

# 一种多传感器协同探测的雷达跟踪系统

武 龙, 许蕴山, 龙文彪

(空军工程大学航空航天工程学院, 西安, 710038)

**摘要** 战场上雷达是对目标进行跟踪的常用手段,当敌方施放有源压制干扰时常导致目标航迹丢失,雷达无法对目标进行持续跟踪。为了改善对目标的跟踪性能,建立了干扰背景下基于机载多传感器协同探测的雷达跟踪系统,首先采用 Kalman 滤波预测雷达量测缺失数据,当跟踪精度不满足期望值时应用支持向量机回归算法估计缺失数据作为雷达的量测值继续进行卡尔曼滤波估计,实现了对目标的持续跟踪,精度较高。仿真验证了该系统能够解决有源压制干扰条件下的目标航迹丢失问题,增强了雷达对目标的跟踪性能。

**关键词** 传感器;支持向量机;Kalman 滤波;协同探测

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2017.01.007

**中图分类号** TP212.9 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2017)01-0039-05

## A Radar Tracking System Based on Cooperative Detection of Multi-sensor Resource

WU Long, XU Yunshan, LONG Wenbiao

(Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University,  
Xi'an 710038, China)

**Abstract:** Aimed at the problems that radar is a normal way used in tracking target at the battlefield, when hostile force uses active suppressing interference, the target trace is lost, and the radar fails to track target continuously, this paper builds a radar tracking system based on cooperative detection of airborne multi-sensor resource in interference to improve tracking property for target. Firstly, the paper predicts the radar lost information by Kalman smoothing. When tracking precision can't make the desired value satisfied, the paper estimates the lost data and continues Kalmansmoothing estimation by applying the method of SVMR, thus achieving to track the target continuously, and the precision is higher. The simulation proves that the system can solve the lost problem of target trace under condition of active suppressing interference, thus enhancing radar tracking property for target.

**Key words:** sensor resource; support vector machine; Kalman smoothing; cooperation detection

为使雷达能够适应日益复杂的战场环境,在增强雷达探测性能方面做了大量研究,常用的方法有 CV 模型、Singer 模型、EKF 算法等。CV 模型目标的运动形式单一,适应性不强,Singer 模型是一种零

均值时间相关模型,假设目标加速度的密度函数服从均匀分布,但该模型对具体运动的跟踪精度较低<sup>[1]</sup>。EKF 算法通过对非线性方程进行一阶泰勒级数展开来估计目标运动状态,精度也不高,同时误

**收稿日期:** 2016-09-23

**基金项目:** 航空科学基金(20145596025)

**作者简介:** 武 龙(1993-),男,甘肃靖远人,硕士生,主要从事雷达信号与信息处理研究。E-mail:1823553416@qq.com

**引用格式:** 武龙,许蕴山,龙文彪.一种多传感器协同探测的雷达跟踪系统[J].空军工程大学学报(自然科学版),2017,18(1):39-43. WU Long, XU Yunshan, LONG Wenbiao. A Radar Tracking System Based on Cooperative Detection of Multi-sensor Resource[J]. Journal of Air Force Engineering University(Natural Science Edition), 2017, 18(1): 39-43.

差较大<sup>[2]</sup>。本文提出的一种基于 Kalman-SVMR 算法的多传感器协同探测技术,通过对雷达量测缺失数据的补充替换提高了跟踪精度,改善了对目标的跟踪效果,有一定的针对性和研究意义。

## 1 Kalman 滤波预测

假设某系统  $k$  时刻的状态及量测方程为:

$$\begin{aligned} x_k &= A_{k-1}x_{k-1} + \omega_{k-1} \\ y_k &= c(x_k) + v_k \end{aligned} \quad (1)$$

式中:  $x_k$  为状态变量;  $\omega_{k-1}$  为输入信号;  $v_k$  为观测噪声;  $y_k$  为观测数据。令:

$$C(k) = \partial c(X_j(k)) / \partial X' |_{X=X(k+1)k}$$

则可将非线性方程线性化处理后使用卡尔曼滤波。

卡尔曼递推公式:

$$\begin{cases} \hat{x}_k = A_k \hat{x}_{k-1} + H_k (y_k - C_k A_k \hat{x}_{k-1}) \\ H_k = P_k' C_k^T (C_k P_k' C_k^T + R_k)^{-1} \\ P_k' = A_k P_{k-1} A_k^T + Q_{k-1} \\ P_k = (I - H_k C_k) P_k' \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $A_k$  为状态方程增益矩阵;  $C_k$  为状态变量与输出信号之间的增益矩阵;  $H_k$  为加权矩阵;  $R_k$  为输入信号矩阵;  $Q_k$  为观测噪声矩阵;  $\hat{x}_k$  为  $k$  时刻的状态估计值。

根据卡尔曼递推公式的推导过程,可以获得 Kalman 滤波的状态预测值及量测预测值分别为:

$$\begin{aligned} \hat{x}'_k &= A_k \hat{x}_{k-1} \\ \hat{z}_k &= C(k) \times \hat{x}_k \end{aligned}$$

## 2 支持向量机回归

### 2.1 支持向量机回归算法原理

支持向量机是基于统计学发展起来的一种新的机器学习算法,其提高了模型算法的泛化能力,具有较好的推广能力及良好的分类性能<sup>[3]</sup>。支持向量机回归问题的标准形式,为一带约束的最优化问题

$$\min J(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \omega \cdot \omega + C \sum_{i=1}^N \xi_i^2 \quad (3)$$

$$\text{s. t. } y_i [\phi(x_i) \omega + b] \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, N$$

式中:  $\xi_i$  表示松弛因子;  $C$  为常数(也叫惩罚因子)。采用 LS-SVM<sup>[4-5]</sup> 算法,将条件限制中的不等式变为等式。其目标函数为:

$$\min J(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \omega \cdot \omega + C \sum_{i=1}^N \xi_i^2 \quad (4)$$

$$\text{s. t. } y_i [\phi(x_i) \cdot \omega + b] = 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, N$$

该式可以通过 Lagrange 多项式求解,对应的 Lagrange 函数为:

$$L = J - \sum_{k=1}^N \alpha_k \{ y_k [w^T \phi(x_k) + b] - 1 + \xi_k \} \quad (5)$$

式中:  $\alpha_k$  为 Lagrange 因子。

对上式求解得最终解为:

$$\begin{cases} b = \xi_1 = \eta' d_2 / s \\ \alpha = \xi_2 = v - \eta \xi_1 \end{cases} \quad (6)$$

最终的方程为:

$$f(x) = \sum_i^N \alpha_i k(x, x_i) + b \quad (7)$$

### 2.2 单平台多传感器系统中的 SVMR 应用

假设给定传感器网络结构  $t$  时刻观测结点  $m$  的测量数据缺失,按照 SVMR 算法基本原理,将传感器网络中未缺失数据当作 SVMR 算法的输入项,缺失数据作为输出项,估计缺失数据<sup>[6]</sup>。具体过程为:

1) 传感器获得目标的观测数据,经过预处理(如坐标转换、数据对准、模糊处理等),送入所对应的传感器网络观测结点。

2) 假设  $t$  时刻观测结点  $m$  的数据丢失,将该结点  $t$  时刻以前的观测数据作为 SVMR 的输出,其他观测结点  $t$  时刻以前的数据作为输入,并将输入与输出集映射到高维空间  $H$  中,进行回归函数的训练<sup>[7-8]</sup>,获得回归函数。

3) 在  $t$  时刻将未缺失数据的结点观测值当作训练得出的回归函数的输入对缺失数据估计。在此基础上获得完整数据集  $D = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}_{n=1, \dots, t}$  导入传感器网络的训练样本中,准备完成下一步参数学习工作。

## 3 跟踪系统建模与求解

### 3.1 系统建模

假设对某个目标设置的期望协方差矩阵为  $P_0$ , 控制矢量  $V(t_k) = \{v(t) | v(t) = 0, 1, 2, 3; t = t_1, t_2, \dots, t_k\}$ , 其中,  $v(t)$  表示雷达  $t$  时刻的工作方式<sup>[9]</sup>,  $v(t) = 0$  表示雷达不执行目标跟踪动作,  $v(t) = 1$  表示雷达执行对目标跟踪动作,  $v(t) = 2$  表示雷达受到干扰,无法对目标执行跟踪动作,  $v(t) = 3$  表示采用支持向量机回归算法对目标距离进行预测<sup>[10]</sup>, 则雷达资源管理的最优化模型为:

$$v(t_{k+1}) = \min F[P_0, P(t_{k+1} | V(t_k), v(t_{k+1})) = j, j = 0, 1, 2, 3] \quad (8)$$

式中:  $P(t_{k+1} | V(t_k), v(t_{k+1})) = j$  表示在  $t_{k+1}$  时刻雷达采用第  $j$  种工作模式条件下的目标跟踪误差协方差阵;  $F[*]$  为计算矩阵差值的计量函数<sup>[11-12]</sup>, 其约

束条件为:一是若雷达处于  $v(t)=2$  的工作模式,则暂时不再选择  $v(t)=1$  的工作方式,只有当雷达确定不再处于干扰条件下时,才可选择使用  $v(t)=1$  的工作方式;二是  $v(t)=1$  与  $v(t)=3$  这 2 种模式不交叉使用。

上式表示雷达在下一时刻选择工作模式的准则为在即将工作的模式下获得的目标预测跟踪误差协方差与设定的期望协方差在约定的计量方式下最接近,即  $F[*]$  函数值最小为雷达控制依据。

对于计量函数  $F[*]$  的选择形式,本文采用协方差差值最小准则,协方差的表达形式采用矩阵的迹表示,则雷达资源管理优化模型的具体形式为:

$$v(t_{k+1}) = \min | \text{tr}(\mathbf{P}_0) - \text{tr}(\mathbf{P}(t_{k+1} | V(t_k), v(t_{k+1}) = j)) | \quad (9)$$

式中:  $\text{tr}(*)$  表示矩阵\*的迹。

综合上述分析,给出多传感器协同卡尔曼-支持向量机无源跟踪算法流程。在  $t_k$  时刻以前,传感器正常工作,能够有效测量目标运动参数,并将测量数据输入到支持向量机模型内,构造目标距离估计方程。 $t_k$  时刻目标打开干扰设备,雷达无法正常发射脉冲测量目标距离向数据,扩展卡尔曼滤波判断预测值提供的目标跟踪精度是否满足跟踪精度,若满足则输出预测估计值对目标轨迹拟合<sup>[13-14]</sup>,不执行支持向量机步骤,否则以传感器测量角度数据通过支持向量机估计  $t_k$  时刻的目标距离数据,将支持向量机估计距离值代替雷达观测值滤波,对目标航迹进行更新,同时将目标距离估计值送入支持向量机训练样本中进行支持向量机的决策函数更新<sup>[15]</sup>。

### 3.2 模型求解

目标的离散化状态方程及量测方程为:

$$\begin{aligned} x_k &= A_{k-1}x_{k-1} + \omega_{k-1} \\ y_k &= C(x_k) + v_k \end{aligned} \quad (10)$$

假设目标在某采样时刻  $t_k$  的扩展卡尔曼滤波<sup>[16-17]</sup>更新状态为:

$$(t_k, \mathbf{P}_k, \mathbf{P}_0, \hat{x}_k, y_k) \quad (11)$$

式中:  $\mathbf{P}_k$  为滤波协方差矩阵;  $\mathbf{P}_0$  为期望协方差矩阵;  $\hat{x}_k$  为  $t_k$  时刻的状态估计值;  $y_k$  为观测值或者回归估计值。

由第 1 节可知,扩展卡尔曼滤波的滤波协方差矩阵及预测协方差矩阵为:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_k &= (\mathbf{I} - \mathbf{H}_k \mathbf{C}_k) \mathbf{P}_k' \\ \mathbf{P}_k' &= \mathbf{A}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}_k^T + \mathbf{Q}_{k-1} \end{aligned} \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{H}_k$  为扩展卡尔曼滤波增益矩阵;  $\mathbf{C}_k = \partial C(x_k) / \partial x |_{x=x_{k+1|k}}$  为量测方程的线性化因子。假定  $t_k$  采样时刻的雷达控制矢量为:  $V(t_k) = \{v(t) |$

$v(t) = 0, 1, 2, 3; t = t_1, t_2, \dots, t_k\}$ , 若  $t_{k+1}$  时刻的控制量  $v(t_{k+1})$  为  $v(t_{k+1}) = j, j = 0, 1, 2, 3$ , 则在  $t_{k+1}$  时刻的目标跟踪误差协方差  $\mathbf{P}(t_{k+1} | V(t_k), v(t_{k+1}) = j)$  如下:

$$\mathbf{P}(t_{k+1} | V(t_k), v(t_{k+1}) = j) = \begin{cases} \mathbf{P}(t_{k+1}), j = 1, 3 \\ \mathbf{P}(t_{k+1}), j = 0, 2 \end{cases} \quad (13)$$

由上式可以计算出目标在  $t_{k+1}$  时刻的误差协方差矩阵,将该跟踪误差协方差矩阵的迹代入式(9),就可以获得雷达资源的管理结果。

## 4 仿真验证

为说明 Kalman-SVMR 算法能够改善雷达对目标的跟踪效果,建立仿真模型进行验证。假设一个目标在三维立体空间中朝着我方雷达飞行,飞行轨迹为:

$$\begin{aligned} x &= 500 - 0.3t \\ y &= 200 - 0.1t \\ z &= 8 - 0.005t \end{aligned}$$

雷达的采样周期  $T$  为 10 s,在  $x$  轴方向观测误差为 11.40 m,在  $y$  轴方向观测误差为 12.25 m。观测噪声及输入噪声为高斯白噪声,同时在目标飞行到 (350, 100, 5.5) 位置时,携带的干扰设备开机,雷达无法观测到目标,基于多传感器协同 Kalman-SVMR 无源跟踪算法对目标进行跟踪。目标的初始位置为 (500, 200, 8), 单位为 km。

本文根据留一法<sup>[18-20]</sup> (LOO, Leave\_One\_Out) 对支持向量机的参数设定为: 惩罚因子  $C = 10\ 000$ , 核参数  $\sigma = 1$ 。传感器协同中包含的传感器有 ESM、IRST 及雷达,其中各传感器的量测向量分别为:  $(\alpha_c, \theta_c), (\alpha_i, \theta_i), (R, \alpha_r, \theta_r)$ 。量测噪声为  $R = \text{diag}([100^2, 0.5^2, 2.5^2])$ , 输入噪声为高斯白噪声。目标的初始位置为 (500, 200, 8), 采用二点起始法,确定协方差初值。传感器  $i$  与传感器  $j$  节点之间的转移概率为:  $P = \sigma_i^2 / \sigma_j^2$ 。

由表 1 可知, LOO 得到的错误率较小,说明 SVMR 回归函数具有良好的推广性。

表 1 LOO 的错误率

Tab. 1 LOO error rate

	雷达		ESM		IRST	
	$\alpha_r$	$\theta_r$	$\alpha_c$	$\theta_c$	$\alpha_i$	$\theta_i$
样本个数	50	50	50	50	50	50
LOO( $10^{-2}$ )	3.82	6.24	4.89	8.57	2.05	7.15

从图 1 可知,在采样点 50 之后,敌方干扰设备对我机载雷达实施干扰,机载雷达将工作模式切换到无源工作模式,并在无源工作模式中调用本

文设计的 SVMR-Kalman 无源滤波算法。从图 2~4 明显看出传感器协同能够提高雷达对目标航迹的跟踪质量。雷达受到干扰后对目标的部分量测数据缺失,雷达采用卡尔曼滤波预测,当卡尔曼滤波预测值的跟踪精度低于期望跟踪精度值时,将支持向量机回归算法估计的雷达量测数据缺失值作为雷达的量测,继续进行卡尔曼滤波估计而不是卡尔曼滤波预测,相当于通过支持向量机回归算法将其他无源传感器的量测数据对雷达的缺失值进行了补充替换,实现了对目标的持续跟踪,精度较高。

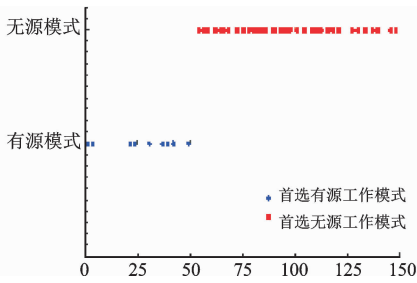


图 1 雷达工作模式切换时序

Fig. 1 Radar working pattern Switching sequence

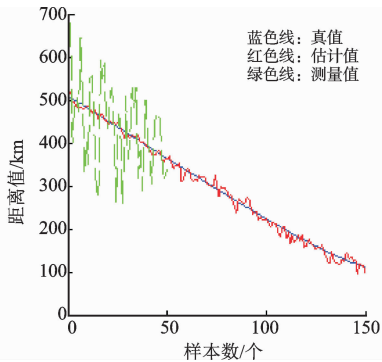


图 2 距离估计值

Fig. 2 Distance estimated value

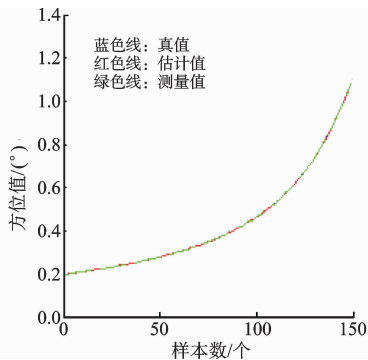


图 3 方位估计值

Fig. 3 Orientation estimated value

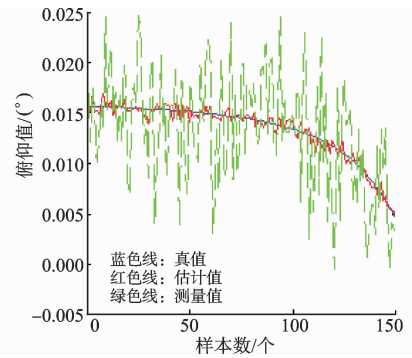


图 4 俯仰估计值

Fig. 4 Pitching estimated value

## 5 结语

电磁干扰对雷达性能的发挥产生较大的压制,甚至对雷达造成毁灭性的破坏,导致目标航迹丢失。本文为改善雷达对目标的跟踪性能,将 Kalman 滤波跟踪算法和 SVMR 状态估计算法结合起来,设计了雷达无源工作模式中的跟踪滤波器算法,通过多传感器协同解决了有源压制干扰条件下的目标航迹丢失问题。

## 参考文献(References):

- [1] FARINAA, NERI P. MultiTarget Interleaved Tracking for Phased Array Radar[J]. IEEE Proceeding, Part F: Communication, Radar and Signal Processing, 1980, 127(4): 312-318.
- [2] BLAIRWD, WATSON GA, HOFFMAN S A. Benchmark Problem for Beam Pointing Control of Phased Array Radar against Maneuvering Targets [C]//Proc of 1994 American Control Conference, Baltimore, MD, 1994: 2071-2075.
- [3] VAPNIK V N. the Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer Verlag, 2000.
- [4] 龙文彪,夏海宝,刘庆林.多传感器目标指示交接动态联盟建模与分析[J].传感器与微系统,2015,34(9): 30-34.  
LONG W B, XIA H B, LIU Q L. Modeling and Analysis on Target Cueing-handoff Using Multi-sensor Based on Dynamic Coalition[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2015, 34(9): 30-34. (in Chinese)
- [5] CHAPELLE O, WAPNIK V, BOUSQUET O, et al. Choosing Multiple Parameters for Support Vector Machines [J]. Machine Learning, 2002, 46(6): 131-159.
- [6] 王维佳,许蕴山,杨涛.无源传感器对雷达目标指示中触发准则研究[J].传感器与微系统,2015,34(7):

- 21-25.
- WANG W J, XU Y S, YANG T. Study on Triggering Criterion of Passive Sensors in Radar Target Instruction[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2015, 34(7):21-25. (in Chinese)
- [7] WHITE K, WILLIAMS J, HOFFENSETZ P. Radar Sensor Management for Detection and Tracking[J]. *Information Fusion*, 2008 11th international Conference on ,2008,7:660-668.
- [8] BLACKMAN S S, POPOLI R. Design and Analysis of Modern Tracking System[M]. Massachusetts: Artech House, 1999.
- [9] 高娜. 雷达抗干扰技术研究[D]. 南京:南京理工大学, 2008:1-4.
- GAO N. Study about Technology of Radar Anti-interference[D]. NAN JING; Nan Jing University of Science and Technology, 2008:1-4. (in Chinese)
- [10] 宋晓峰, 陈德钊, 胡上序. 支持向量机泛化能力估计若干方法[J]. *计算机科学*, 2004, 31(8):125-126.
- SONG X F, CHEN D Z, HU S X. Survey of Generalized Performance Estimation in Support Vector Machine[J]. *Computer Science*, 2004, 31(8):125-126. (in Chinese)
- [11] 赵一兵, 王荣本. 基于多传感器信息的前方障碍物检测[J]. *计算机工程与应用*, 2007, 43(26):174-179.
- ZHAO Y B, WANG R B. Approach of Obstacle Detection Based on Laser Sensor and Single Camera[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(26):174-179. (in Chinese)
- [12] 王立琦, 侯彦鹏. 一种新的异类传感器信息融合算法[J]. *计算机工程与应用*, 2016, 52(6):107-110.
- WANG L Q, HOU Y P. New Algorithm of Heterogeneous Sensors Information Fusion[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(6):107-110. (in Chinese)
- [13] 吴文浩, 李悦丽. 基于 WNNs 的 ADS 与多雷达航迹融合算法[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(27):225-230.
- WU W H, LI Y L. ADS and Multi-radar Track Fusion Algorithm Based on Wavelet Neural Networks[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(27):225-230. (in Chinese)
- [14] 许婉君, 侯志强. 背景加权的多特征融合目标跟踪算法[J]. *空军工程大学学报(自然科学版)*, 2015, 16(2):71-76.
- XU W J, HOU Z Q. Fusing Multi-feature Object Tracking Algorithm Based on Background-weighting [J]. *Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition)*, 2015, 16(3):71-76. (in Chinese)
- [15] 郇宇, 赵伟光, 张红梅. 基于距离加权的雷达内插去噪算法[J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(33):157-160.
- XUN Y, ZHAO W G, ZHANG H M. Inner Insert Mean Radar Filtering Method Based on Distance plus Weight[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(33):157-160. (in Chinese)
- [16] 王坤赤, 郑月节, 徐晨. 一种改进的无线传感器网络最小跳数路由协议[J]. *传感器与微系统*, 2012, 31(8):52-57.
- WANG K C, ZHENG Y J, XU C. An Improved Minimum Hop Routing Protocol for Wireless Sensor Networks[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2012, 31(8):52-57. (in Chinese)
- [17] DAEIPOUR E, BAR-SHALOM Y, LI X R. Adaptive Beam Pointing Control of a Phased Array Radar Using an IMM Estimator[C]//Proc of 1994 American Control Conference. Baltimore, MD, 1994:2093-2097.
- [18] KIRUBARAJAN T, BAR-SHALOM Y, BLAIR W D, et al. IMM PDAF for Radar Management and Tracking Benchmark with ECM[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1998, 34(4):1115-1134.
- [19] IRCI A, SARANLI A, BAYKAL B. On Optimal Resource Allocation in Multifunction Radar Systems [C]//2006 IEEE Radar Conference. New York, United States, 2006:684-691.
- [20] BAUGH R A. Computer Control of Modern Radars [M]. New York: RCA Corporation, 1973:37-54.

(编辑:姚树峰)