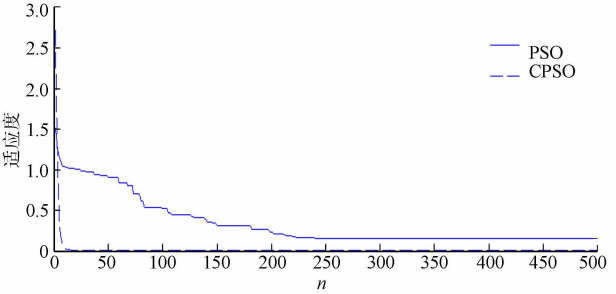


图 1 Griewank 函数适应度-进化代数曲线对比图

Fig. 1 Infrared methane sensor compensation circuit

气体、环境恶劣的井下瓦斯监测.

参考文献：

[1] 刘岗,梁庭,郇弢,等. 红外甲烷传感器直射式气室设计[J]. 工矿自动化,2013,39(3):31-35.

[2] 刘炎,张立斌,蒋泽. 具有温度及压力补偿的矿用红外甲烷传感器设计[J]. 工矿自动化,2012(8):7-10.

[3] 何云文. 红外甲烷传感器的研究及应用[J]. 硅谷,2013(15):26-27.

[4] 兰天. 煤矿智能红外甲烷传感系统的设计与实现[D]. 成都:电子科技大学,2011:30-40.

[5] 张高平. 红外甲烷传感器示值误差测量结果的不确定度评定[J]. 中国计量,2015,32(3):93-95.

[6] 吴永忠,陈丹艳,郭太峰,等. 非分光红外甲烷传感器的研制[J]. 煤炭学报,2007(11):1224-1227.

[7] 于庆. 基于光谱吸收的气体检测技术在煤矿中的应用[J]. 矿业安全与环保,2012,39(3):26-29,32.

[8] 尹晶晶. 瓦斯无线监测网络低功耗传感节点的研究[D]. 上海:东华大学,2014:40-45.

[9] 董磊. 基于腔增强吸收光谱的污染气体检测研究[D]. 太原:山西大学,2007:30-37.

[10] 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.

[11] 阳琼芳,孙如祥. 粒子群与遗传算法的混合算法[J]. 华侨大学学报(自然科学版),2015,36(6):645-649.

[12] 王秉. 高速收敛混沌粒子群算法的云计算任务调度[J]. 华侨大学学报(自然科学版),2015,36(6):650-654.

[13] 程泽,董梦男,杨添凯,等. 基于自适应混沌粒子群算法的光伏电池模型参数辨识[J]. 电工技术学报,2014,29(9):245-252.

[14] 吴垚,霍亮生,黎进远,等. 自适应混沌粒子群算法及在 PID 整定中的应用[J]. 计算机仿真,2014,31(8):377-381,406.

[15] 栗磊,姜民富. 基于混沌搜索的简化粒子群优化算法[J]. 西南师范大学学报(自然科学版),2014,39(9):121-126.

[16] 张琪,屈卫清,熊伟清. 基于混沌粒子群算法的多目标调度优化研究[J]. 激光杂志,2015,16(1):122-127.

[17] 匡芳君,金忠,徐蔚鸿,等. Tent 混沌人工蜂群与粒子群混合算法[J]. 控制与决策,2015,30(5):839-847.

[18] 杨景明,马明明,车海军,等. 多目标自适应混沌粒子群优化算法[J]. 控制与决策,2015,30(12):2168-2174.

CPSO Support Vector Machine Based Infrared Gas  
Sensor Dynamic Compensation

CHAI Wenguang

(Scool of Computer Science and Technology, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

**Abstract:** Use chaos mutation particle swarm optimization algorithm (CPSO) in the initial iteration formula for promoting the linear weighting formula, add disturbance factor and ergodicity of chaos and the awareness of relevant variables. Thus, the least squares support vector punishment factor and was improved the infrared gas sensor dynamic compensation model was established. By comparing to non-optimization model, results showed that the compensation model had a actual fitting effect and improved measurement accuracy.

**Keywords:** infrared gas sensor; dynamic compensation; particle swarm; least squares support vector machine; penalty factor

(责任编辑：陈志贤      英文审校：吴逢铁)