

文章编号: 1001-0920(2009)02-0202-04

基于 ER 的陀螺漂移组合预测模型

胡昌华, 司小胜, 史小华

(第二炮兵工程学院 302 教研室, 西安 710025)

摘要: 针对目前单一预测模型预测精度不高, 使用范围受限的不足, 利用 D-S 证据理论在数据融合中的优点, 把证据推理(ER)与支持向量回归机预测理论有机结合建立了组合预测模型, 提出了基于 ER 的组合预测算法, 并以陀螺仪为例, 实现了漂移预测. 结果表明, 该模型与算法是可行且有效的.

关键词: 证据理论; 组合预测; 证据推理; 支持向量回归机; 陀螺漂移

中图分类号: TP274

文献标识码: A

Gyroscopic drift combination forecasting model based on evidential reasoning

HU Chang-hua, SI Xiaosheng, SHI Xiaohua

(Unit 302, Xi'an Institute of Hi-Tech, Xi'an 710025, China. Correspondent: HU Chang-hua, E-mail: hch6603@263.net)

Abstract: According to the advantage of Dempster-Shafer (D-S) evidence theory in information fusion, evidential reasoning (ER) and support vector regression (SVR) prediction theory are combined to build a combination forecasting model, and combination forecasting algorithm based on ER is presented. This approach can overcome the weaknesses of conventional single prediction methods, such as the low precision and limitation in application. Gyroscopic drift as an example is used to realize combination forecasting. Finally, the result proves that the forecast model and combination forecasting algorithm based on ER are feasible and effective.

Key words: Evidence theory; Combination forecasting; Evidential reasoning; Support vector regression machine; Gyroscopic drift

1 引言

陀螺仪是导弹控制系统的重要组成部分, 但因机械加工精度所限, 陀螺仪本身存在漂移误差, 而漂移误差又是影响陀螺仪精度的一个主要因素. 因此, 对陀螺仪漂移数据进行建模, 预测漂移误差的变化趋势, 及时准确地预报陀螺仪故障, 对于提高整个导弹控制系统的精度和可靠性有着十分重要的意义.

在预测实践中, 对于某一问题可以运用多种预测模型进行预测, 不同的模型有着不同的适用范围和优势. 为了有效地利用各种模型的信息, Bates 等提出了“组合预测”的思想^[1], 即将参与组合的各种预测方法通过适当的方式进行组合, 扬长避短以获得最优预测结果 (至少是精度高于各单一方法). 然而, 如何对多种预测方法进行组合, 没有确定的形式. D-S 证据理论是一种处理不确定性信息的数学

方法^[2,3], 能够很好地表示和处理不确定性, 为不确定性信息的表达和处理提供了自然而强有力的工具, 在信息融合^[4]、模式识别^[5]和决策分析^[6]等领域得到了广泛应用.

基于以上考虑, 本文把证据推理 (ER) 与支持向量机预测方法相结合, 建立了组合预测模型, 提出了基于证据推理的组合预测算法, 并将其应用于某型导弹陀螺仪漂移预测.

2 支持向量机回归估计算法

给定训练样本 (x_i, y_i) , $x_i \in R^n$, $y_i \in R$, $i = 1, 2, \dots, r$, 根据结构风险最小化准则, 基于 ϵ -不敏感函数的支持向量机回归模型的目标函数和约束条件如下:

$$\min \frac{1}{2} (w \cdot w) + C \sum_{i=1}^r (\xi_i + \xi_i^*),$$

收稿日期: 2007-12-10; 修回日期: 2008-03-02.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60736026); 国家教育部新世纪优秀人才支持计划项目.

作者简介: 胡昌华 (1966—), 男, 湖北罗田人, 教授, 博士生导师, 从事潜在通路分析、故障诊断等研究; 司小胜 (1984—), 男, 甘肃通渭人, 硕士生, 从事故障预报、信息融合的研究.

$$\text{s. t.} \begin{cases} y_i - w^T(x) - b + i, \\ -y_i + w^T(x) + b + i^* \end{cases} \quad (1)$$

其中: ϵ 为函数的拟合精度; i 和 i^* 为松弛因子, $i, i^* \geq 0$; C 为惩罚因子, $C > 0$, 控制对超出 ϵ 的样本的惩罚程度; $w(x)$ 为样本从原空间到高维特征空间的映射关系, 与核函数^[7] $K(\cdot, \cdot)$ 满足如下关系:

$$K(x_i, x_j) = (x_i) \cdot (x_j).$$

对于上述的优化问题, 引入 Lagrange 算子, 根据 Wolfe 对偶原理, 可将原问题转化为下面的优化问题, 得到最优参数 $i, i^* (i = 1, 2, \dots, r)$:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^r (i - i^*)(j - j^*) K(x_i, x_j) + \\ & \sum_{i=1}^r i(\epsilon - y_i) + \sum_{i=1}^r i^*(\epsilon + y_i), \\ \text{s. t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^r (i - i^*) = 0, \\ i, i^* \in [0, C], \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

参数 b 可由式 (1) 的约束条件按等号计算得出. 在求出所有参数后便可得到预测函数

$$f(x) = \sum_{i=1}^r (i - i^*) K(x_i, x) + b. \quad (3)$$

常用的核函数有多项式核函数、线性核函数、高斯核函数和径向基核函数.

3 D-S 证据理论基础

证据理论由 Dempster 最初提出, 用多值映射得出了概率的上下界, 后来由 Shafer 改进推广使之成为有限离散领域中推理的形式^[3], 因此称为 D-S 理论、证据推理 (ER) 等. 证据推理因其能够很好地处理不确定信息, 并具有无需先验概率、推理形式简单等优点, 被广泛应用于不确定性数据的处理, 取得了较好的结果.

D-S 证据理论首先定义一个空间 Ω , 称为识别框架, 是由相互排斥的命题组成的有限完备集. Ω 的幂集为 2^Ω , 表示 Ω 所有子集的集合. 其最基本的信息载体为基本概率指派 (BPA), 定义如下:

定义 1 令 Ω 为识别框架, 称映射 $m: 2^\Omega \rightarrow [0, 1]$ 为 Ω 上的 BPA 函数, m 满足:

- 1) $0 \leq m(A) \leq 1$;
- 2) $m(\emptyset) = 0$, \emptyset 表示空集, 即不可能的命题;
- 3) $\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1$.

$m(A)$ 表示证据对命题 A 的支持程度, 如果 $A \subseteq \Omega$ 且 $m(A) > 0$, 则称 A 为焦点. 在证据理论中, 对于命题 A 的描述采用信任区间 $[Bel(A), Pl(A)]$, Bel 和 Pl 分别称为信任函数和似真函数^[3].

证据理论的核心是 Dempster 规则, 通过

Dempster 规则来融合不同信息源产生的证据, 该规则是在假设信息源独立的条件下进行的. 对于独立的多个证据, 组合运算可通过正交和表述如下:

$$m = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n, \quad (4)$$

\oplus 表示组合运算. 对于两个 BPA 函数 m_1 和 m_2 , Dempster 组合规则表示如下:

$$m_1 \oplus m_2(C) = \begin{cases} 0, & C = \emptyset; \\ \frac{m_1(A) m_2(B)}{1 - \sum_{A \cap B = \emptyset} m_1(A) m_2(B)}, & C \neq \emptyset \end{cases} \quad (5)$$

令 $m_{\odot}(A) = \sum_{A \cap B = \emptyset} m_1(A) m_2(B)$, 表示融合过程中各证据之间的冲突程度, $1 - m_{\odot}(A)$ 称为归一化因子, 避免在组合过程中将非零的概率分配给空集. 已经证明 Dempster 组合规则满足结合律和交换律^[3], 即:

1) 结合律

$$(m_1 \oplus m_2) \oplus m_3 = m_1 \oplus (m_2 \oplus m_3);$$

2) 交换律

$$m_1 \oplus m_2 = m_2 \oplus m_1.$$

这两个性质表明, 证据组合结果与组合顺序无关, 因此在对多个 BPA 函数进行组合时, 可通过两两组合的方式进行. 在下一节为了在组合预测中应用 Dempster 规则, 还要考虑其马尔可夫性.

4 基于 ER 的组合预测

组合预测^[1,8] 是用两个或两个以上不同的预测方法对同一预测对象进行预测, 对各个单独的预测结果进行适当组合作为最终预测结果的预测方法. 组合预测集结了所有单个预测方法包含的有用信息, 加强了其对未来变化的适应能力, 减少了预测风险.

4.1 基于 ER 的组合预测模型

假设对于某个预测对象, 有 N 种预测方法, 预测值 $i_{i,k} (i = 1, 2, \dots, N)$ 表示第 k 次预测时第 i 种预测方法的预测值, 用 \hat{y}_k 表示第 k 次的组合预测值. 组合预测原理是利用这 N 个预测值构成组合函数

$$\hat{y}_k = f(i_{1,k}, i_{2,k}, \dots, i_{N,k}). \quad (6)$$

本文考虑 $f(i_{1,k}, i_{2,k}, \dots, i_{N,k})$ 的加权组合形式如下:

$$\hat{y}_k = \sum_{i=1}^N w_{i,k} i_{i,k}, \quad \sum_{i=1}^N w_{i,k} = 1. \quad (7)$$

$w_{i,k}$ 表示经过 k 次预测后, 分配给第 i 个预测模型的权重. 由此可见, 如何分配各个模型的权重将会对结果产生重要的影响. 而传统的分配方法是通过专家经验获取, 具有很大的主观性和不确定性. 为了解决

这一问题,本文利用 D-S 证据理论在表示“不确定性”及“无知”等重要概念以及无需先验概率、推理形式简单的优点,把单一预测模型的结果作为证据,通过证据推理构造组合器来确定权重,建立组合预测模型.模型结构如图 1 所示.

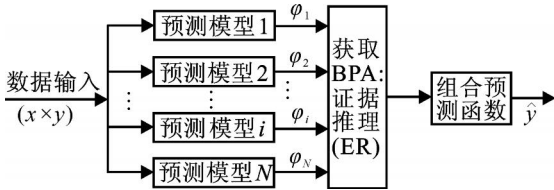


图 1 组合预测结构图

4.2 ER 递归算法

对 N 种预测方法,其对应的预测误差为 A_1, A_2, \dots, A_N ,从而组成误差识别框架 $\Omega = \{A_1, A_2, \dots, A_N\}$,显然其子集 $\{A_1\}, \{A_2\}, \dots, \{A_N\}$ 是所需关心的.考虑到各种预测方法每进行一次预测,就会产生一个证据,假设进行了 n 次预测,便会产生 n 个证据,表示为证据集 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$. e_i 表示第 i 次预测时产生的证据, $Re_{i,k}$ 表示第 k 次预测时第 i 种预测方法的预测相对误差, $m_{i,k}$ 表示第 k 次预测后赋予第 i 种预测方法误差 A_i 的 BPA 值.对于误差识别框架,预测相对误差越大,则相应的 BPA 值应该越大,计算方法如下:

$$m_{i,k} = \frac{Re_{i,k}}{\sum_{j=1}^N Re_{j,k}}, \quad i = 1, 2, \dots, N,$$

$$m_{i,k} = 0, \quad k = 1, 2, \dots, n. \quad (8)$$

考虑到证据是随预测次数顺序产生的,进行一次预测,便会产生一个证据,因此需要考虑新产生的证据与先前的证据进行动态融合的问题.而在实际中期望的是当进行第 k 次预测时,产生证据的 m_k ,只需要与前 $k-1$ 次的组合结果 $f_{k-1}(m_1, m_2, \dots, m_{k-1})$ 进行融合,而不需要存储 m_1, m_2, \dots, m_{k-1} .也就是说 $f_{k-1}(m_1, m_2, \dots, m_{k-1})$ 包含了前面所有的信息,这就是马尔科夫条件^[9],具体定义如下:

定义 2 (马尔科夫条件) 假设 $m_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 是定义在识别框架 Ω 上 t_i 时刻的 BPA 函数, $t_i > t_{i-1} (i = 2, 3, \dots, n)$, $f_n(m_1, m_2, \dots, m_n)$ 是组合 m_1, m_2, \dots, m_n 的结果,当且仅当存在函数 g (组合两个 BPA 为一个 BPA),具有如下形式时:

$$f_n(m_1, m_2, \dots, m_n) = g(g(\dots g(g(m_1, m_2), m_3), \dots, m_{n-1}), m_n), \quad (9)$$

则称 f_n 描述的组合过程是马尔科夫过程.在本文的组合预测中, t_i 表示第 i 次预测.

容易证明,满足交换性与结合性的 Dempster 组合规则是满足马尔科夫条件的.在此条件下,令 $E_{t(i)}$

$= \{e_1, e_2, \dots, e_i\}$ 表示前 i 个证据的集合, $m_{j,t(i)}$ 表示 $E_{t(i)}$ 支持 A_j 的 BPA 值, $m_{\cdot,t(i)}$ 表示未分配的 BPA 值.由此根据 Dempster 组合规则(5),得到 ER 递归算法如下:

$$\{A_j\}: m_{j,t(i+1)} = K_{t(i+1)} m_{j,t(i)} m_{j,i+1}, \quad j = 1, 2, \dots, N,$$

$$\{\cdot\}: m_{\cdot,t(i+1)} = 0,$$

$$K_{t(i+1)} = \left[1 - \prod_{i=1}^N \prod_{j=1, j \neq i}^N m_{i,t(i)} m_{j,i+1} \right]^{-1},$$

$$\sum_{j=1}^N m_{j,t(i+1)} + m_{\cdot,t(i+1)} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n-1. \quad (10)$$

4.3 权重的确定

式(8)表明,预测算法的相对误差越大,与之对应误差的 BPA 值也就越大,因此在组合预测过程中分配的权重就应该越小.由此以模型的客观精度为考察指标,定义单个预测模型重要度的概念.

定义 3 模型重要度 $\sup_{j,t(i)}$, 表示 i 次预测后第 j 种预测方法的重要程度,由下式确定:

$$\sup_{j,t(i)} = \frac{1/m_{j,t(i)}}{\sum_{j=1}^N (1/m_{j,t(i)})}. \quad (11)$$

显然 $0 < \sup_{j,t(i)} < 1$, $\sup_{j,t(i)}$ 越大,表明该预测方法越重要,且 $\sup_{j,t(i)}$ 满足 $\sum_{j=1}^N \sup_{j,t(i)} = 1$.基于此,可用下式来确定权重:

$$w_{i,k} = \sup_{i,t(k)}. \quad (12)$$

由式(11)和(12)可见,权重的确定过程是动态更新的.即根据当前单一预测算法的预测与先前预测的融合来确定权重,提高了算法对新数据的适应能力,综合了多次预测结果的误差,具有很强的融合特性,是较为客观的权重分配方式,而且具有动态特性.

4.4 基于 ER 的组合预测算法

Step 1: 输入历史数据并进行预处理,形成训练样本和测试样本集;

Step 2: 设定预测次数 n , 令 $k = 1$, 运用单一预测方法分别进行预测,计算相对误差 $Re_{i,k}$, 通过式(8)得到 $m_{i,k}$;

Step 3: $k = 1$ 时, $m_{i,t(k)} = m_{i,1}$; $k = 2$ 时,运用 ER 递归算法(10)计算 $m_{i,t(k)}$;

Step 4: 应用式(11)和(12)计算权值 $w_{i,k}$, 得到组合预测函数 $\hat{y}_k = \sum_{i=1}^N w_{i,k} y_{i,k}$, 求出预测结果;

Step 5: 若 $k > n$, 停止; 否则,进行下一次预测, $k = k + 1$.

5 陀螺漂移预测实例

陀螺仪是导弹控制系统的关键器件,对其漂移

误差进行精确的测量与预测具有十分重要的意义。下面采用本文提出的方法,对某型导弹陀螺仪的漂移数据进行预测。

通过对某型捷联惯导系统中的动调陀螺仪进行性能可靠性实验,获得陀螺仪若干逐日漂移的实测数据,共取 58 组,其中前 50 组用于学习训练,后 8 组数据用于预测检验。分别用标准支持向量机 (SSVM),最小二乘支持向量机 (LSSVM),边界约束支持向量机 (BSVM) 和小波支持向量机 (WSVM) 作为单一预测模型,应用基于 ER 的组合预测模型对这批陀螺仪漂移数据进行预测,结果如图 2 所示。

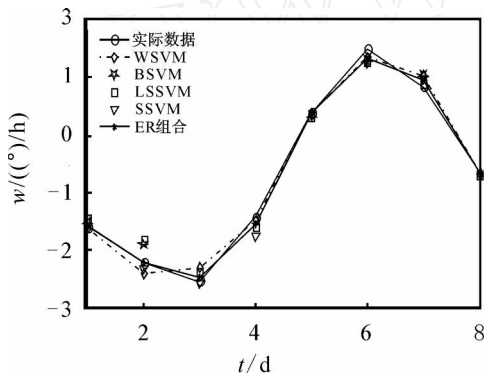


图 2 各种预测方法的预测曲线

图 2 为分别用 SSVM, LSSVM, BSVM, WSVM 和本文提出的基于 ER 的组合预测算法预测的结果。从图中可以看出, WSVM 与本文的算法都有比较准确的预测效果,但是基于 ER 的组合预测精度要高于 WSVM,尤其是在第 1, 2, 3, 5, 8 次预测时,本文的预测结果有很高的精度。下面引入平均相对误差 (MAPE) 和均方根相对误差 (MSE) 作为评价指标,对各种方法的预测结果作定量比较分析。比较结果如表 1 所示。

表 1 各种方法的预测结果比较 %

	SSVM	BSVM	LSSVM	WSVM	ER 组合
MAPE	8.88	11.54	10.65	6.79	3.58
MSE	11.98	13.55	12.31	9.30	4.68

从表 1 可以看出,通过各种方法的预测结果平均相对误差比较,基于 ER 的组合预测模型的平均相对误差为 3.58%,比各种单一预测模型均有较大的提高,从而验证了本文建立的模型和算法的有效性和可行性。而且,本文的模型具有线性的组合形式、推理简单的优点,具有实际应用价值。

6 结 论

从组合预测模型的建立及其算法实现过程可以看出,本文方法较以往的方法有较大的改进:在模型权重的产生方式上,以模型的客观精度为考察指标,

应用 ER 方法对权重进行动态更新,提高了对新数据的适应能力,是较为客观的权重分配方式,避免了专家经验的主观性;从仿真结果来看,实现了陀螺仪漂移预测,具有较高的精度,而且证据推理形式简单,计算量小,满足预测及时准确的要求,为其动态误差补偿、故障预报提供了可靠依据。

参考文献 (References)

- [1] Bates J M, Granger C W J. The combination of forecastion[J]. Operational Research Quarterly, 1969, 20(4): 451-468.
- [2] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(4): 325-339.
- [3] Shafer G. A mathematical theory of evidence [M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- [4] Fabre S, Appriou A, Briottet X. Presentation and description of two classification methods using data fusion based on sensor management [J]. Information Fusion, 2001, 2(1): 49-71.
- [5] Denoeux T, Masson M. EVCLUS: Evidential clustering of proximity data [J]. IEEE Trans on System, Man, and Cybernetics — Part B, 2004, 34(1): 95-109.
- [6] Yang J B, Xu D L. On the evidential reasoning algorithm for multiple attribute decision analysis under uncertainty [J]. IEEE Trans on System, Man, and Cybernetics — Part A: System and Human, 2002, 32(3): 289-304.
- [7] 邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法——支持向量机 [M]. 北京: 科学出版社, 2004. (Deng N Y, Tian Y J. A novel method in date mining: Support vector machines [M]. Beijing: Science Press, 2004.)
- [8] 朱广宇, 严洪森. 一种基于预测模型库评价遴选的组合预测方法[J]. 控制与决策, 2004, 19(7): 726-731. (Zhu G Y, Yan H S. A combination forecasting method based on model evaluation and selection from forecasting-model-base[J]. Control and Decision, 2004, 19(7): 726-731.)
- [9] Smets P. Analyzing the combination of conflicting belief functions[J]. Information Fusion, 2007, 8(4): 387-412.
- [10] 贺金凤, 徐济超, 吴卫东. 不确定性多属性决策中的 ER 改进方法[J]. 控制与决策, 2006, 21(4): 385-390. (He J F, Xu J C, Wu W D. Improvement of evidential reasoning approach for multiple attribute decision making under uncertainty [J]. Control and Decision, 2006, 21(4): 385-390.) (下转第 211 页)

参数采用 7 个固定模型,一共采用 $7^4 = 2401$ 个固定模型的常规多模型自适应控制器. 图 2 中虽然每个参数也采用 7 个固定模型,但由于采用逐维定位方法,一共仅需 $7 \times 4 = 28$ 个模型. 图 3 中也采用逐维定位方法,每个参数采用 600 个固定模型,一共采用 2400 个固定模型. 从仿真图形中可以看出,由于采用逐维定位方法,图 2 的模型数目远远小于图 1. 同时,当模型总数相同时,图 3 明显优于图 1.

7 结 论

本文针对一类非最小相位参数跳变系统,提出多模型逐维定位自适应解耦控制器. 该方法将多维空间并行寻优问题转化为一维空间的串行寻优问题,再根据选出的最优模型,将系统间的耦合视为可测干扰,采用前馈方法予以消除. 最后通过全局收敛性分析,表明了该控制器的有效性.

参考文献(References)

- [1] Narendra K S, Balakrishnan J, Ciliz M K. Adaptation and learning using multiple models, switching, and tuning[J]. IEEE Control Systems Magazine, 1995, 15(3): 37-51.
- [2] Narendra K S, Balakrishnan J. Improving transient response of adaptive control systems using multiple models and dwitching [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1994, 39(9): 1861-1866.
- [3] Narendra K S, Balakrishnan J. Adaptive control using multiple models[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1997, 42(2): 171-187.
- [4] Narendra K S, Xiang C. Adaptive control of discrete-time systems using multiple models[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2000, 45(9): 1669-1686.
- [5] Wittenmark B, Astrom K J. Practical issues in the implementation of self-tuning control[J]. Automatica, 1984, 209(5): 595-605.
- [6] Wang X, Li S Y, Cai W J, et al. Multi-model direct adaptive decoupling control with application to the wind tunnel system [J]. ISA Transactions, 2005, 44(1): 131-143.
- [7] 王昕, 岳恒, 柴天佑, 等. 基于多模型切换的多变量直接自适应极点配置控制器[J]. 控制理论与应用, 2001, 18(增): 23-27.
(Wang X, Yue H, Chai T Y, et al. Multivariable direct adaptive pole placement controller using multiple models [J]. Control Theory and Application, 2001, 18(S): 23-27.)
- [8] Zhivoglyadov P V, Middleton R H, Fu M. Localization based switching adaptive control for time-varying discrete-time systems [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2000, 45(4): 752-755.
- [9] Vasquez J R, Maybeck P S. Enhanced motion and sizing of bank in moving-bank MMAE [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(3): 770-779.
- [10] 王昕, 李少远. 多模型分层递阶自适应前馈解耦控制器[J]. 控制与决策, 2005, 20(1): 17-22.
(Wang X, Li S Y. Hierarchical multiple models adaptive feedforward decoupling controller [J]. Control and Decision, 2005, 20(1): 17-22.)
- [11] 王昕, 王中杰, 杨辉, 等. 采用逐维定位的多模型自适应解耦控制器[J]. 控制理论与应用, 2006, 23(5): 367-372.
(Wang X, Wang Z J, Yang H, et al. Multiple-model adaptive decoupling controller employing dimension-by-dimension approach [J]. Control Theory and Application, 2006, 23(5): 367-372.)
- [12] Clark D W. Self-tuning control of nonminimum-phase systems[J]. Automatica, 1984, 20(3): 501-517.
- [13] Goodwin G C, Ramadge P J, Caines P E. Discrete-time multivariable adaptive control[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1980, 25(3): 449-456.
- [11] Lefevre E, Colot O. Belief function combination and conflict management[J]. Information Fusion, 2002, 3(2): 149-162.
- [12] 陈伟, 胡昌华. 基于最小二乘支撑向量机的陀螺仪漂移预测[J]. 宇航学报, 2006, 27(1): 135-137.
(Chen W, Hu C H. Gyroscopic drift forecasting on least square support vector machine [J]. J of Astronautics, 2006, 27(1): 135-137.)
- [13] Wu C H, Ho J M, Lee D T. Travel-time prediction with support vector regression [J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation System, 2004, 5(4): 276-281.

(上接第 205 页)