

研究论文

# 基于支持向量机的管道腐蚀超声波内检测

戴 波<sup>1,2</sup>, 赵 晶<sup>2</sup>, 周 炎<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> 北京石油化工学院自动化系, 北京 102617; <sup>2</sup> 北京化工大学信息科学与技术学院, 北京 100029)

**摘要:** 超声波检测是输油管道在线内检测的重要方法之一, 由于管道内部检测环境复杂, 使超声检测回波信号识别困难, 其分类是一个高维分类问题。利用支持向量机在解决小样本、非线性、高维模式识别中特有的优势, 直接采用表征超声回波形态的 A 扫描数据作为特征向量, 将特征提取与模式分类统一进行, 建立了管道腐蚀超声检测回波信号分类决策函数, 实现了管道腐蚀缺陷识别。实验结果表明, 该方法可以正确地分类识别管道腐蚀产生的突变界面, 基于支持向量机的管道腐蚀超声内检测信号分类识别方法是可行、有效的。

**关键词:** 超声检测; 管道检测; 支持向量机

中图分类号: TE 973.6

文献标识码: A

文章编号: 0438-1157 (2008) 07-1812-06

## Ultrasonic in-line inspection of pipeline corrosion based on support vector machine

DAI Bo<sup>1,2</sup>, ZHAO Jing<sup>2</sup>, ZHOU Yan<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> Department of Automation, Beijing Institute of Petro-chemical Technology, Beijing 102617, China;

<sup>2</sup> School of Information Science & Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

**Abstract:** Ultrasonic detection is one of the important ways to inspect the wall-loss defects and cracks in-line for oil pipeline. Because of the complicated condition in pipeline the recognition of ultrasonic detection echoes is difficult. This is a high-dimensional classification problem. An effective method based on support vector machine (SVM), which is suitable for small-sample, non-linear and high-dimensional recognition for classification and recognition of pipeline corrosion defects was presented. The ultrasonic A-scan time-series were considered characteristic vectors. By unifying the characteristics extraction and pattern recognition of pipeline corrosion defects the classified decision function of ultrasonic detection echo signals was established. Experiments showed that the classified recognition of break interfaces of pipelines was accurate and clear and the method was suitable for in-line detection of pipeline corrosion defects.

**Key words:** ultrasonic inspection; pipeline inspection; support vector machine

### 引 言

超声波管道内检测是利用多通道超声自动探伤原理, 在管道内扫描检测管壁腐蚀情况, 由于管道内部环境复杂, 超声回波信号的噪声干扰大, 因此

回波信号处理是内检测的技术关键。超声回波信号处理方法主要有统计分析、谱分析、模糊逻辑、小波分析等<sup>[1-2]</sup>。支持向量机 (support vector machine, SVM) 是 20 世纪 90 年代发展起来的机器学习理论<sup>[3]</sup>, 该理论在机器学习和数据挖掘领域

2008-04-18 收到初稿, 2008-04-29 收到修改稿。

联系人及第一作者: 戴波 (1962—), 男, 教授。

基金项目: 中国石油化工集团公司科技开发项目 (J305011)。

Received date: 2008-04-18.

Corresponding author: Prof. DAI Bo. E-mail: daibo@bipt.edu.cn

Foundation item: supported by the China Petrochemical Corporation (J305011).

得到了较大的发展，近年来在理论研究和算法实现方面都取得了突破性的进展，开始成为克服“维数灾难”和“过学习”等传统困难的有力手段<sup>[4]</sup>，其在信号分类与识别方面的应用取得了较大的成功<sup>[5-7]</sup>。利用支持向量机在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出的优势<sup>[8]</sup>，本文提出了一种基于支持向量机的管道腐蚀检测超声回波信号分类识别数据处理方法。

## 1 基于支持向量机的管道腐蚀超声波内检测分类器

### 1.1 超声内检测回波信号及特征分析

管道腐蚀超声波内检测是由周向布满超声探头的检测器，在管道内扫描检测管壁腐蚀情况，其中一个探头的工作原理如图 1 所示。超声探头发出超声波脉冲 P，利用超声回波信号前两个波的幅值及时间间隔计算管道剩余壁厚，第一个回波  $F_1$  是内壁回波，第二个回波  $B_{11}$  是外壁回波，由  $F_1$  和  $B_{11}$  之间的时间间隔计算管道残余壁厚，判断管壁腐蚀情况。但是，管道腐蚀情况复杂，有管壁均匀减薄、蚀损斑、腐蚀点坑、应力腐蚀裂纹、疲劳裂纹、焊接区域裂纹、凹痕等，各类腐蚀使管道内壁粗糙，出现很多突变界面，而且管道内壁声反射率较高，这使对探头的指向性要求较高的超声回波信号变得很复杂。

突变界面处检测回波如图 2 所示。根据管道腐蚀的深浅和超声波在传输介质、钢管壁内的传播速度，内壁回波  $F_2$  和外壁回波  $B_{11}$  的位置将发生变化，前两个回波可能是  $F_1$  和  $F_2$  也可能是  $F_1$  和  $B_{11}$ ，由前两个回波的时间间隔计算管道剩余壁厚将出现混乱。腐蚀浅时， $F_1$  和  $F_2$  为前两个波且间隔小，计算的管道剩余壁厚反而小，表明腐蚀严重；腐蚀深时，由  $F_1$  和  $B_{11}$  为前两个波且计算的管道剩余壁厚反而大，表明腐蚀程度轻。而且同一探头的超声波入射在突变界面上时，由于突变界面两边接受的超声波的声强是变化的，回波的幅值也是变化的，这给计算前两个回波的时间间隔带来了困难。所以运动中甚至抖动中的超声波探头对管道内壁腐蚀产生的突变界面的检测将出现一定的混乱区即不确定区，不能给出较清晰的突变界面，使管道超声检测 C 扫描成像存在大量的噪声。因此对突变界面进行清晰正确的分类识别是管道腐蚀检测信号处理的关键。

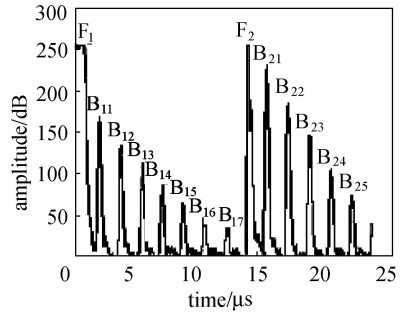
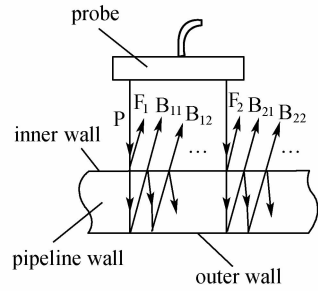


图 1 管道超声波内检测原理图

Fig. 1 Principle of ultrasonic inspection of pipeline

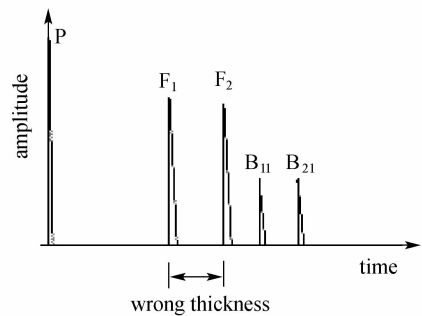
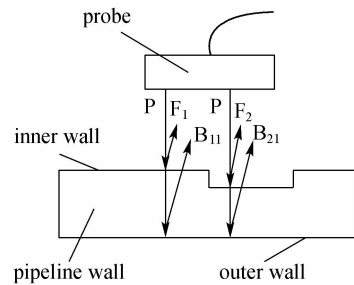


图 2 管道内壁腐蚀超声检测回波原理图

Fig. 2 Inspection echoes of inner corrosion in pipeline

腐蚀缺陷回波的形态受到缺陷方向、位置、形状、面积、深度和管壁粗糙度、检测设备工作状态及各回波间的相互作用等诸多因素的影响，其时域特征很复杂，1 个检测点的 A 扫描就有几千个数据，这是一个高维分类识别问题。文献 [9] 对不

同被检材料中不同缺陷的波形进行了分析,提出了根据回波分布状态、回波个数、回波高度、回波根部特征、底波影响等进行的静态回波判断法。另一类信号处理方法是先提取特征量再分类识别,如求取检测信号与标准信号(无缺陷)相关函数的相关分析识别法<sup>[10]</sup>;把缺陷本身认为是一个信号处理器的自适应滤波法和系统脉冲响应识别法<sup>[10-11]</sup>;利用超声回波多次反射特征的功率谱估计数法<sup>[2]</sup>;以及用小波包分析提取缺陷回波各频带信号的能量为特征向量<sup>[12]</sup>,以小波均方幅值表征不同小波分解尺度上的信号能量,再用神经网络进行分类等<sup>[13]</sup>。文献 [13] 用类内距离和类间距离定义可分性测度,对密孔、裂纹、夹渣、未焊透 4 类缺陷的原始回波信号、频谱特性、均方小波幅值特性进行了可分性测度对比,频谱特性的可分性测度比原始回波信号提高了 14.2%~17.35%,均方小波幅值特性的可分性测度比原始回波信号提高了 6%~16.8%。

支持向量机识别方法是将样本空间映射到特征空间,在特征空间求出原样本集的最优分类面,找出支持向量机使两类样本的间隔最大,进而进行模式分类。这与用距离定义可分性测度进行分类对比有相似之处,因此,直接采用表征超声回波形态的 A 扫描数据作为特征向量,利用支持向量机在解决小样本、非线性、高维模式识别中特有的优势<sup>[14-15]</sup>,将特征提取与模式分类统一进行,是一个有效的管道腐蚀超声波内检测分类识别方法。

### 1.2 管道腐蚀超声波内检测支持向量机分类器

管道腐蚀程度可用管道壁剩余壁厚来表征,将有限的管壁厚度分为几个区间,每个区间对应一个腐蚀状态,管道腐蚀内检测问题就成了根据超声回波 A 扫描数据进行状态分类,用多分类器进行多层分类,问题就归结为一个两类分类问题。

对两类分类问题,假定有  $l$  个训练样本,根据给定的训练集  $T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \in (x \times y)^l$ , 其中  $x_i \in x = R^n$ ,  $y_i \in y = \{1, -1\}$ ,  $i=1, \dots, l$ , 寻找  $x \in R^n$  上实值函数  $g(x)$ , 用决策函数  $f(x) = \text{sgn}(g(x))$ , 推断模式  $x$  相对应的  $y$  值。

支持向量机分类就是寻找一个最优超平面  $\omega x + b = 0$ , 使两类样本的间隔  $2/\|\omega\|$  最大。这是一个二次规划问题,计算时需引入一个松弛因子  $\xi_i (i=1, 2, \dots, l)$ , 即

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \xi} \quad & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (1) \\ \text{s. t.} \quad & y_i (\omega x_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ & \xi_i \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, l) \end{aligned}$$

其中,  $C$  为惩罚系数,它控制对错分样本惩罚的程度。当样本集为非线性时,通过非线性映射  $\phi(x): R^d \rightarrow H$  将样本映射到高维线性空间,在特征空间  $H$  中构造最优超平面  $\omega \phi(x) + b = 0$ , 其对应的对偶问题为

$$\begin{aligned} \min W(\alpha_i) = \quad & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle \phi(x_i) \phi(x_j) \rangle - \sum_{i=1}^l \alpha_i \quad (2) \\ \text{s. t.} \quad & \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C \quad (i = 1, \dots, l) \end{aligned}$$

其中,  $\alpha_i$  是样本的拉格朗日乘子。

定义核函数  $K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \phi(x_j)$ 。核函数将数据映射到高维空间以增加线性学习器的计算能力。当样本特征的维数非常高时,利用核函数来计算可以避免直接计算内积带来的复杂性,实际应用中核函数必须满足 Mercer 条件<sup>[3]</sup>。常用的核函数有以下几种:线性核函数  $K(x_i, x_j) = x_i x_j$ ; 多项式核函数  $K(x_i, x_j) = (x_i x_j + 1)^d$ ,  $d$  为参数; 径向基核函数  $K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{|x_i - x_j|^2}{\sigma^2}\right)$ ; 二次神经网络核函数  $K(x_i, x_j) = \tanh(x_i x_j + c)$  等。利用核函数最优问题转化为

$$\begin{aligned} \min W(\alpha_i) = \quad & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^l \alpha_i \quad (3) \\ \text{s. t.} \quad & \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C \quad (i = 1, \dots, l) \end{aligned}$$

建立样本的决策函数为

$$f(x) = \text{sgn}\left\{ \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right\} \quad (4)$$

$$b = y_j - \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i K(x_i, x_j) \quad (5)$$

利用决策函数对样本进行分类。

## 2 管道腐蚀超声波内检测回波信号分类

### 2.1 检测实验

标准样管采用材质与实际管道接近的钢板进行模拟,钢板厚度呈阶梯状,分别为 10、8、6、4 mm,不同厚度模拟不同的正常管壁,厚度的突变处模拟管道点坑腐蚀、层状腐蚀、机械损伤等腐蚀的边界,如图 3 所示。

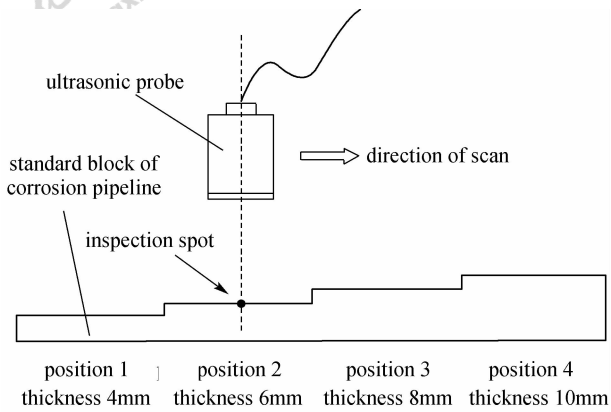


图 3 管道腐蚀检测实验

Fig. 3 Experiment of inspection of corrosive pipeline

实验用采样频率 100 MHz 可调的高速超声波专用采集卡和发射频率为 5 MHz 的超声波探头，根据过采样技术并考虑采样精度，确定采样频率为 50 MHz，实验时超声探头位于钢板正上方，做匀速运动，依次检测平面（超声探头位于一个位置之上）与突变界面处（超声探头介于两个位置之间），检测回波如图 4、图 5 所示。

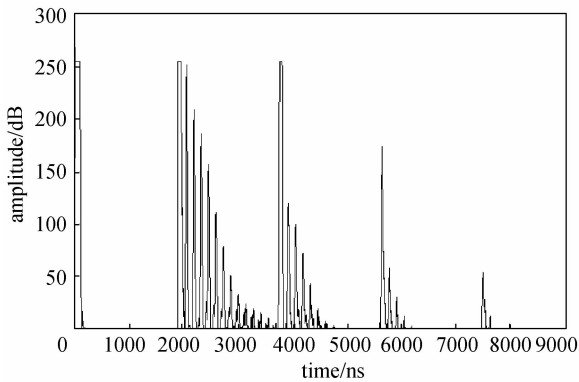


图 4 检测平面位置时超声波回波信号

Fig. 4 Ultrasonic detection echo on plane

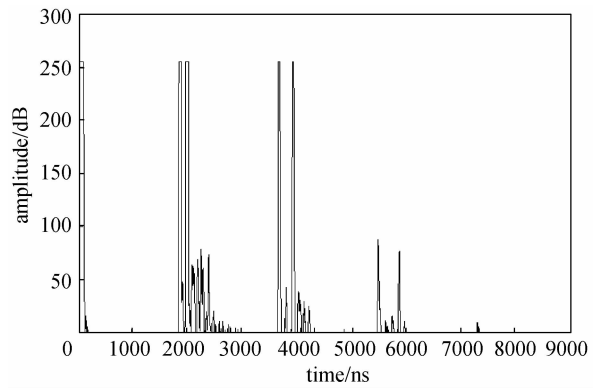


图 5 检测突变界面处超声波回波信号

Fig. 5 Ultrasonic detection echo on break interface

## 2.2 基于支持向量机的管道腐蚀超声波内检测回波信号分类

运用支持向量机对管道腐蚀超声波内检测信号进行分类识别算法的关键是核函数的选择<sup>[16-17]</sup>。

选用多项式核函数  $K(x_i, x_j) = (x_i x_j + 1)^d$  (其中  $d=2$ )。训练样本分别选择 8 组、12 组和 14 组数据，实验结果如表 1 所示，训练样本的选择极大地影响输出结果的正确率，当选取 8 组数据作为训练样本时，分类正确率只有 90%，而当选取 12 组和 14 组数据作为训练样本时，正确率提高到了 100%。应用多项式核函数时，选取合适的训练样本集是提高效率的关键。

选择径向基核函数  $K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{|x-x_i|^2}{\sigma^2}\right)$ 。惩罚系数  $C=10$ ，核参数  $\sigma$  选取 100 和 1000，训练样本选择采集数据中的 12 组数据，实验结果如表 1 所示，核参数  $\sigma$  的选择直接影响分类的正确率，当  $\sigma=100$  时，分类结果正确率只有 80%；而当  $\sigma=1000$  时实验样本被完全正确地分开。因此利用径向基核函数时选择核参数  $\sigma$  和较全面的训练样本集是关键。

表 1 管道腐蚀超声波内检测信号分类实验结果

Table 1 Results of classified experiment of corrosive pipeline inspection

Kernel function	Penalty coefficient	Parameter of kernel function	Number of training sample	Number of support vector	Geometry distance	Number of experiment sample	Number of correct classification	Classified correct rate/%
			(positive/negative)			(positive/negative)	(positive/negative)	
polynomial kernel function	1	—	8(4/4)	4	$0.5319 \times 10^{14}$	20(10/10)	18(9/9)	90
	1	—	14(7/7)	4	$0.4304 \times 10^{14}$	20(10/10)	20(10/10)	100
	1	—	10(5/5)	3	$0.5566 \times 10^{14}$	20(10/10)	16(8/8)	80
radial basis kernel function	10	100	12(6/6)	12	0.3275	30(15/15)	25(10/15)	83.3
	10	1000	12(6/6)	10	0.5560	30(15/15)	30(15/15)	100
	10	1000	12(6/6)	11	0.6355	30(15/15)	27(12/15)	90

通过比较选择径向基核函数用于管道腐蚀超声波内检测信号分类问题。核函数参数  $\sigma=1000$ ，惩罚系数  $C=10$ ，训练样本数目 12（正类 6/负类 6），利用优化函数求解样本的拉格朗日乘子  $\alpha$  为  $[0.7263, 0, 0.3019, 0.6144, 0.4319, 0.5346, 0.7616, 0.4931, 0, 0.4891, 0.4441, 0.4212]$ ，支持向量个数 10。根据优化问题的解得到分类超平面以及各训练样本的几何间隔（图 6）。选取 24 组实验样本对支持向量机分类算法进行验证，各实验样本的几何间隔如图 7 所示。由图可知，运用支持向量机算法能够很好地将管道腐蚀检测回波信号进行分类，正确率很高。

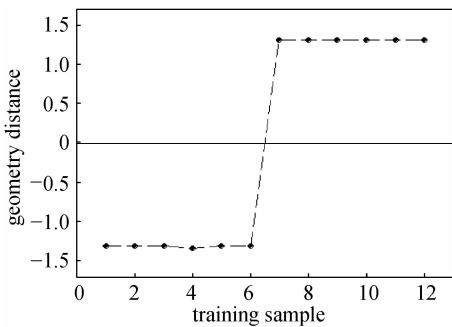


图 6 管道腐蚀检测数据训练样本分类  
Fig. 6 Classified results of training sample

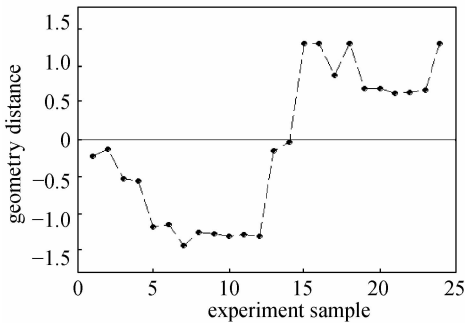


图 7 管道腐蚀检测数据实验样本分类结果  
Fig. 7 Classified results of experiment sample

当超声探头做匀速运动，得到一系列有先后顺序的回波信号，对从位置 3 到位置 4 扫描过程的 3 组检测数据分别进行分类，结果如表 2、图 8 所示。实验结果表明，支持向量机能够很好地将这些连续的腐蚀检测数据分类。

### 3 结 论

管道腐蚀检测超声回波信号是非平稳的复杂的时间序列，其分类是一个高维分类问题，利用支持向量机在解决小样本、非线性、高维模式识别中特

表 2 扫描过程检测分类结果

Table 2 Classified results of scan experiment

Penalty coefficient	Parameter of kernel function	Number of training sample (positive/negative)	Number of experiment sample	Number of classified position 3	Number of classified position 4	Classified correct rate/%
10	1000	12(6/6)	22	7	15	100
10	1000	12(6/6)	19	7	12	100
10	1000	12(6/6)	26	17	9	100

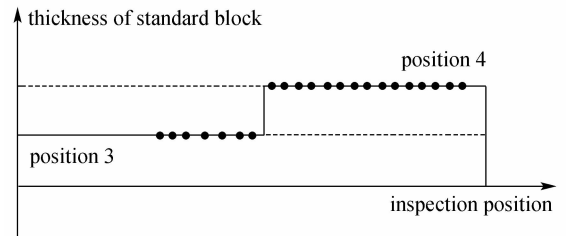


图 8 从位置 3 到位置 4 扫描过程检测分类结果

Fig. 8 Classified results of scan inspection from position 3 to position 4  
• inspection spot

有的优势，直接采用表征超声回波形态的 A 扫描数据作为特征向量，将特征提取与模式分类统一进行，实现管道腐蚀缺陷识别。实验结果表明此方法可以正确、清晰地分类识别管道腐蚀产生的突变界面。对管道腐蚀超声波内检测信号分类识别问题径向基核函数具有使用方便、正确率高等优点。因此，基于支持向量机的管道腐蚀超声内检测信号分类识别方法是可行、有效的。

### References

[1] Li Zhuxin (李著信), Su Yi (苏毅), Lü Hongqing (吕宏庆), Meng Haolong (孟浩龙). On-line inspection technology and robot for pipeline. *Journal of Logistical Engineering University* (后勤工程学院学报), 2006, **22** (4): 41-45

[2] Dai Bo (戴波), Sheng Sha (盛沙), Tang Jian (唐建), Tian Xiaoping (田小平). The application of improved burg maximum entropy method in pipeline inspection. *Chinese Journal of Sensors and Actuators* (传感技术学报), 2007, **20** (6): 1416-1419

[3] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning. New York: Springer-Verlag, 1995

[4] Nello Cristianini, John Shawe-Taylor. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods (支持向量机导论). Li Guozheng (李国正), Wang Meng (王猛), Zeng Huajun (曾华军), trans. Beijing: Publishing House of Electronics

- Industry, 2004
- [5] Wang Haijun (王海军), Liu Guizhong (刘贵忠). Automatic signal detection based on support vector machine. *Acta Seismologica Sinica* (地震学报), 2007, **29** (1): 85-94
- [6] She Chuanfu (余传伏), Yu Lijun (余立钧), Yao Daomin (姚道敏). Fault diagnosis using support vector machines based on feature selection. *Modern Machinery* (现代机械), 2007 (1): 22-24
- [7] Lu Weiguo (鹿卫国), Dai Yaping (戴亚平), Gao Feng (高峰). A hydroelectric-generator unit fault early warning method based on distribution estimation. *Proceedings of the CSEE* (中国电机工程学报), 2005, **25** (4): 94-98
- [8] Vapnik V N. Estimation of Dependences Based on Empirical Data. New York: Springer-Verlag, 1982
- [9] Wu Dexin (吴德新), Yang Xiaolin (杨小林). Identification of waveforms and defects in ultrasonic inspection. *Nondestructive Testing* (无损检测), 2007, **24** (7): 312-316
- [10] Tang Nan (汤楠), Mu Xiangyang (穆向阳), Xu Juan (徐娟). Study on recognition of corrosion in pipeline based on ultrasonic inspection. *China Petroleum Machinery* (石油机械), 2005, **33** (11): 54-56
- [11] Zheng Xianbin (郑贤斌), Chen Guoming (陈国明), Yuan Chaohong (袁超红). A review on processing approaches about defect data in inspection of the oil and gas pipeline. *Pressure Vessel Technology* (压力容器), 2005, **22** (10): 38-43
- [12] Ling Changrong (凌昌荣), Liu Guixiong (刘桂雄), Chen Tiejun (陈铁群). Recognition of defects in ultrasonic testing based on integrated neural networks. *Modern Manufacturing Engineering* (现代制造工程), 2006 (4): 98-100
- [13] Liu Xu (刘旭), Xia Jindong (夏金东), Wu Miao (吴淼). Study on wavelet denoise and characteristic extraction of echo signal to flaw classification in ultrasonic testing. *Journal of China University of Mining & Technology* (中国矿业大学学报), 2001, **30** (3): 248-251
- [14] Mathias M Adankon, Mohamed Cheriet. Optimizing resources in model selection for support vector machine. *Pattern Recognition*, 2007, **40**: 953-963
- [15] Yuan Shengfa, Chu Fulei. Fault diagnosis based on support vector machines with parameter optimization by artificial immunization algorithm. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, **21**: 1318-1330
- [16] Lin Shengliang (林生梁), Liu Zhi (刘志). Parameter selection in SVM with RBF kernel function. *Journal of Zhejiang University of Technology* (浙江工业大学学报), 2007, **35** (2): 163-167
- [17] Dong Chunxi (董春曦), Rao Xian (饶鲜), Yang Shaoquan (杨绍全), Xu Songtao (徐松涛). Method for selecting the parameters of support vector machines. *Systems Engineering and Electronics* (系统工程与电子技术), 2004, **26** (3): 1117-1120