

文章编号: 1671- 251X(2009) 05- 0008- 05

基于最小二乘支持向量机的 瓦斯传感器非线性校正

刘瑞芳, 梅孝安

(湖南理工学院, 湖南 岳阳 414006)

摘要: 依据瓦斯传感器样本, 文章提出了一种采用最小二乘支持向量机辨识传感器逆模特征的校正瓦斯传感器非线性误差的方法, 详细介绍了 SVM 回归估计校正方法和 LS- SVM 校正方法的原理。该方法不需逆模型函数形式的先验知识, 能够保证找到的极值解就是局最优解, 具有较好的泛化能力。实例应用表明, 采用该方法校正后的传感器的检测精度可达到 0.4%, 效果令人满意。

关键词: 煤矿; 瓦斯传感器; 非线性校正; 最小二乘支持向量机

中图分类号: TD712; TP18

文献标识码: A

Nonlinear Correction of Methane Sensor Based on Least Square Support Vector Machine

LIU Ruifang, MEI Xiaoran

(Hunan Institute of Science and Technology, Yueyang 414006, China)

Abstract: According to sample of methane sensor, the paper put forward a method of correcting nonlinear error of methane sensor, which can identify contrary model characteristic of methane sensor

收稿日期: 2009- 01- 13

作者简介: 刘瑞芳(1972-), 女, 硕士, 讲师, 2006 年毕业于华中科技大学计算机系, 现在湖南理工学院从事计算机教学工作, 已发表文章 7 篇。E-mail: ruifangliu@126.com

4 结语

随着煤矿企业网络应用需求的不断增长, 对计算模式提出了新的要求。本文结合网格技术及其在煤矿安全应用领域的实际需求, 提出了 CMSAG 体系结构, 详细论述了 CMSAG 在实现过程中的关键技术。CMSAG 是在煤矿安全应用体系中引入网格概念的煤矿安全应用信息平台 and 基础设施, 在 CMSAG 中, 用户可以通过单一的应用程序入口访问所有煤矿安全的信息数据以及服务资源。实际应用表明, CMSAG 实现了对煤矿安全应用中分布广泛的计算、数据、设备等空闲可利用资源的高效利用和管理, 提高了煤矿安全管理工作中的安全预测预报速度和精度, 对解决煤矿安全的实际问题具有重要意义。但是, CMSAG 的研究还处于初步阶

段, 需要在应用网格操作系统、高速处理海量数据及其关键技术等方面作进一步的研究。

参考文献:

- [1] 都志辉, 陈 渝, 刘 鹏. 网格计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- [2] FOSTER I, KESSELMAN C. 网格计算[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [3] 孙艺珍, 龚尚福. 煤矿安全信息网格 GIS 的系统框架研究[J]. 西安科技大学学报, 2005(12).
- [4] 徐 森, 王建国, 李学文. 基于网格的煤矿安全应用网格体系研究[J]. 计算机仿真, 2005(12).
- [5] 孙士翠, 丁恩杰, 徐 秀. 煤矿安全网格环境下资源管理与任务调度的研究[J]. 工矿自动化, 2007(6).
- [6] 唐 宇, 何凯淘, 肖 依. 国家地质调查应用网格体系及关键技术研究[J]. 计算机研究与发展, 2003, 40(12).

correctly based on the least square support vector machine. It introduced principles of correction method of SVM regression estimation and LS-SVM in details. The method does not make use of any priori knowledge about contrary model function and can ensure that extremal solution is optimal and has generalization ability. The application result showed that the detection precision of methane sensor is 0.4% with the method, the result of nonlinear correction are great satisfaction.

Key words: coal mine, methane sensor, nonlinear correct, least square support vector machine

0 引言

导致煤矿安全事故的发生有许多因素, 其中一个重要的因素是瓦斯爆炸, 因此, 煤矿瓦斯安全参数的检测非常重要。用于检测瓦斯体积分数的是瓦斯传感器, 其输入与输出之间存在着较严重的非线性, 实际应用中一般采用分段线性化校正的方法, 这在一些检测精度要求较高的场合往往达不到实际需要, 因此, 必须进行高精度的线性化校正。为提高瓦斯传感器的测量精度, 国内外许多研究人员付出了大量的努力, 提出了多种方法, 常见的有硬件实现法、软件实现法^[1~4], 但这些方法检测精度都不高, 效果不是十分理想, 不能满足煤矿瓦斯安全参数检测要求较高场合的实际需要。而支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是一种新的机器学习方法, 它建立在统计学习理论的基础上, 根据结构风险最小化原则, 具有较好的泛化能力, 对于有限样本学习问题已经表现出很多优于已有方法的性能。同时 SVM 算法是一个凸二次优化问题, 能够保证找到的极值解就是全局最优解, 较好地解决小样本、非线性和高维数的问题。为此, 笔者提出一种采用最小二乘支持向量机^[5] (Least Square Support Vector Machines, LS-SVM) 的非线性补偿方法, 它可以使瓦斯传感器线性化, 被校正后的网络可按线性特性处理, 从而提高了测量精度。

1 瓦斯传感器非线性校正方法

采用瓦斯传感器测量瓦斯时, 将瓦斯信号经过变送器, 输出能反映瓦斯信号大小相对应的电信号, 通过 A/D 后, 可以获得输出的瓦斯数字信号, 一般可表示为

$$y = f(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_nx^n \quad (1)$$

式中: y 为瓦斯传感器的输出; x 为瓦斯传感器的输入; a_0, a_1, \dots, a_n 为非线性校正系数。

由于瓦斯传感器的输出 y 是非线性函数, 在检测过程中会造成输入和输出间总存在有一定的误差, 若该误差超过系统允许的范围, 则必须进行校

正。一般常用的校正方法有 2 种: (1) 采用其一段近似线性段; (2) 用硬件补偿的方法将其中的一段补偿成近似线性。而这 2 种方法难以做到全程补偿。为了消除瓦斯传感器的非线性误差, 可使瓦斯传感器输出 y 通过一个特征函数 $z = F(y)$ 、且 $F(y) = f^{-1}(y)$ 的补偿环节, 这样可有效地消除非线性误差。

很显然 $F(y)$ 也是一个非线性函数, 这样补偿后的输出 z 与被测量值 x 一致, 使瓦斯传感器具有理想特征, 其过程如图 1 所示。

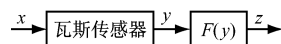


图 1 非线性校正过程示意图

在实际应用中, 一般非线性函数 $F(y)$ 难以准确表达, 但根据支持向量机理论, 若已知 k 个输入样本: $(y_1, z_1), (y_2, z_2), \dots, (y_k, z_k)$, 则可以寻找一个从输入空间到输出空间的非线性映射, 将数据 y 映射到高维特征空间, 并用某一线性函数对这个空间进行线性回归。

1.1 SVM 回归估计校正方法

机器学习的过程就是根据 k 个独立同分布观测样本, 求一个最优的逆模特征 $f^{-1}(y)$, 使得通过样本训练后, 对某样本以外的 y , 通过 $f^{-1}(y)$ 找出对应的 z , 这是一个非线性函数回归过程^[5]。首先在 y 域用一个非线性变换 $y \rightarrow \Phi(y)$, 将输入空间映射到一个高维的特征空间, 然后在特征空间中进行线性回归, 即:

$$f(x) = [w \cdot \Phi(x)] + b \quad \Phi: R^n \rightarrow F, w \in F \quad (2)$$

式中: b 为阈值。

因此, 在高维特征空间的线性回归对应于低维输入空间的非线性回归, 免去了在高维空间 w 和 $\Phi(x)$ 点积的计算。由于 Φ 是固定不变的, 故影响 w 的是经验风险的总和 R_{emp} 与使其在高维空间平坦的 $\|w\|^2$, 则:

$$R(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + R_{\text{emp}} \frac{1}{2} \|w\|^2 +$$

$$\sum_{i=1}^l \mathcal{E}(f(x_i) - y_i) \quad (3)$$

式中: l 表示样本的数目; $\mathcal{E}(\cdot)$ 为损失函数, 通常采用的是 ε -不敏感区函数, 其定义为

$$\mathcal{E}(f(x_i) - y_i) = \begin{cases} 0, & |f(x_i) - y_i| < \varepsilon \\ |f(x_i) - y_i| - \varepsilon, & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

根据统计学习理论的结构风险最小化准则, 支持向量机回归方法通过极小化目标函数确定回归函数:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + \sum_{i=1}^l \mathcal{E}(f(x_i) - y_i) \quad (5)$$

由于特征空间的维数很高(甚至无穷), 且目标函数不可微, 直接求解式(5)几乎是不可行的。支持向量机回归方法的特殊效果在于: 通过引入点积核函数 $k(x_i, x_j)$ 和利用 Wolfe 对偶技巧避开了这些问题, 将上述问题转化为下述可有效求解式(3)的对偶问题, 由式(4)、式(5)可知, 基于回归算法的 SVM 可以表示为

$$\min \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + \sum_{i=1}^l \mathcal{E}(f(x_i) - y_i) \right\}$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} y_i - [w \cdot \Phi(x_i)] - b \leq \varepsilon + \xi \\ [w \cdot \Phi(x_i)] + b - y_i \leq \varepsilon + \xi^* \\ \xi, \xi^* \geq 0 \end{cases}$$

相应的 Lagrange 函数为

$$L(w, \xi, \xi^*) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi + \xi^*) - \sum_{i=1}^l \alpha_i ((\varepsilon + \xi) - y_i + (w \cdot \Phi(x_i)) + b) - \sum_{i=1}^l \alpha_i^* ((\varepsilon + \xi^*) + y_i - (w \cdot \Phi(x_i)) - b) - \sum_{i=1}^l (\lambda \cdot \xi + \lambda^* \cdot \xi^*) \quad (6)$$

式中: C 为正则化参数; α_i 和 α_i^* 为最小化 $R(w)$ 的解。

要使式(6)取得最小值, 对于参数 w 、 b 、 ξ 、 ξ^* 的偏导都应等于零, 即:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot \Phi(x_i) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi} = C - \alpha_i - \lambda = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi^*} = C - \alpha_i^* - \lambda^* = 0 \end{cases} \quad (7)$$

代入(6), 可以解决对偶优化问题:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)) + \sum_{i=1}^l \alpha_i (\varepsilon - y_i) + \sum_{i=1}^l \alpha_i^* (\varepsilon + y_i) \quad (8)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C] \end{cases}$$

由此, 支持向量机的函数回归问题就可以归结为式(8)所示的二次规划问题。求解该二次规划问题, 可以得到用数据点表示的 w :

$$w = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \Phi(x_i) \quad (9)$$

由式(2)和式(9), $f(x)$ 可表示为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x)) + b$$

$$= \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i, x) + b \quad (10)$$

式中: $k(x_i, x) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x)$ 称为核函数, 它是满足 Mercer 条件的任何对称的核函数, 对应于特征空间的点积。

1.2 LS-SVM 校正方法

在瓦斯传感器中必定存在噪声, 通常是高斯噪声, 它们时刻影响着系统的性能, 而标准 SVM 算法的抗噪声能力较差。另外, 标准 SVM 算法的速度不依赖于输入空间的维数, 而依赖于样本数据的个数, 样本数据越大, 求解相应的二次规划问题越复杂, 计算速度越慢, 花费的时间越长。解决该类问题的方法主要有: (1) 改进优化方法, 比如序列优化法 SVM (SMO-SVM)、分解型 SVM (Decompis-SVM) 以及 LS-SVM 等; (2) 构造新型的内核函数, 使之降低优化问题的维数, 比如 LS-SVM 算法。LS-SVM 和 SVM 算法的主要区别在于损失函数项和等式约束条件。

LS-SVM 是 Suykens 和 Vandewallb 提出的最小二乘支持向量机, 优化指标采用了二次平方项, 只有等式约束, 而没有不等式约束, 简化了计算的复杂性。

LS-SVM 在优化目标中选取了和标准 SVM 算法不同的损失函数, 以误差的二次平方项代替不灵敏损失函数作为损失函数。优化问题在标准 SVM 的基础上进行了改进:

$$\min J(w, \xi) = \frac{1}{2} w^T \cdot w + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \quad (11)$$

$$\text{s. t. } y_i = w^T \cdot \Phi(x_i) + b + \xi, \quad \xi > 0, 1, 2, \dots, l$$

相应的 Langrange 函数为

$$L = J - \sum_{i=1}^l \alpha [w^T \cdot \Phi(x_i) + \varepsilon + b - y_i]$$

$i = 1, 2, \dots, l$

(12)

则 LS- SVM 优化问题转化为求解线性方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & \eta \\ s & \Omega_{ij} + C^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix}$$

(13)

式中: s 为 l 维列向量, $s = [1, 1, \dots, 1]^T$; η 为 l 维行向量, $\eta = [1, 1, \dots, 1]$; I 为单位矩阵; $a = [a_1, a_2, \dots, a_l]^T$; $\Omega_{ij} = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) = k(x_i, x_j)$; $y = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T$ 。

系统模型:

$$y(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i k(x_i, x) + b$$

(14)

应用 LS- SVM 辨识系统时, 正则化参数 C 和核参数 q 的选择是一个重要问题。用网格搜索法先选择参数对 (C, q) , 然后用交叉验证法对目标函数 (如均方差最小) 进行寻优, 直至找到最佳的参数对, 使交叉验证的精度最高, 并且能够避免过拟合问题。选择最佳参数对的过程:

(1) 确定合适的正则化参数集和核参数集

试验发现, 按照指数增长方式生成 2 种参数集是一种有效的方法, 例如, $C = 2^{-2}, 2^{-0}, \dots, 2^{12}, \dots$; $q = 2^{-8}, 2^{-6}, \dots, 2^{-2}, 2^0, \dots$ 。网格搜索简单直接, 因为每一个参数对 (C, q) 都是独立的, 可以并行地进行网格搜索。

(2) 参数对交叉验证

应用网格搜索法选择 1 个参数对 (C, q) 进行交叉验证, 其交叉验证步骤:

- Step 1 将样本集 E 分为 I 组验证集, 即 $\{G_1, G_2, \dots, G_i, \dots, G_I\}$;
- Step 2 将任意的 $(I-1)$ 组作为训练集, 剩余的 1 组作为验证集;
- Step 3 通过选择不同的验证集, 重复 S 次, 其泛化性能可通过式 (15) 评价:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^I \sum_{u \in G_i} [y^u - y(x^u | \hat{\theta}_i)]^2$$

(15)

式中: G_i 为第 i 组验证集; y^u 为验证集的样本; $\hat{\theta}_i$ 为用 $E - G_i$ 作为训练样本时得到的参数向量; $y(x^u | \hat{\theta}_i)$ 为 LS- SVM 的输出。

Step 4 循环选择参数对进行交叉验证, 计算每个参数对的 MSE , 当 MSE 最小时, 该参数对 (C, q) 是最佳的, 网格搜索停止; 否则, 返回 Step 1

继续分组并进行交叉验证。

2 应用实例

选取 1 组灵敏度为 20 mA/1% CH₄ 的 SG-3 型催化瓦斯传感器, 要求其输入为 1% CH₄ 时, 对应的输出为 100 mV。以瓦斯传感器分类表中 0.1% CH₄~1% CH₄ 的 9 个数据为样本 P , 求瓦斯与数字量的关系, 作为非线性校正的输入 y , 分别采用线性内核 (内核函数 $k(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j)$) 的 SVM 方法、LS- SVM 方法训练支持向量机进行非线性校正, 所得的瓦斯传感器的输出特性曲线如图 2 所示。

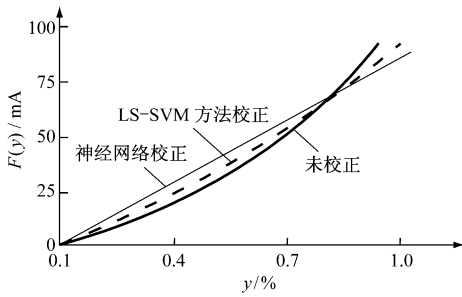


图 2 瓦斯传感器特性输出曲线

从图 2 可以看出, 未校正前瓦斯传感器的输出特性曲线具有较明显的非线性特性, 而采用 BP 神经网络方法训练支持向量机进行瓦斯传感器的非线性校正, 效果不是很好, 采用 LS- SVM 方法训练支持向量机后非线性校正效果十分理想。

将未校正、BP 神经网络方法校正以及 LS- SVM 方法校正的瓦斯传感器进行误差对比, 结果如表 1 所示。从表 1 可知, 经 LS- SVM 方法非线性校正后, 瓦斯传感器的精度可达到 0.4%, 满足了大部分瓦斯测量应用场合。

表 1 瓦斯传感器非线性误差表

校正方法	平均误差/ %	最大误差/ %
未校正	3.542	5.020
BP 神经网络方法	0.954	1.32
LS- SVM 方法	0.330	0.396

3 结论

(1) 在瓦斯传感器工作范围内, 采用 LS- SVM 方法训练支持向量机进行瓦斯传感器的非线性校正, 实例应用表明, 精度可达到 0.4%, 满足大部分应用场合。

(2) 该瓦斯传感器的非线性校正方法简单、速

文章编号: 1671- 251X(2009) 05- 0012- 04

煤矿井下直流杂散电流的研究

尹小本¹, 范迪鹏²

(1. 上海大屯能源股份有限公司发电厂, 上海 221611; 2. 中国矿业大学信电学院, 江苏 徐州 221008)

摘要: 杂散电流所造成的电机车钢轨及其附近的埋地管线的腐蚀、人身触电和对通信系统的干扰等问题日益凸显出来。文章通过建立电机车简单的单边供电模型, 在合理的假设前提下推导出了杂散电流的计算公式, 并应用 Matlab 仿真软件对推导出的公式进行仿真分析。仿真分析结果表明: 在单边供电的区间内, 随着距电机车距离的增大, 杂散电流先增大后减小, 在供电区间的中点达到最大; 过渡电阻和轨道纵向电阻率对杂散电流泄漏影响很大; 供电距离和供电电流对杂散电流的影响次之。

关键词: 煤矿; 电机车; 单边供电; 杂散电流; 仿真; Matlab

中图分类号: TD611 **文献标识码:** A

Research of DC Stray Current in Coal Mine Underground

YIN Xiaoben¹, FAN Dipeng²

(1. Power Plant of Shanghai Datun Energy Resources Co., Ltd., Shanghai 221611, China.

2. School of Information and Electrical Engineering of CUMT., Xuzhou 221008, China)

Abstract: The problems such as corrosion of steel rail and the buried metal pipe, and electric shock, interference to communication systems caused by stray current have become prominent increasingly. Through establishing unilateral power supply model of electric locomotive, the paper deducted the mathematical formula for stray current under reasonable suppositions, simulated the formula by using the simulation software Matlab. The simulation result showed that in unilateral power supply range, stray current increased at first and then decreased with increasing the distance to electric locomotive, and it come to maximum at the midpoint of power supply range, the transition resistance and track longitudinal resistivity have great affection to the stray current, the distance and the current of power supply have secondary affection to the stray current.

Key words: coal mine, electric locomotive, unilateral power supply, stray current, simulation, Matlab

收稿日期: 2008- 12- 29

作者简介: 尹小本(1973-), 男, 工程师, 2000 年毕业于上海电力学院, 现在上海大屯能源股份有限公司发电厂从事供电一次侧管理工作, 已发表文章数篇。E-mail: 150915267@qq.com

0 引言

煤矿井下架线电机车运输系统中, 通常是将电机车的运行钢轨作为供电回路。由于钢轨与大地之

度快, 得到的表达式非常简单, 实际计算时计算量很小, 并具有很强的曲线拟合能力, 可广泛应用于其它要求高精度瓦斯检测的场合。

参考文献:

- [1] 董敏明, 杨胜强, 田 丰. 新型瓦斯传感器关键技术的研究[J]. 中国矿业大学学报, 2003, 32(4): 399~ 401.
- [2] 王正洪, 张小敏, 徐 君. 矿井瓦斯传感器自动调校技

术及其进展[J]. 江苏工业学院学报, 2004, 16(2): 61~ 64.

- [3] 董敏明, 钱 毅. 恒温瓦斯检测输出非线性动态调校[J]. 仪器仪表学报, 2001, 22(5): 462~ 465.
- [4] 刘 刚, 刘学仁, 蔡十华. 基于神经网络的瓦斯传感器的非线性校正[J]. 工矿自动化, 2006(6): 1~ 4.
- [5] 鄂加强. 智能故障诊断及应用[M]. 长沙: 湖南大学出版社, 2006.