

# 矿井 CO 浓度的支持向量机数据融合检测方法

黄为勇<sup>1,2</sup>,童敏明<sup>2</sup>,任子晖<sup>2</sup>

HUANG Wei-yong<sup>1,2</sup>,TONG Min-ming<sup>2</sup>,REN Zi-hui<sup>2</sup>

1.徐州工程学院 信电工程学院,江苏 徐州 221008

2.中国矿业大学 信息与电气工程学院,江苏 徐州 221008

1.School of Information and Electrical Engineering,Xuzhou Institute of Technology,Xuzhou,Jiangsu 221008,China

2.School of Information and Electrical Engineering,China University of Mining and Technology,Xuzhou,Jiangsu 221008,China

E-mail:hwy@xzit.edu.cn

**HUANG Wei-yong,TONG Min-ming,REN Zi-hui.CO concentration detection in coal-mine using Support Vector Machine and data fusion.Computer Engineering and Applications,2008,44(36):240-243.**

**Abstract:** In order to eliminate the effect of methane gas on electrochemical sensor in coalmine,this paper puts forward a new method for CO concentration detection based on SVM(Support Vector Machine) and data fusion.The method uses SVM,which can approximate nonlinear function in the whole region,to fuse data of sensor pair composed of a catalysis sensor and an electrochemical CO sensor,and to get a mathematical model of data fusion for CO concentration detection.The experimental result shows that MAPE(Mean Absolute Percentage Error) is 0.88% and RMSE(Root Mean Square Error) is 1.32%,which indicates the proposed method eliminates effectively the influence of methane gas on electrochemical CO sensor,and realizes accurate CO concentration detection in coalmine.

**Key words:** Support Vector Machine(SVM);data fusion;CO detection;electrochemical sensor

**摘要:**针对检测矿井一氧化碳(CO)含量时,电化学传感器输出受到矿井大气中甲烷气体影响的问题,提出了一种基于支持向量机(SVM)数据融合的 CO 浓度检测方法。该方法将催化传感器与电化学传感器构成传感器对,利用能够从全局意义上逼近任意非线性关系的支持向量机对传感器对的输出信号进行非线性数据融合,构建了矿井一氧化碳浓度检测模型。实验结果表明,该方法的平均绝对百分比误差为 0.88%,均方根误差为 1.32 ppm,有效地消除了甲烷对 CO 电化学传感器的影响,实现了矿井 CO 浓度的精确检测。

**关键词:**支持向量机;数据融合;一氧化碳检测;电化学传感器

**DOI:**10.3778/j.issn.1002-8331.2008.36.070 **文章编号:**1002-8331(2008)36-0240-04 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP181;TP212

## 1 引言

煤矿火灾、爆破作业以及瓦斯和煤尘爆炸时都将产生大量的一氧化碳毒性气体,吸入人体后,会造成人体组织和细胞缺氧,引起中毒窒息。为了矿工的身体健康,《煤矿安全规程》规定,井下作业场所的一氧化碳(CO)气体浓度必须控制在 0.002 4% 以下,因此,快速、准确地测定矿井大气中的一氧化碳的浓度是保障煤矿安全生产以及矿井火灾早期预警具有重要意义<sup>[1]</sup>。

由于电化学气体传感器具有结构简单、使用方便、便于携带和性能价格比高等优点,自 20 世纪 80 年代问世以来在矿井一氧化碳气体检测中得到了广泛的应用。然而该传感器具有大多数气体传感器具有的所谓的“交叉敏感”特性,它对矿井环境中的甲烷(CH<sub>4</sub>)也有敏感作用,加之井下 CH<sub>4</sub> 的浓度远高于

CO 的浓度,电化学气体传感器的交叉敏感特性严重影响了 CO 的检测精度<sup>[2]</sup>。

目前很难找到仅对某种气体敏感的传感器材料,许多气体传感器对不同气体都具有敏感效应,CO 电化学传感器也是如此。随着信息处理技术的不断发展,1986 年 Miller R,Lange E 提出了对由多个敏感程度不同的气体传感器组成传感器阵列的输出信号进行数据处理方法实现对特定气体浓度检测的新思路<sup>[3]</sup>。目前人们主要应用神经网络对传感器阵列的输出信号进行数据融合来实现对特定气体浓度的检测<sup>[4-6]</sup>。由于该方法采用经验风险最小化(ERM)准则,用十分复杂的模型去拟合有限的样本,存在过拟合问题,从而导致学习机器泛化能力的下降,气体的分析能力受到较大的影响。事实上,这种用 ERM 准则代

**基金项目:**国家自然科学基金重点项目(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.50534050);教育部重大项目培育资金(No.706029);江苏省高校自然科学基金计划(No.06KJD460174)。

**作者简介:**黄为勇(1963-),男,博士生,副教授,中国计算机学会会员,主要研究领域为计算机测控与传感器技术、智能信息处理;童敏明(1956-),男,教授,博士生导师,主要研究方向传感器检测技术等;任子晖(1962-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机测控技术等。

**收稿日期:**2008-09-09 **修回日期:**2008-11-13

替期望风险最小化(SRM)的学习目的并没有充分的理论依据<sup>7)</sup>。

支持向量机<sup>8-9)</sup>(Support Vector Machine,简称 SVM)是一种建立在 VC 维理论和结构风险最小化原则基础上的新型机器学习方法,在最小化经验风险的同时,最小化置信区间的上界,从而获得更强的泛化能力,克服了实际应用中样本不足的缺陷以及神经网络的过学习、局部极小值和泛化能力差的问题,从而为多传感器数据融合提供了一个新的信息处理工具。

本文在研究多传感器数据融合和支持向量机技术的基础上,应用能够从全局意义上逼近任意非线性函数关系的支持向量机对催化传感器与电化学传感器构成的传感器对的输出信号进行非线性数据融合,构建了矿井 CO 浓度检测模型,并对实验结果进行了误差分析,最后给出了相应的结论。

## 2 原理与算法

### 2.1 基于数据融合的矿井 CO 气体检测原理

传感器数据融合可以通过一定的技术融合手段,协调不同传感器同时提供的冗余数据和互补数据,把不同传感器的局部不完整数据和相关数据加以综合和互补,降低其不确定性,挖掘多个传感器所决定的多维空间所蕴涵的系统信息,获得对被研究对象的一致性认识。本文对由电化学 CO 传感器和热催化 CH<sub>4</sub> 传感器组成传感器的输出信号进行数据融合实现对井下混合气体中 CO 气体浓度的检测,检测系统原理结构如图 1 所示。

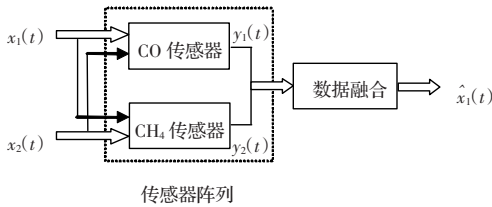


图 1 基于数据融合的矿井 CO 检测系统原理结构图

由于 CH<sub>4</sub> 和 CO 对两个气体传感器的输出都有影响,故检测系统的方程可表示为:

$$\begin{cases} y_1(t) = f_1(x_1(t), x_2(t)) \\ y_2(t) = f_2(x_1(t), x_2(t)) \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$  为井下大气中 CO 和 CH<sub>4</sub> 的浓度,  $(x_1(t), x_2(t))$  构成传感器对的输入向量;  $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$  为 CO 传感器和 CH<sub>4</sub> 传感器的输出,  $(y_1(t), y_2(t))$  构成传感器对的输出向量;  $f_1(\cdot)$ 、 $f_2(\cdot)$  分别为 CO 传感器及 CH<sub>4</sub> 传感器的输出与输入向量的函数关系,二者皆为非线性函数,方程组(1)可写为:

$$Y(t) = F(X(t)) \quad (2)$$

根据逆映射定理<sup>10)</sup>,方程(2)所示的检测系统函数可表示为:

$$X(t) = G(Y(t)) \quad (3)$$

其中:  $X(t) = [x_1(t), x_2(t)]^T$ ,  $Y(t) = [y_1(t), y_2(t)]^T$ ,  $G = [g_1, g_2]^T$  为函数向量,  $g_i$  为  $f_i$  的逆映射( $i=1, 2$ )。

由式(3)可以看出,只要采取合适的数学处理方法,对由电化学 CO 传感器和催化 CH<sub>4</sub> 传感器所组成的传感器对的输出信号  $y_1(t)$  和  $y_2(t)$  进行融合处理,就可挖掘传感器对所决定的二维空间所蕴涵的系统信息,得到  $x_1(t)$  的估计值  $\hat{x}_1(t)$  (即矿井 CO 浓度的估计值),从而消除井下大气环境中的 CH<sub>4</sub> 气体对电化学 CO 传感器输出的影响,达到矿井 CO 浓度精确检测的目的。

鉴于目前常用的神经网络方法的缺陷,支持向量回归机可在全局意义上逼近任意非线性函数关系的特点以及优秀泛化

性能,本文采用支持向量回归机对传感器对的输出信号  $y_1(t)$  和  $y_2(t)$  进行融合,实现矿井 CO 浓度的精确检测。

### 2.2 支持向量机回归原理

用支持向量机算法估计回归函数时,其基本思想是通过一个非线性映射  $\Phi$ ,把输入空间的数据  $x$  映射到一个高维特征空间中,然后在这一高维空间作线性回归。

给定一数据点集  $G\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ ,其中  $x_i$  为输入向量,  $y_i$  是期望值,  $n$  是数据点的总数。SVM 采用下式来估计函数:

$$f(x) = \omega \cdot \Phi(x) + b \quad (4)$$

其中:  $\Phi(x)$  是从输入空间到高维特征空间的非线性映射,系数  $\omega$  和  $b$  通过最小化下式来估计:

$$R_{reg} = C \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L_\varepsilon(y_i, f(x_i)) + \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (5)$$

式(5)中:第 1 部分  $C \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L_\varepsilon(y_i, f(x_i))$  是经验风险,其中  $L_\varepsilon$  为损失函数,本文采用  $\varepsilon$  不敏感损失函数,其表达式为  $L_\varepsilon(y, f(x)) = \begin{cases} |y - f(x)| - \varepsilon, & (|y - f(x)| \geq \varepsilon) \\ 0, & (\text{otherwise}) \end{cases}$ ;第 2 部分  $\frac{1}{2} \|\omega\|^2$  是正则化部分,使函数更为平坦,以提高估计函数的泛化能力,  $C$  是惩罚参数,它决定着经验风险与正则化部分之间的平衡。

为寻找系数  $\omega$  和  $b$ ,引入松弛变量  $\xi_i$  和  $\xi_i^*$ ,从而得:

$$\begin{aligned} \min & \left\{ \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \right\} \\ \text{Subject to} & \begin{cases} \omega \cdot \Phi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ -\omega \cdot \Phi(x_i) - b + y_i \leq \varepsilon + \xi_i \quad (i=1, \dots, n) \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

由对偶理论,上式可转化成二次规划问题,通过建立拉格朗日方程,并令  $K(x, y) = \Phi(x) \cdot \Phi(y)$ ,可以得到优化问题的对偶式:

$$\begin{aligned} \min & \left\{ \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (\alpha_i^* - \alpha_j) (\alpha_j - \alpha_i) K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^n \alpha_i^* (y_i - \varepsilon) - \alpha_i (y_i + \varepsilon) \right\} \\ \text{Subject to} & \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C] \end{aligned}$$

根据 Karush-Kuhn-Tucker 定理,最终可得回归函数的表达式为:

$$\begin{aligned} f(x) = \omega \cdot \Phi(x) + b = & \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) \Phi(x_i) \cdot \Phi(x) + b = \\ & \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \end{aligned} \quad (6)$$

$\varepsilon$  不敏感损失函数的引入使得解具有稀疏性,即最优化解算得到的  $\alpha_i$  和  $\alpha_i^*$ ,只有少数满足  $\alpha_i - \alpha_i^* \neq 0$  (多数为 0),它们对应的样本点就是支持向量。式(6)就是支持向量机,可以证明它具有从全局意义上逼近任意非线性函数的特点。

式(6)中称  $K(x, y)$  为核函数,可以是任何一个满足 Mercer 条件的正定函数,该函数可在不知非线性变换的具体形式下实现算法的非线性化,这是支持向量机的一个显著特点。常用的核函数有:多项式核函数、RBF 核函数和 Sigmoid 核函数等。

### 2.3 基于支持向量机数据融合的矿井 CO 气体检测算法

由上述基于数据融合的矿井 CO 气体检测原理可知,CO

浓度检测问题转化为对方程(3)的近似估计问题。可利用支持向量回归方法,通过经过  $n$  次实验可得  $n$  组数据点:

$$(x_1(k), x_2(k); y_1(k), y_2(k)) \quad (k=1, \dots, n)$$

用这  $n$  个数据点构造支持向量机的学习样本与测试样本,并选取适当的核函数及参数向量,然后用学习样本来训练支持向量机,用测试样本对支持向量机进行测试,经过不断地学习与测试,从而在输入向量与实际值之间建立一种非线性映射  $f(\cdot)$ ,在达到较高的精度之后,该支持向量机就可以作 CO 检测模型:

$$\hat{x}_1(t) = f_{svr}(Y(t), \theta) \quad (7)$$

式(7)中:  $f_{svr}(Y(t), \theta)$  表示井下 CO 气体浓度,输入信号向量中第 1 个分量  $x_1(t)$  与输出信号向量  $Y(t)$  的支持向量回归函数,  $\theta$  为支持向量机相应的参数向量。

整个算法在 MAAtlab.6.5 环境下编程实现,并运行通过,其算法流程图如图 2 所示:

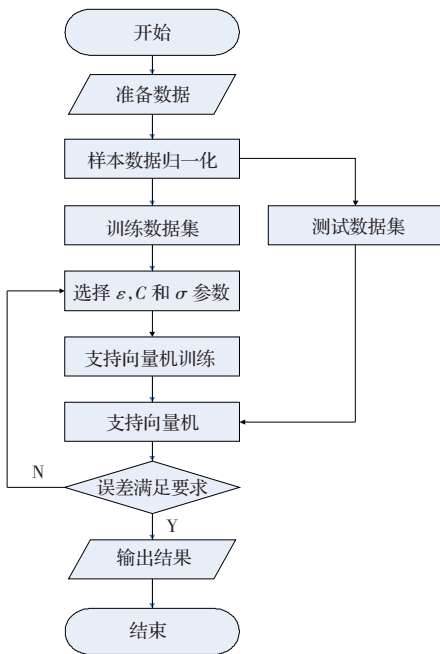


图 2 基于支持向量机的矿井 CO 气体检测算法流程图

### 3 实验与结果

实验采用 SH-3 型热催化 CH<sub>4</sub> 传感器和 DSH001 型 CO 电化学传感器,传感器信号经信号调理电路和多功能数据采集卡进行采集,并送入计算机。用配制好的不同浓度的 24 组 CH<sub>4</sub> 和 CO 的混合气体样本对传感器进行标定,将实验测得的数据分为两部分,其中 20 组为学习样本(训练样本),其余 4 组数据作为测试用例。

为提高学习效果和加快训练速度,在把数据输入支持向量回归模型之前进行数据归一化处理。这一方面是为了防止那些取值范围非常大的属性淹没了那些取值范围非常小的属性;另一方面是为了简化计算,因为核函数的值依赖于特征向量的内积,如果属性取值过大可能会引起计算上的问题<sup>[1]</sup>。本文采用以下公式对标定数据进行归一化处理,把数据缩放到[0.05, 0.95]的区间:

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad \bar{y}_i = \frac{0.9(y_i - y_{\min})}{y_{\max} - y_{\min}} + 0.05$$

式中:  $\bar{x}_i, \bar{y}_i$ : 第  $i$  个样本输入、输出归一化值;  $x_i, y_i$ : 第  $i$  个样本输入、输出的标定值;  $x_{\min}, x_{\max}$ : 输入样本中最小、最大标定值;  $y_{\min}, y_{\max}$ : 输出样本中最小、最大标定值。

归一化后的样本数据如表 1 所示:

表 1 学习样本归一化数据

序号	被测气体浓度归一化值		传感器阵列输出归一化值	
	CO	CH <sub>4</sub>	电化学传感器输出	催化传感器输出
1	0.05	0.05	0	0
2	0.14	0.05	0.026 3	0.005 0
...	...	...	...	...
19	0.86	0.95	0.973 7	0.995 0
20	0.95	0.95	1.000 0	1.000 0

在支持向量机模型训练时,需要选择函数和合理确定其参数,考虑到适当改变径向基函数的参数可以逼近其他形式的核函数,故采用径向基核函数(RBF)进行回归计算:

$$k(x_i, x) = \exp\{-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2\}$$

支持向量机预测模型共有 3 个参数:  $\varepsilon$ -不敏感损失函数的参数  $\varepsilon$ , 惩罚因子  $C$ , RBF 核函数核宽度控制常数  $\sigma$ 。在实验中,根据 MAPE(平均绝对百分比误差)最小的原则,取参数如下:  $C=103, \varepsilon=0.05, \sigma=0.016 7$ 。

检测结果如表 2 所示。为了对比其检测结果,表中同时给出了采用单一 CO 传感器、基于神经网络的传感器对检测方法的分析结果。

表 2 CO 气体检测结果

序号	混合气体样本成份		单一 CO 传感器检测/ppm	基于神经网络的传感器对检测/ppm	基于支持向量回归的传感器对检测/ppm
	CH <sub>4</sub> (%)	CO/ppm			
1	0.2	110	132	113	109
2	0.5	110	165	115	111
3	0.2	250	274	255	249
4	0.5	250	305	258	252

为了衡量其检测效果,采用平均绝对百分比误差 MAPE 和均方根误差 RMSE 两个误差指标对检测性能进行评价,其表达式为:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{X}_i - X_i|}{X_i} \times 100\%$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{X}_i - X_i)^2}$$

式中:  $\hat{X}_i$  为预测值,  $X_i$  为真实值,  $n$  为测试样本的个数。

通过计算,基于支持向量机的非线性预测模型的预测误差如表 3 所示。为了进行对比,表中同时列出了单一 CO 传感器检测和基于神经网络的传感器对检测误差数据。

表 3 检测结果误差分析

	单一 CO 传感器检测	基于神经网络的传感器对检测	基于支持向量机的传感器对检测
MAPE/(%)	25.40	3.12	0.88
RMSE/ppm	42.16	5.54	1.32

由表 3 可看出,本文提出的方法较好地提高了检测精度,



其检测性能大大优于单一传感器检测方法,也明显优于目前常用的神经网络数据融合方法。通过现场测试,该方法可在 0.1 s 内完成(测试环境为:HP 7650,AMD Sempron 3400+1.8 G,512 M),完全可以满足在线分析的要求。

#### 4 结论

(1)目前常用的神经网络数据融合方法基于经验风险最小化准则,在小样本情况下会产生过拟合和泛化性能差的缺陷。实际的矿井 CO 检测系统的输入输出函数为高维、非线性关系,观测数据相对于整个输入输出空间是一个小样本问题,因此本文采用基于结构风险最小化准则的支持向量回归方法更为合理。

(2)本文利用能够从全局意义上逼近任意非线性关系和优越的泛化性能的支持向量机对传感器对的输出数据信号进行非线性数据融合,构建矿井 CO 浓度检测模型,具有充分理论依据的支持,克服了神经网络数据融合方法在理论上的缺陷和实际应用泛化能力差而导致的检测误差较大的问题。

(3)在实验中,检测模型的平均绝对百分比误差为 0.88%,均方根误差为 1.32 ppm,这表明本文提出的检测方法能有效地消除传感器的交叉敏感特性对 CO 检测性能的影响,为矿井 CO 气体浓度的精确检测提供了一个新方法,具有较好的实际应用价值。

(上接 200 页)

- [4] Chang S G, Yu Bin, Vattereli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression[J]. IEEE Trans Image Processing, 2000, 9: 1532-1546.
- [5] Westerink P H, Biemond J, Boeke D E. An optimal bit allocation algorithm for sub-band coding[C]//Proc IEEE Int Conf Acoustics, Speech, Signal Processing, Dallas, TX, Apr 1987: 1378-1381.
- [6] Chang S G, Yu B, Vetterli M. Image denoising via lossy compression and wavelet thresholding[J]. IEEE Trans Image Processing, 2000, 9: 1532-1546.
- [7] Donoho D L. Denoising by soft-thresholding[J]. IEEE Trans on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
- [8] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation via wavelet

(上接 214 页)

构数据源,只需编辑或建立新的映射表,而无需修改程序,使算法具有良好的通用性、重用性和可扩充性。

(3)文中的城市道路仿真模型数据源文件可以是任何格式的文本文件。

#### 参考文献:

- [1] 金凌,陈启美,王炜.ITS 域跨平台应用技术[J].交通运输工程学报, 2008, 8(3): 101-106.
- [2] 王文俊,罗英伟.城市空间信息及服务集成框架[J].计算机学报, 2005, 28(7): 1213-1222.
- [3] 南春丽,严宝杰,陈红.禁左条件下车辆掉头行为仿真模型[J].计算机工程与应用, 2006, 42(20): 206-209.
- [4] 南春丽.信号交叉口多目标交通组织优化模型及面向智能体仿真[D].西安:长安大学, 2007.
- [5] 高歌.面向 ATMS 共用信息平台的关键技术及实施方案研究[D].长

#### 参考文献:

- [1] 国家安全生产监督管理局,国家煤矿安全监察局.煤矿安全规程[M].北京:煤炭工业出版社, 2006.
- [2] 王汝琳.矿井环境传感技术[M].徐州:中国矿业大学出版社, 1998.
- [3] Miller R, Lange E. Multidimensional sensor for gas analysis[J]. Sensor and Actuators, 1986(9): 39-48.
- [4] Hong H-K, Hyun Woo Shin, Hyeon Soo Park, et al. Gas identification using micro gas sensor array and neural-network pattern recognition[J]. Sensor and Actuators B, Chemical, 1996(33): 68-71.
- [5] 童敏明,叶小婷,王都霞.基于信息融合的矿井一氧化碳检测方法的研究[J].计量学报, 2007, 28(4): 388-390.
- [6] 曲建岭,王磊,高峰.运用神经网络进行混合气体定量分析的研究[J].西北工业大学学报, 2001, 21(4): 401-403.
- [7] 肖健华.智能模式识别方法[M].广州:华南理工大学出版社, 2006.
- [8] Cristianini N, Shawe-Taylor J. An introduction to support vector machine and other kernel-based learning methods[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000.
- [9] Vapnik V N. Nature of statistical learning theory[M]. [S.l.]: Springer-Verlag, 1995.
- [10] 古志鸣.现代分析及其应用引论[M].北京:科学出版社, 2004.
- [11] 李兴国,舒艳华,李嘉.基于支持向量机的软件可靠性早期预测[J].合肥工业大学学报:自然科学版, 2007, 30(7): 859-863.

shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81: 425-455.

- [9] Donoho D L, Johnstone I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. Journal of American Statistical Assoc, 1995, 90(432): 1200-1224.
- [10] Crouse M S, Nowak R D, Baraniuk R G. Wavelet-based signal processing using hidden Markov models[J]. IEEE Trans Signal Processing, 1998, 46: 886-902.
- [11] Bharath A A, Ng J A. Steerable complex wavelet construction and its application to image denoising[J]. IEEE Trans Image Processing, 2005, 14(7): 948-959.
- [12] Duncan D-Y Po, Minh N Do. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform[J]. IEEE Trans Image Processing, 2006, 15(6): 1610-1620.

春:吉林大学, 2005.

- [6] 阎凤良.城市交通信息共享平台的设计及其信息交换技术的研究[D].北京:北京交通大学, 2007.
- [7] Yamaguchi T, Kawase Y, Nishimura T, et al. 2D finite element analysis data creating system with CAD data[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2005, 161(1/2): 311-314.
- [8] Xu Jian-min, Zhang Zi. Interconnection among information platforms of city traffic management departments[J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science, 2005, 33(5): 64-68.
- [9] Marozas L, Parseliunas E, Urbanas S. XML data schemas and scalable vector graphics format for the sea level observations[J]. Geodesy and Cartography, 2007, 33(3): 84-88.
- [10] LaFon R. Essential guide to 2D CAD publishing what you need to know for successful sharing, archiving[J]. Cadalyst, 2005, 22(5): 18-19.
- [11] Goldberg H E (AIA, NCARB). AEC CAD data standards[J]. Cadalyst, 2005, 22(9): 48-49.