

The Acoustic Ranging Signal De-Noiseing Based on Least Squares Support Vector Machines*

ZHANG Liangliang¹, HE Pengju^{1*}, QIN Lili¹, YANG Jing, SONG Amei¹, WU Qiong³

(1. College of automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China;

2. Faculty of Mechanical and Electronic Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou Jiangxi 341000, China;

3. The First Geology Survey Institute, Gansu Bureau of Geology and Mineral Resources, Tianshui Gansu 741020, China)

Abstract: Aiming at the problem of complex noise in acoustic ranging system and weak echo difficultly detected from signals with high noise, least squares support vector machines based on the statistical learning theory are used in model building to realizes the unusual values detection and noise elimination. Comparing the de-noising result with the traditional autoregressive integrated moving average (ARIMA), simulated results show that the proposed method can improve the prediction accuracy and restrain the noise of acoustic ranging system.

Key words: the audio ranging signal; de-noising processing; LS-SVM (Least Squares Support Vector Machines); ARIMA

EEACC: 7210; 7230; 7320

doi: 10. 3969/j. issn. 1004-1699. 2012. 05. 016

基于最小二乘支持向量机的声波测距系统消噪处理*

张亮亮¹, 何鹏举^{1*}, 秦丽丽¹, 杨晶², 宋阿梅¹, 吴琼³

(1. 西北工业大学自动化学院, 西安 710129; 2. 江西理工大学机电工程学院, 江西 赣州 341000;

3. 甘肃省地矿局第一地质勘察院, 甘肃 天水 741020)

摘要: 针对声波测距系统噪声复杂, 淹没在噪声中的回波难以检测的问题, 以机器统计学习理论为基础, 采用最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 建立系统模型, 实现了声波测距系统异常值的预测和噪声的消除, 并与传统的时间序列分析方法建立的自回归滑动平均求和模型 (ARIMA) 的消噪效果进行了仿真对比。仿真结果表明, 利用最小二乘支持向量机建立的模型预测精度高, 能有效地抑制声波测距系统中的噪声。

关键词: 声波测距系统; 消噪处理; 最小二乘支持向量机; ARIMA 模型

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2012)05-0633-06

声波测距系统作为一种典型的非接触测量系统, 结构简单、造价低廉、不受烟雾、空气等能见度的影响在很多场合得到了广泛的应用。诸如移动机器人定位壁障^[1]、油井液面深度测量^[2]、水下声源测距^[3]及无线传感器网络节点之间距离测量^[4]等工程领域。然而声波在空气中传播时, 能量急速衰减, 回波信号能量极弱, 收发电路中混入多种复杂的干扰噪声, 使回波信号的检测非常的困难, 目前所能加工和生产出的回声波测距仪精度处于中低水平, 这极大限制了回声波测距仪的应用领域和应用深度, 如何有效地提高回声波测距仪的测量精度是目前实际工程应用中所需解决的技术难题。

针对这一难题, 陈先中^[5]等研究了低噪声回波测距系统的硬件电路设计, 张珂^[6]等研究了声波测距回波信号的软件处理方法。与软件设计相比, 硬件电路的改善不仅研制经费高, 周期长, 而且从技术角度来讲, 精度的提高非常的有限。软件处理回波的方法最大的优点是成本低、周期短、而且精度提高的余地非常的大, 但是目前还没有形成一套完整的理论和技术可完全消除噪声, 实现高精度的回波前沿定位。为了满足高精度测距的要求, 有效地检测回波信号, 实时滤除音频测距信号中的噪声是必要的研究课题。

本文从实际工程应用角度出发, 结合统计学习

项目来源: 陕西省基金项目 (2011K06-25); 总装预言项目 (2011DA090002C090002); 西北工业大学研究生创业种子基金项目 (Z2011067); 江西省教育厅基金项目 (GJJ10480)

收稿日期: 2011-12-22 修改日期: 2012-03-12

理论详细探讨了基于最小二乘支持向量机原理建立的声波测距系统模型在噪声消除中的应用方法,并与传统的BOX-JEKINS建模方法建立的ARIMA模型在回波信号预测精度方面做了全面的比较,通过半实物仿真平台验证了该方法的有效性,旨在为如何提高回声测距仪的精度提供一种思路和技术参考。

1 最小二乘支持向量机(LS-SVM) 建模

支持向量机方法(SVM)是在统计学习理论框架下提出的一种新的通用机器学习方法。能有效的解决有限样本、非线性、高维数、局部极小点等实际问题,已成功的应用于分类、函数逼近、时间序列预测等方面。最小二乘支持向量机是标准支持向量机的改进,用等式约束代替标准SVM算法中的不等式约束,将求解二次规划问题转换为直接求解线性方程组,加快了学习速度,提高了模型预测精度。

1.1 机器学习问题描述

机器学习作为统计学习理论的基础部分,其主要任务是通过训练输入样本集,挖掘出隐藏的输入样本集同输出数据之间的规律,并利用该规律使其能对未知样本集进行预测,其模型可用图1表示。



图1 机器学习的基本模型

训练样本集 x 表示为 $x = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, 其中 n 代表训练样本的个数, $x_i \in R^n$ 表示训练样本为 n 维向量。机器学习的主要目的是确定 y 和 x 之间的函数关系, 即 $\bar{y} = Q(x, a)$, 其中 a 表示目标函数中所有参数的集合。对于样本集合 x , 由概率论中的大数定律预测类别 y 的期望风险定义为:

$$R(a) = \int L(y, Q(x, a)) dF(x, y) \quad (1)$$

式(1)中 $L(y, Q(x, a))$ 为损失函数, 表示预测值 \bar{y} 与实际值 y 之间损失的平均值, $F(x, y)$ 表示 y 和 x 之间的依赖关系遵循的概率。在函数系 $Q(x, a)$ 中找到一个函数 $Q(x, a_0)$, 使期望风险最小是机器学习追求的目标。从式(1)中可以看出, 要获得期望风险值, 要求概率函数 F 已知, 现实生活中, 在仅有 X 变量已知的前提下, 无法计算出 F 的值, 为此根据经验风险最小化和结构风险最小化之间的关系确定期望风险最小的值^[7]。

1.2 LS-SVM 原理

最小二乘支持向量机是 J. A. K Suykens 和 J. Vandewalle 用最小二乘法建立的优化模型, 且将标准支持向量机算法中的不等式约束替换成等式约束条件。给定 n 个训练样本集 $\{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, n\}$, 其中, $x_i \in R^d$ 为 d 维训练样本输入, $y_i \in R$ 为训练样本输出。采用非线性映射

$$\phi(x) = (\varphi(x_1), \varphi(x_2), \dots, \varphi(x_n)) \quad (2)$$

把输入样本从原空间映射到高维空间, 在高维特征空间中构造第 i 个输入变量的最优回归函数:

$$f(x_i) = w^T \varphi(x_i) + b \quad (3)$$

式中 w 为高维特征空间的权向量; b 为偏置常数。利用结构风险化原则寻找 w 和 b , 即:

$$J = \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \cdot R_{\text{emp}} \quad (4)$$

式中 J 为结构化风险; $\|w\|^2$ 为控制模型的复杂度; c 为正则化参数, 反映了训练误差最小化和模型拟合的平滑程度; R_{emp} 为误差控制函数。标准支持向量机在优化目标中的损失函数为误差 ξ_i 的一次项, 最小二乘支持向量机取误差的二次项, 约束条件为等式约束, 则回归优化问题和约束条件描述为:

$$\begin{cases} \min(J) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \\ \text{s. t. } y_i = w^T \varphi(x_i) + b + \xi_i \end{cases} \quad (5)$$

用拉格朗日法求解这个优化问题:

$$L(w, b, \xi, a) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{2} c \sum_{i=1}^n \xi_i^2 - \sum_{i=1}^n a_i [w^T \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i] \quad (6)$$

式中 a_i 为朗格朗日乘子, 由最优化条件, 就式(6)分别对 w, b, e 和 α 求偏导数, 并设为 0, 有:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^n a_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^n a_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi} = 0 \Rightarrow a_i = c \xi_i \\ \frac{\partial L}{\partial a} = 0 \Rightarrow w^T \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i \end{cases} \quad (7)$$

消去 ξ 和 w 之后, 得到线性方程组:

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & K(x_i, x_j) + \frac{1}{c} & \cdots & K(x_1, x_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & K(x_n, x_1) & \cdots & K(x_n, x_n) + \frac{1}{c} \end{pmatrix} \cdot \begin{bmatrix} b \\ a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中 $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ 是满足 Mercer 条件的对称函数核函数,最后用最小二乘法求出 a_i 和 b ,得到非线性预测模型为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n a_i K(x, x_i) + b \quad (9)$$

2 时间序列建模

时间序列分析方法^[8~10]是指采用参数模型对观测到的有序随机数据进行分析 and 处理的现代统计方法。时间序列分析建模的内容包括数据的采集、数据的统计分析(平稳性检验及相关函数分析)与预处理、模型形式的选取、模型阶次的确定、系数的估计、适用性检验等,其中模型阶次的确定、系数的选择、适用性的检验是关键。

设音频测距系统的模型为自回归滑动平均模型,表示为:

$$\varphi(B^{-1})y(t) = \theta(B^{-1})\varepsilon(t) \quad (10)$$

其中: $y(t)$ 为随机信号时间序列; $\varepsilon(t)$ 为白噪声序列; $\varphi(B^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^p \varphi_i B^{-i}$; $\theta(B^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^q \theta_i B^{-i}$; p 为 AR 模型阶数, q 为 MA 模型阶数; φ_i 为自回归系数; θ_i 为滑动平均系数; B^{-i} 为延迟算子。

当 $q=0$ 时,式 1 退化成 AR 模型,即:

$$x_t - \varphi_1 x_{t-1} - \varphi_2 x_{t-2} - \dots - \varphi_p x_{t-p} = \varepsilon_t \quad (11)$$

当 $p=0$ 时,式 1 退化成 MA 模型,即:

$$x_t = z_t - \theta_1 z_{t-1} - \theta_2 z_{t-2} - \dots - \theta_q z_{t-q} \quad (12)$$

对于不同的系统产生的随机序列可采用不同的模型来描述,这三种模型的差别在于它们的自相关、偏自相关函数会反应出不同的特性。AR 模型具有自相关函数“拖尾”,偏自相关函数“截尾”的性质;MA 具有自相关函数“截尾”,偏自相关函数“拖尾”的性质;ARMA 具有自相关函数、偏自相关函数均“拖尾”的性质。根据自相关、偏自相关函数的“拖尾性”、“截尾性”和 AIC 准则确定模型的阶数。AIC 准则全面考虑了模型阶次和残差的相互做用,同时也考虑了建模数据长度对模型的影响,具有很高的准确性。

AIC 准则定义如下:

$$AIC(p, q) = \ln(\sigma_n) + 2(p+q)/N \quad (13)$$

式中 σ_n 是拟合残差的方差; p, q 分别是滑动平均模型和自回归模型的阶次; N 是参与估计样本的个数。

具体应用时,由低到高分别计算 AIC 的值,然后选择使 AIC 值达到最小的模型阶次建立音频测距系统模型。

将式(10)中定义的 ARMA(p, q)写成如下的矩阵形式:

$$y(t) = \varphi^T(t)\theta + \varepsilon(t) \quad (14)$$

其中:

$$\varphi^T(t) = [-y(t-1), \dots, -y(t-p), \varepsilon(t-1), \dots, \varepsilon(t-q)]$$

$\theta^T = [\varphi_1 \dots \varphi_p, \theta_1 \dots \theta_q]$ 称为模型的系数矩阵。采用改进的递推最小二乘法估计模型系数,具体参阅文献[11]。

利用上述建模与参数识别方法,对经过预处理的音频序列建立 ARMA 模型,确定模型系数和残差值。根据模型残差值越小,模型准确度越高的原则(即模型对信号的拟合效果越好),选取残差最小的模型作为该音频测距系统的最终模型。

3 半实物仿真实验

3.1 仿真系统的构建

半实物仿真又称“硬件在回路中”的仿真,是将全系统中的实物、实物工作环境的模拟设备、环境特性模拟器通过高速通信接口连接起来,组成一个可运行的系统,再配上观测记录仪器,就构成了半实物仿真系统。该音频测距仿真系统主要有 PC 机(带声卡)、扬声器、话筒、模拟水管四部分组成。PC 机通过软件编程实现时间序列建模和卡尔曼滤波消除模型误差;扬声器通过音频信号线接收声卡发送的音频数据并将其转换成声音信号发送;长度 16 m 的模拟水管为测距声脉冲组建了一个传输环境(声脉冲遇到障碍物后发生反射);话筒通过音频信号线将接收到的声音信号送至 PC 机做相应的软件处理。半实物仿真系统结构如图 2 所示。

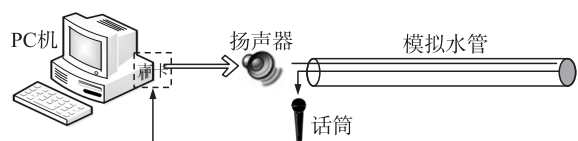


图2 音频测距仿真系统框图

3.2 仿真实验

声卡采集信号,得到原始观测数据,按照建模要求,对该数据进行统计检验和预处理,以得到满足建模要求的时间序列。对处理后的样本数据按照建模步骤,建立音频测距系统模型,在模型的基础上对音频测距信号消噪和预测处理。

3.2.1 利用 ARIMA 模型消噪处理

音频回波测距系统建立模型时,首先应保证该信号为平稳、零均值、正态时间序列。原始的音频测距信号中包含常值分量和随机分量,可以通过求均值来提取常值分量。去掉常值分量的随机序列为零均值序列。对于一般的测量系统,都是正态系统,但因受未知的外部环境和内部因素的干扰,信号的平

稳性难以保证,所以在建模之前,要对信号的平稳性进行判断。根据原始序列的自相关函数判断信号的平稳性,如果信号是非平稳的,则一般通过一阶、二阶差分处理后,可得到平稳信号。

基于该仿真平台,声卡发送频率为 800 Hz 正弦音频信号作为激励,发送时间为 6 ms,采样率为 8 000,采样时间为 5 s,得到离散的时间序列如图 3 所示。

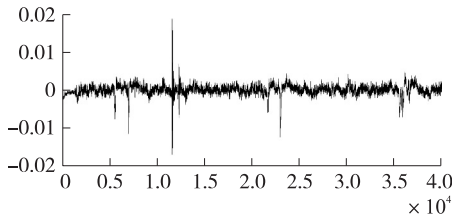


图 3 音频测距序列

根据时间序列建模要求,对经过预处理的离散时间序列进行平稳性、正态性检验。平稳性检验方法有:数据图检验、自相关检验、游程图法检验、特征根检验等方法。本文选用最佳检验准则^[12](ADF 单位根检验)和非参数检验方法^[13](卡谟平方拟合优度检验)检验序列的平稳性和正态性,具体检验过程请参阅文献^[14]。通过检验的平稳序列如图 4 所示。

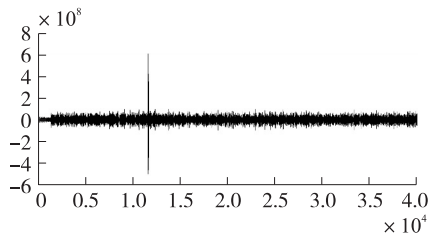


图 4 平稳时间序列

在平稳时间序列的基础上,根据自相关、偏自相关函数的“拖尾”、“截尾”和 AIC 准则,确定该音频测距系统模型的阶数。如表 1 所示,综合 AIC 值和模型的估计误差两个因素,初步选用 ARMA(7,6)模型作为该平稳序列的模型。

表 1 ARMA 模型不同阶数下对应的 AIC 值和残差量

参数	残差和	AIC
ARMA(2,1)	$7.733\ 79 \times 10^{-7}$	-11.224
ARMA(3,2)	$6.096\ 31 \times 10^{-7}$	-11.296
ARMA(4,3)	$5.524\ 23 \times 10^{-7}$	-11.552
ARMA(5,4)	$4.821\ 75 \times 10^{-7}$	-11.679
ARMA(6,5)	$5.171\ 87 \times 10^{-7}$	-11.659
ARMA(7,6)	$4.347\ 68 \times 10^{-7}$	-11.783
ARMA(8,7)	$4.212\ 78 \times 10^{-7}$	-11.753
ARMA(9,8)	$4.211\ 68 \times 10^{-7}$	-11.756

利用 RELS 算法对 ARMA(7,6)模型的系数实时估计,得到该音频测距系统的 ARMA 模型为:

$$\varphi(B)(1-B)^2X(t) = \theta(B)Z(t) \quad (15)$$

模型系数 $\varphi(B)$ 、 $\theta(B)$ 的值请见表 2。

表 2 ARMA 模型系数

参数	值
φ_1	0.171
φ_2	0.947
φ_3	0.586
φ_4	0.384
φ_5	1.014
φ_6	0.189
φ_7	0.653
θ_1	0.986
θ_2	0.083
θ_3	0.193
θ_4	0.212
θ_5	0.647
θ_6	0.676

系统模型揭示了系统的固有属性,反映了输入输出的关系。在该半实物仿真平台上,测试信号是频率为 500 Hz 的正弦信号,根据回波测距理论,检测到同频的正弦回波信号。利用时间序列分析方法建立的 ARMA(7,6)模型拟合原始音频序列,结果如图 5 所示。

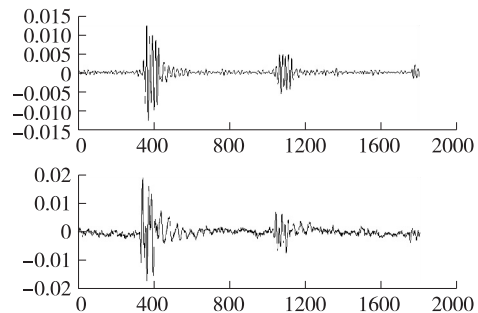


图 5 ARIMA 模型拟合图像

分析图 5 拟合图像,可以直观的得出这样的结论:系统的 ARMA(7,6)模型可以达到了描述系统行为特性的目的,能够通过数据拟合的方法消除音频测距系统的噪声,但是与发送的正弦信号相比,仍然有残差存在,如图 6 所示。

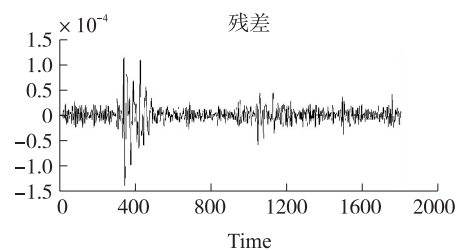


图 6 ARMA 拟合数据的残差序列

3.2.2 利用 LS-SVM 模型消噪处理

经典的时间序列分析方法建立的模型,在建模

过程中存在着主观因素,如模型选择,确定阶次等。因此其预测精度往往达不到理想的结果。LS-SVM是相比与传统的时间序列建模方法,引入了机器学习的理论,可以在多次训练之后,寻求最优的结果,并且LS-SVM可以快速的处理小样本、非线性系统,在处理时间序列时有非常明显的优势^[15]。

根据上述最小二乘支持向量机原理,其建模步骤可以概括为:

- (1) 初始化训练样本;
- (2) 选取核函数和时滞参数;
- (3) 计算核函数最优参数和正则化变量;
- (4) 训练样本
- (5) 计算预测模型的系数 a_i 和 b ;
- (6) 读取输入数据根据预测模型得到输出

对初始化后的训练样本,根据CAO^[16]的方法选择时滞参数。LS-SVM的学习性能基本上是由核函数决定,核函数的合理选取可以加快学习速度,降低学习难度。RBF核优点显著,能实现非线性映射、参数相对较少、数值误差小等,故选用RBF核函数作为LS-SVM的核函数。完成核函数参数计算和正则化变量计算之后,开始训练学习,LS-SVM训练效果如图7所示。

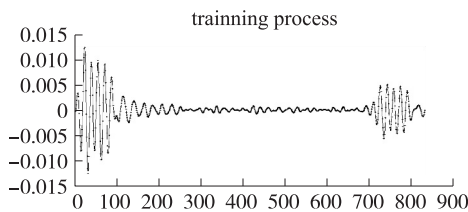


图7 LS-SVM训练效果图

图7中的红色曲线和蓝色曲线分别是训练样本和学习效果,训练结束之后,用得到的模型拟合原始音频序列,可以得到结果如图8所示。

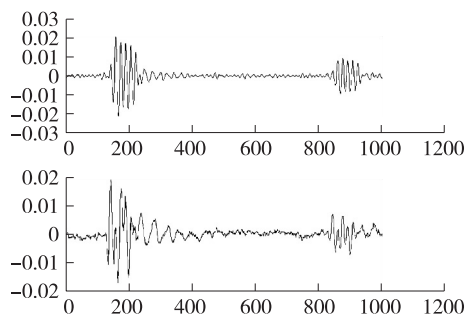


图8 LS-SVM拟合图像

根据图8反应的拟合数据与采集数据的对比信息,可以看出利用LS-SVM建立的模型拟合后的数据实现了噪声的消除功能。计算拟合数据与发送的500 Hz正弦信号之间的差值,得到残差如图9所示。

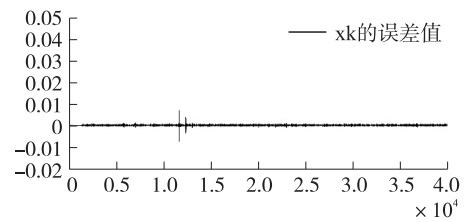


图9 LS-SVM拟合数据的残差序列

3.2.3 ARIMA模型与LS-SVM模型消噪能力比较

比较上述仿真结果可以得出,利用时间序列分析方法建立的ARIMA模型和基于统计学习理论的最小二乘支持向量机建立的预测模型,都能达到音频测距信号噪声消除的目的。为了评价传统建模方法与现代机器学习建模方法在回波测距系统消噪性能上的优劣,采用3个指标评价:

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{N}$$

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{N}$$

$$\text{MAPE} = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i}$$

MSE、MAE、MAPE的值越小,模型的预测精度就越高,对噪声去除能力就越好,表3是以500 Hz正弦声波信号的连续等频率采样值作为样本,分别按照LS-SVM模型和ARMA模型进行消噪处理后的误差对比表。

表3 误差对比表

Model	MSE	MAE	MAPE
ARMA	6.3594×10^{-7}	5.2369×10^{-6}	9.0365×10^{-3}
LS-SVM	5.365×10^{-8}	5.9628×10^{-9}	8.3695×10^{-4}

根据表3的3个评价指标的值,不难看出LS-SVM拟合精度优于经典时间序列建模方法建立的ARMA模型,这充分体现了利用LS-SVM原理建立的时间序列模型抑制噪声显著。

4 结论

本文利用传统的时间序列分析方法和以统计学习理论为基础的最小二乘支持向量机建模方法分别对声波测距系统建立了数学模型,基于系统模型实现了系统噪声的抑制,通过比较两种模型的误差评价指标,得出采用最小二乘支持向量机方法建立的模型能够很好地抑制噪声,方便地检测回波,对提高测距系统的应用精度十分有益。本文的主要贡献有以下3点:

- (1) 给出了用时间序列分析方法和LS-SVM原

理建立音频回波测距系统模型的基本思想和具体方法;

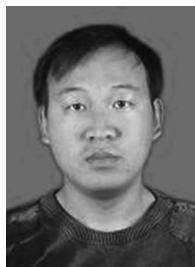
(2) 结合实例比较了传统时间序列分析方法建立的模型和现代时间序列分析方法建立的模型在数据拟合精度方面的区别;

(3) 从实际应用的角度出发,阐述了运用模型抑制噪声的具体实施过程。

最小二乘支持向量机建模方法在提高预测精度和改善消噪效果的同时也增加了运算量,降低了消噪处理速度,如何改进该建模方法,提高消噪处理速度是下一步研究的重点。

参考文献:

- [1] 田志宏,曹建光,刘秀红. 超声波传感器在电动轮椅车上的应用研究[J]. 传感技术学报,2007,20(3):719-722.
- [2] 张朝晖,弓志谦,迟健男,等. 采油井动态液面测量技术[J]. 传感技术学报,2007,20(5):1180-1183.
- [3] 赵炜炜. 某型声纳测距工况误差分析[J]. 舰船电子工程,2009,29(3):146-149.
- [4] 潘峰,秦丽,孟令军. 具有声定位功能的无线传感器网络节点设计[J]. 计算机工程,2008,34(23):107-109.
- [5] 陈先中,王伟,张争,等. 低噪声回波测距系统的电路设计与系统分析[J]. 北京科技大学学报,2005,27(4):488-492.
- [6] 张珂,俞国华,刘钢海. 超声波测距回波信号处理方法的研究[J]. 测控技术,2008,27(1):48-50.
- [7] 张学工,译. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报,2000,4(26):32-42.
- [8] 田铮. 时间序列的理论与方法[M]. 高等教育出版社,2001.
- [9] 胡大红,姚志鹏. 自相关函数在时间序列模型识别中的应用[J]. 襄樊学院学报,2011,32(5):15-18.
- [10] 田铮,秦超英. 随机过程与应用[M]. 科学出版社,2006.
- [11] 杨叔子,吴雅,轩建平,等. 时间序列分析的工程应用上册[M]. 华中理工大学出版社,2007.
- [12] 王沁. 时间序列分析及其应用[M]. 成都:西南交通大学出版社,2008.
- [13] 邓自立. 最优滤波理论及其应用[M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2000.
- [14] 王丹,郭鹏江,夏志明,等. 厚尾序列均值变点的非参数校验[J]. 西北大学学报自然科学版,2011,41(5):761-763.
- [15] 张广明,袁宇浩,龚松建. 基于改进最小二乘支持向量机方法的短期风速预测[J]. 上海交通大学学报,2011,45(8):1125-1129,1135.
- [16] Cao L. Practical Method for Determining the Minimum Embedding Dimension of a Scalar Time Series[J]. Physica D(S0167-2788), 1997,110(7):43-50.



张亮亮(1986-), 山东东营市人, 硕士在读, 主要研究方向为嵌入式计算机应用, liangliang_479@163.com;



何鹏举(1961-), 男甘肃合水县人, 博士, 副教授, 研究方向为网络化测控, 传感器技术, pengjuhe@163.com。