

基于 LS-SVM 方法的视线角速率在线预测

胡 强^{1,2}, 宋申民²

(1. 中国航空气动力技术研究院, 北京 100074; 2. 哈尔滨工业大学 航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 首先通过时间加权末位淘汰机制对最小二乘支持向量机(LS-SVM) 算法进行改进。其次, 将该算法应用于导引头视线被云层遮挡(穿云) 或其他原因导致导引头失锁时对视线角速率的预测。导引头处于锁定状态时应用该算法进行在线训练, 导引头处于失锁状态使用训练形成的决策函数对视线角速率进行在线预测。最后, 通过弹道末端设置导引头失锁的数学仿真结果, 统计使用预估视线角速率(决策函数输出) 作为末端导引信息的多条弹道的脱靶量, 确认了最小二乘支持向量机对典型视线角速率信号预测的有效性和用于提高小型空地战术导弹穿云和抗干扰能力的应用前景。

关键词: 激光半主动导引头; 失锁; 最小二乘支持向量机; 视线角速率预测; 小型空地战术导弹
中图分类号: TJ765.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2013)11-3019-05

Online predicting of line-of-sight angular rate based on LS-SVM method

Hu Qiang^{1,2}, Song Shenmin²

(1. China Academy of Aerospace Aerodynamics, Beijing 100074, China;
2. School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Firstly, the least squares support vector machine (LS-SVM) algorithm was improved by a time-weighted and last-elimination mechanism. Secondly, the improved LS-SVM algorithm was used for line-of-sight angular rate online prediction when the target was unlocked by the seeker due to the line-of-sight of the seeker which was blocked by the clouds (clouds-crossing) or other interferences. On one hand, if the target was locked by the seeker the improved LS-SVM should be used for online training. On the other hand, if the target was unlocked the decision function (result of the online training) should be used for predicting the line-of-sight angular rate. Lastly, by adding up the miss-distances of the numerical simulations in which the seeker was unlocked in the terminal part of the trajectory, the results demonstrated the effectiveness of LS-SVM method to the typical line-of-sight angular rate signal predicting and the application prospects in increasing the capacity of clouds-crossing and anti-interference of the small air to surface tactical missiles.

Key words: semi-active laser seeker; unlocked; LS-SVM; line-of-sight angular rate predicting; small air to surface tactical missiles

收稿日期: 2013-03-09; 修订日期: 2013-04-07

基金项目: 国家 973 课题(2012CB821205)

作者简介: 胡强(1980-), 男, 工程师, 硕士, 主要从事无人机及其机载武器系统制导与控制方向方面的研究。

Email: lj-youjia@sohu.com

0 引言

由于小型空地战术导弹常用的激光半主动导引头容易因云层阻隔或烟雾遮挡失去对目标的锁定^[1-2],获取失锁条件下的替代制导信息就成为了很多小型空地战术导弹制导控制系统必须面对的问题。

工程上可以使用以下几种方法来应对这一问题:(1) 捷联解算的视线角速率代替导引头输出值;(2) 根据发射条件进行超实时仿真,提取视线角速率时间序列,使用对应时间的视线角速率数据替代导引头输出值;(3) 在弹道末端失锁时采用视线角速率清零或保持失锁前最后一拍有效的视线角速率,作为导引信息。

小型战术导弹有严格的成本限制,其惯性测量设备误差通常较大。因此,由设备误差引起的解算误差快速积累导致捷联解算的视线角速率一般只能在导弹发射后较短时间内与实际情况相符,通常应用于弹道前、中段失锁情况下,无法在弹道末端作为可靠的制导信息源。

一般来说小型战术导弹的发射平台对发射条件的测量能力十分有限且其飞行轨迹受气象条件影响显著。这使得用对应时刻的超实时仿真视线角速率数据替代导引头输出值可靠性很低。

因此,将视线角速率清零或一直使用失锁前最后一拍锁定状态的视线角速率的方法,被最为广泛的应用于弹道末端失锁条件下。

支持向量机是在统计学习理论上建立起来的一种非常有力的机器学习方法,是一种新颖的人工智能技术,广泛应用于模式识别、信号处理、系统辨识与建模、先进控制等领域。

与传统统计学相比,统计学习理论(Statistical Learning Theory 或 SLT)是一种专门研究小样本情况下机器学习规律的理论。V. Vapnik 等人致力于此方面研究^[3],随着其理论的不断发展和成熟,也由于神经网络等学习方法在理论上缺乏实质性进展,统计学习理论开始受到越来越广泛的重视^[4-5]。

文中应用支持向量机通过锁定状态下的视线角速率进行训练,在导引头失锁后没有新的样本输入的条件下,利用 LS-SVM 决策函数的输出作为替代

制导信息参与控制。这一方法在数值仿真中取得了良好的效果。

1 最小二乘支持向量机的基本理论

若训练样本集为:

$$(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, n, x \in R^d, y \in R$$

支持向量机建模的主要思想是:首先,用一非线性映射 $\phi(\cdot)$ 将样本的输入空间 R^d 映射到特征空间:

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

然后,在这个高维特征空间中构造最优决策函数 $y = w^T \phi(x) + b$;最后,以结构风险最小化为原则确定模型参数 w, b 。

结构风险的计算式为:

$$R = cRemp + 0.5\|w\|^2 \quad (1)$$

式中: c 为正规化参数; $Remp$ 为损失函数,又称为经验风险。常见的损失函数有一次损失函数、二次损失函数和 Hubber 损失函数,不同的损失函数代表不同的支持向量机模型。最小二乘支持向量机是损失函数为二次损失函数的支持向量机,即

$$Remp = \sum_i \varepsilon_i^2 \quad (2)$$

为模型对训练样本的预测误差。经验风险最小并不代表模型的期望风险最小,根据统计学习理论,期望风险是由经验风险和置信范围两部分组成,期望风险 $R(\alpha)$ 和经验风险 $Remp$ 之间至少以概率 $1 - \eta$ 满足如下关系^[6]:

$$R(\alpha) \leq Remp + \phi \quad (3)$$

$$\phi = \sqrt{\frac{h(\ln(2/\lambda+1) - \ln(\eta/4))}{n}} \quad (4)$$

式中: h 为函数集的 VC 维; n 为样本数。

VC 维的直观定义是:对一个指示函数集,如果存在 h 个样本能够被函数集中的函数按所有可能的 2^h 种形式分开,则称函数集能够把 h 个样本打散;函数集的 VC 维就是它能打散的最大样本数目 h ,显而易见,VC 维越高学习机器的容量越大。但是从公式(2)可以看出 VC 维越高其置信范围越大,特别是在小样本时其推广能力越弱小。

而降低函数集的 VC 维可以缩小置信范围。又由于函数集的 VC 维与 $\|w\|$ 有关,减小 $\|w\|$ 可以降低 VC 维的大小^[7],因此将 $1/2\|w\|^2$ 作为结构风险最小化原则的第二项。

基于结构风险最小化原则确定决策函数参数 w, b , 可等效为以下优化问题:

$$\begin{aligned} \min R = c \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 + 1/2 \|w\|^2 \\ \text{s.t. } y_i = w^T \phi(x_i) + b \quad i=1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (5)$$

带等式约束的极值问题可以通过引 Lagrange 乘子化为无约束的极值问题:

$$L(w, b, \varepsilon, \alpha) = c \sum_{i=1}^n \varepsilon_i + 0.5 \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i (w^T \phi(x_i) + b - y_i) \quad (6)$$

其中 $\alpha = [\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_n]$ 是 Lagrange 乘子。

根据极值的必要条件可知,

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0, \quad \frac{\partial L}{\partial b} = 0, \quad \frac{\partial L}{\partial \varepsilon_i} = 0, \quad \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \quad (7)$$

$$w_i = \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi(x_i) \quad (8)$$

$$2c \varepsilon_i = \alpha_i \quad (9)$$

$$y_i = w^T \phi(x_i) + b + \varepsilon_i \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i = 0 \quad (11)$$

将公式(8)、(9)代入公式(10),得:

$$y_i = \sum_{j=1}^n (\alpha_j \langle \phi(x_j), \phi(x_i) \rangle) + b + 1/(2c) \alpha_i \quad (12)$$

令,

$$K(x_i, x_j) = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle \quad (13)$$

则,

$$y_i = \sum_{j=1}^n K(x_i, x_j) \alpha_j + b + 1/(2c) \alpha_i \quad (14)$$

将公式(7)和(11)合成线性方程组如下:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & K(x_1, x_1) & \dots & K(x_1, x_n) \\ 1 & K(x_2, x_1) & \dots & K(x_2, x_n) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & K(x_n, x_1) & \dots & K(x_n, x_n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (15)$$

最后所确定的决策函数为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (16)$$

式中: α_i 对应的样本 (x_i, y_i) 为支持向量, 记为 α_i 对应的支持向量。

问题被转化为高维特征空间求内积和线性方程组求解, 根据泛函的有关理论, 只要一种核函数 $K(x_i, x_j)$ 满足 Mercer 条件, 它就对应某一变换空间中的内积^[3]。

因此, 采用适当的内积函数 $K(x_i, x_j)$, 并不需要知道非线性变换的具体形式, 其计算复杂度也没有因为非线性映射的存在而增加。

2 改进预估算法描述

首先, 选择核函数为径向基函数 (Radial basis function, RBF) 其中 δ, c 为常数。

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / \delta^2)$$

其次, 建立输入 x 与时间的关系 $x = [t, t^2]$, 则 $x_i = [i^*T, (i^*T)^2]$, $T > 0$ 为支持向量机的输入周期, y_i 为第 $t = iT$ 个时刻真实的视线角速率, $t = 0$ 为导弹发射时刻。为确保算法的实时性的同时保障决策函数的时效性, 根据 $\|\alpha_i\|$ 和其对应的样本 t_i 的采样时刻 (x_i, y_i) 采取时间加权末位淘汰的方式使得支持向量的个数不大于一常值 N , 进而公式(12)中的线性方程组阶数不大于一常值。具体方法如下。

定义 1: 将 (x_i, y_i) 定义为支持向量

将公式(12)中等式左边的矩阵根据 x_i 与自身以及已有输入样本的内积增加一行、一列, 等式左边增加模型参数变量 α_i , 等式右边的向量增加元素 y_i 。

定义 2: 将 α_i 对应的样本 (x_i, y_i) 不记为支持向量

将公式(12)中等式左边的矩阵删除 x_i 与自身以及其他输入样本的内积, 等式左边删除模型参数变量 α_i , 等式右边的向量删除元素 y_i 。

具体操作步骤如下。

(1) 当导弹发射时间为: $t \in \{t = iT | i \text{ 为非负整数且 } i \leq N\}$ 时,

1) 将 (x_i, y_i) 定义为支持向量; 2) 求解公式(12)中的线性方程组得到 $[b, \alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_n]^T$; 3) 依据公式(16)计算决策函数;

(2) 当 $t > 0$, 且 t 不为采样周期 T 的整数倍时, 依据公式(16)计算决策函数

(3) $t \in \{t = iT | i \text{ 为非负整数且 } i > N\}$ 时,

1) 将 (x_i, y_i) 定义为支持向量;

2) 对于已记为支持向量的所有样本 (x_j, y_j) , 计算 $V(j) = i_j \|\alpha_j\|$, $j = 0, 1, \dots, N$ 其中, $i_j T$ 为 α_j 对应样本的采样时刻, 当 $V(j)$ 取最小值时, 其对应的样本不记为支持向量;

3) 生成新的模型参数 $[b, \alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_n]^T$;

4) 依据公式(16)计算决策函数。

3 数值仿真

仿真参数设置如下:

- (1) $\delta=1\ 000, c=50$;
- (2) 发动机平均推力 500 N, 作用时间 3 s, 平均阻力 60 N, 质量 8 kg, 最大可用过载 4 g;
- (3) 受控弹体等效模型为 1 阶惯性环节, 时常数 1 s;
- (4) 设定失锁条件为当弹目相对距离小于 1 000 m 时(弹道末端);
- (5) 支持向量机输入周期 0.1 s, 支持向量的最大个数 N 为 30;
- (6) 依据以下原则选取 900 条弹道
 - 1) 导弹初速 50 m/s, 初速方向与地面水平;
 - 2) 导弹与目标水平距离为 2 500~4 000 m (每 50 m 为间隔);
 - 3) 导弹发射高度为 2 500~4 000 m(每 50 m 为间隔);
 - 4) 目标高度 0 m;
- (7) 仿真过程中, 对选取的 900 条弹道在失锁后使用以下 4 种方法对视线角速率进行预测, 并作为导引信息参与控制。

- 1) 视线角速率清零;
- 2) 保持失锁前一拍有效的视线角速率;
- 3) 使用未经改进的 LS-SVM 方法决策函数输出对失锁后视线角速率进行预测;
- 4) 使用文中提出的改进后 LS-SVM 方法决策函数输出对失锁后视线角速率进行预测;

对使用 4 种视线角速率预测方法产生的脱靶量结果进行统计和对比, 并对典型弹道条件下改进前后的 LS-SVM 方法典型视线角速率估计进行对比, 结果如图 1~6 所示。

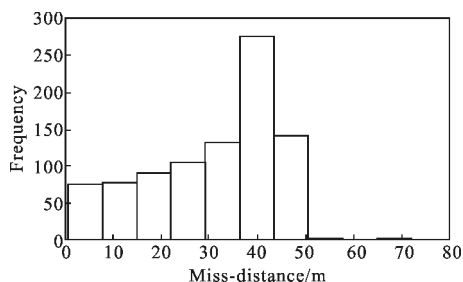


图 1 失锁后视线角速率清零的脱靶量统计

Fig.1 MD statistics under the LOS rate be cleared after unlocked

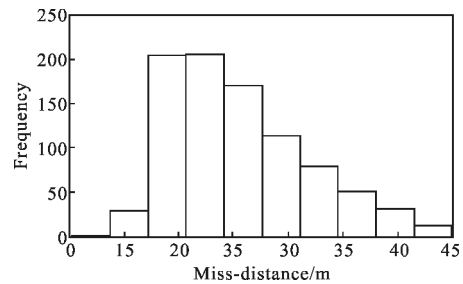


图 2 失锁后视线角速率强制保持的脱靶量统计

Fig.2 MD statistics under LOS rate be keep last locked value after unlocked

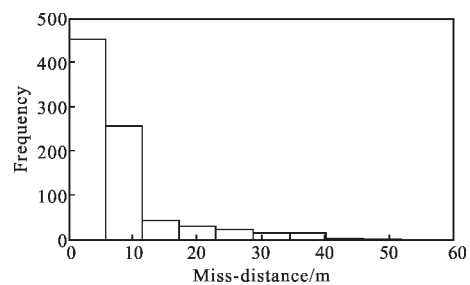


图 3 失锁后使用 LS-SVM 方法预测视线角速率的脱靶量统计

Fig.3 MD statistics under the LOS rate be equal the LS-SVM predicting

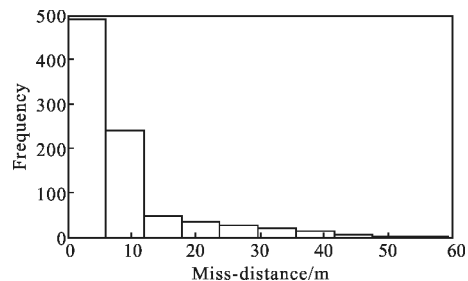


图 4 失锁后使用时间加权末位淘汰 LS-SVM 方法预测视线角速率的脱靶量统计

Fig.4 MD statistics under the LOS rate be equal the LS-SVM predicting with time-weighted and last-elimination mechanism

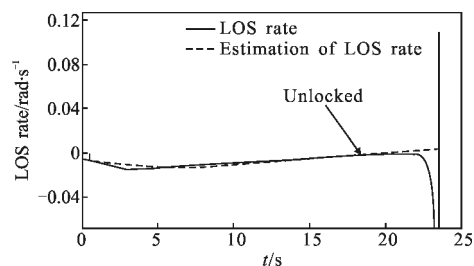


图 5 LS-SVM 方法对典型视线角速率信号的估计

Fig.5 Estimation of typical LOS signal by LS-SVM method

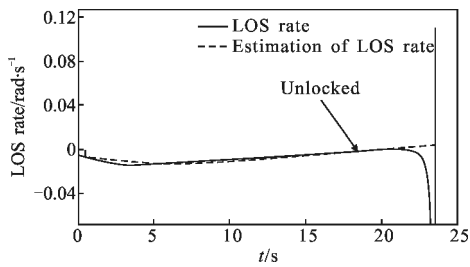


图 6 时间加权末位淘汰 LS-SVM 方法的视线角速率估计

Fig.6 Estimation of typical LOS signal by LS-SVM method with time-weighted and last-elimination mechanism

使用两种常用工程方法时,着弹点均方误差和散布指标 R_{50} ^[6]都在 30 m 左右。而未经改进的 LS-SVM 方法的着弹点均方误差和散布指标 R_{50} 分别为 8.9 m, 5.4 m, 明显优于常用工程方法。

采用改进后的 LS-SVM 方法,单次训练的最大运算量减小了数百倍,着弹点均方误差和散布指标 R_{50} 分别为:9 m, 5.6 m, 降低运算量带来的命中精度损失非常小。

这是由于改进后的 LS-SVM 方法在降低运算量的同时,其视线角速率预测值仍能在训练一段时间后逼近真值,并且在导引头失锁后一段较短的时间内非常接近真值,预估效果几乎没有减弱。

4 结 论

文中应用 LS-SVM 方法,将锁定状态下的视线角速率作为训练样本,并在导引头失锁时预测视线角速率。数值仿真表明,如使用这种方法,视线角速率预测效果良好,末端失锁条件下脱靶量指标较常用的工程方法有显著的提高。

文中进而通过时间加权末位淘汰的计算方法对支持向量进行筛选,保留关键样本并提高决策函数的时效性。在明显减小计算量的同时保证了视线角速率预测精度和导弹命中精度。

小型战术导弹使用的导引头因成本较低,其视线角速率信号的信噪比也较低,关于其视线角速率的噪声模型的研究也较少。应用最小二乘支持向量机,对包含噪声的样本的拟合能力值得进行更进一步的研究。

参考文献:

- [1] Wang Jiayin, Shi Jiaming, Wang Jiachun. Comparison of extinction characteristics of water fog and the oil fog [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2006, 35 (S1): 178-182. (in Chinese)
王甲寅, 时家明, 汪家春. 水雾与雾状油遮蔽性能的对比研究[J]. *红外与激光工程*, 2006, 35(S1): 178-182.
- [2] Hu Zhaohui, Luo Jixun, Wang Yi, et al. Laser guided bomb combat efficiency in smokejamming [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2008, 37(S3): 322-326. (in Chinese)
胡朝晖, 罗继勋, 王邑, 等. 烟幕干扰下激光制导炸弹作战效能分析[J]. *红外与激光工程*, 2008, 37(S3): 322-326.
- [3] Vapnik V N. *The Nature of Statistical Learning Theory* [M]. NY: Springer-Verlag, 1995.
- [4] Smola A J, Scholkope B. A tutorial on support vector regression[J]. *Statistics and Computing*, 2004, 14(3): 199-222.
- [5] Cherkassky V, Mulier F. *Learning from Data: Concepts, Theory and Methods* [M]. NY: John Wiley & Sons, 1997.
- [6] Vapnik V N. *Statistical Learning Theory* [M]. New York: JWiley, 1998.
- [7] Vapnik V, Levin E, Le Cun Y. Measuring the VC - dimension of a learning machine [J]. *Neural Computation*, 1994, 6(5): 851-876.
- [8] Yu Hao, Han Dong, Ma Li, et al. The accuracy evaluation method of weapon system based on median distribution density[J]. *Introducing Journal of China Ordnance*, 2010, 31(1): 54-57. (in Chinese)
郁浩, 韩东, 马力, 等. 基于中位数分布密度的武器系统精度评定方法[J]. *兵工学报*, 2010, 31(1): 54-57.