

应用回归分析的数据关联算法

黄伟平¹, 徐毓², 王杰³

(1. 空军雷达学院研究生管理大队, 430019, 武汉; 2. 空军雷达学院科研部, 430019, 武汉;
3. 95174 部队, 430019, 武汉)

摘要: 针对复杂电磁环境下目标跟踪需要兼顾实时性和精确性的问题, 应用测量领域的数据处理方法, 提出了回归分析的数据关联算法. 首先, 利用对滤波曲线的两点回归分析, 逐一预测各观测到达时刻的置信区间, 筛选出关联点; 接着, 以系统处理周期为分组标准, 对筛选序列进行成组观测数据回归分析; 最后, 计算出观测融合点, 并用该点更新滤波器新息. 该算法不仅能将复杂的关联转变成测量点迹动态更新过程, 而且优化了同步化处理步骤. 仿真实验表明: 回归分析算法与联合概率数据关联算法相比, 在直线运动场景下, 两者的均方根误差及轨迹丢失率相近, 且随着目标数目的增多, 前者在平均占用 CPU 时间上的优越性更加突出; 在曲线运动场景下, 两者跟踪误差相当, 前者占用 CPU 时间仅为后者的 1/6.

关键词: 置信区间; 筛选序列; 观测融合点; 目标跟踪

中图分类号: TN911.72 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2011)08-0092-05

Data Association Method Based on Regression Analysis

HUANG Weiping¹, XU Yu², WANG Jie³

(1. Group of Graduate Management, Air-Force Radar Academy, Wuhan 430019, China; 2. Department for Scientific Research, Air-Force Radar Academy, Wuhan 430019, China; 3. Unit 95174 of PLA, Wuhan 430019, China)

Abstract: A data association method based on regression analysis is proposed for the combined requirements of the real time and accuracy in target tracking under complex electromagnetic environment by applying the artifice dealing with the points in the measure field. Confidence intervals of the targets at a given time are predicted by calculating the regression coefficients of the system track, and the associated observations are screened out step by step. Then, an optional time is assigned as the system period, and a group regression analysis on the distilled observation arrays in the period is performed. Finally, the fused observation points are calculated and the innovations are refreshed. The method can not only simplify the complex problem of data association to the dynamic process of refreshing, but also optimize the synchronization step. Simulation results show that the proposed method and joint probability data association (JPDA) have the similar performance on the RMSE and the probability in missing the track, but the new method has superiority on the average CPU time when the number of targets is increased on the linear situation; and that tracking errors of both the methods are similar, but the CPU time of the new method is only 1/6 CPU time of the JPDA on the curvilinear situation.

Keywords: confidence intervals; distilled arrays; fused observation points; target tracking

以防区外、视线外饱和攻击^[1]为特征的高科技局部战争已成为当前军事战略变革发展方向的一个重要趋势。现代防空体系已经向远程打击预警机、中程拦截空袭武器载机和近程防御空袭武器的三道防线转变^[2]。如何在尽可能远的距离上快速有效地对目标进行识别,是防空体系面临的严峻考验^[3]。同时,复杂的电磁环境决定了目标跟踪需要采用多传感器联合探测,并进行有效的数据关联。但是,当前的数据关联算法^[4]存在以下两个问题:一是在数据关联前需要对各传感器的测量数据进行同步化处理,二是实时性和精确性不能兼顾。

回归分析^[5]是一种基于统计相关量误差分析的统计工具,是误差方差最小化的最优估计^[6]。它有 2 个重要特性:一是利用回归显著性置信度估计,获取回归曲线的置信区间;二是用点迹拟合回归方程,得到微观段的线形表达式。这 2 个特性可以分别用于关联区间的确认以及观测融合点的估计,大大降低关联融合的难度。所以,本文主要解决的是这 2 个特征在多传感器多目标观测数据关联中的灵活应用问题。首先,对滤波曲线进行两点回归分析,得到目标轨迹参数,逐时刻估计目标运动轨迹的置信区间;然后,将经粗处理(时间配准、坐标转化、空间配准)的观测直接送入融合中心,进入置信区间的观测才认为是该航迹的关联点,获取目标点迹到达时刻的关联组合;接着,给定一个系统处理周期,在时间轴上将关联点平分成不同的组,进行成组数据回归分析,拟合目标运动的线形函数,利用该函数估计出观测融合点;最后,用这个包含所有观测信息的融合点更新滤波器新息,得到目标状态估计结果。将本文的回归分析数据关联算法与联合概率数据关联算法(JPDA)进行了对比仿真实验,验证了本文算法的有效性。

1 成组观测数据的回归分析

采用对成组数据直接进行回归分析的方法,不仅能得到与散点回归分析相同的回归曲线,而且方差估计精度更高,估计结果受回归模型影响较小^[7]。此外,同一空情环境的观测通常为同方差。本文采用成组数据同方差回归分析法来处理各传感器的观测^[8]。

将粗处理的观测数据 $\mathbf{z}(t) = (x, \dot{x}, y, \dot{y})^T$ 送入 $(q \sim q + \Delta q)$ 时刻段里,有如下回归方程

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{a} + \mathbf{b}t + \boldsymbol{\omega} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{a}$ 、 $\mathbf{b}$ 为回归系数矩阵; $\boldsymbol{\omega}$ 为回归方程的误差矩

阵,且 $\boldsymbol{\omega} \sim N(0, \boldsymbol{\sigma}^2)$; $\mathbf{a}$ 、 $\mathbf{b}$ 和 $\boldsymbol{\sigma}^2$ 为待定参数。

设 $(t_i, x_{t_i1}), (t_i, x_{t_i2}), \dots, (t_i, x_{t_i m_{t_i}})$ 是 t_i 时刻 m_{t_i} 个传感器形成的目标观测样本集合, Δq 为回归处理周期, q 为进入回归计算的起点时刻,结束时刻为 $q + \Delta q$, 则每个处理周期计算的点数为 $j = \sum_{t_i=q}^{q+\Delta q} m_{t_i}$, 那么各待定参数 $(\mathbf{a}, \mathbf{b}, \boldsymbol{\sigma}^2)$ 及量测融合点的估计量由下式求得^[9]

$$\hat{\mathbf{a}} = \bar{\mathbf{z}} - \hat{\mathbf{b}}\bar{t}_i; \hat{\mathbf{b}} = \mathbf{L}_{t_i}^{-1} \mathbf{L}_{t_i} \mathbf{z} \quad (2)$$

$$\hat{\boldsymbol{\sigma}}^2 = \frac{1}{n} \sum_{t_i=q}^{q+\Delta q} \sum_{j=1}^{m_{t_i}} [\mathbf{z}_{t_i j} - \hat{\mathbf{a}} - \hat{\mathbf{b}}t_i]^2 \quad (3)$$

$$\hat{\mathbf{z}} = \hat{\mathbf{a}} + \hat{\mathbf{b}}t_i \sim N\left\{\mathbf{a} + \mathbf{b}t_i, \left[\frac{1}{n} + (t_i - \bar{t}_i)^2 \mathbf{L}_{t_i}^{-1}\right] \boldsymbol{\sigma}^2\right\} \quad (4)$$

式中: $n' = n - 2$ 为自由度; $\bar{t}_i = \frac{1}{n} \sum_{t_i=q}^{q+\Delta q} m_{t_i} t_i$; $\bar{\mathbf{z}} =$

$$\frac{1}{n} \sum_{t_i=q}^{q+\Delta q} \sum_{j=1}^{m_{t_i}} \mathbf{z}_{t_i j}; \bar{\mathbf{z}}_{t_i} = \frac{1}{m_{t_i}} \sum_{j=1}^{m_{t_i}} \mathbf{z}_{t_i j}; t_i = q, \dots, q + \Delta q;$$

$$\mathbf{L}_{t_i} = \sum_{t_i=q}^{q+\Delta q} m_{t_i} (t_i - \bar{t}_i)^2; \mathbf{L}_{t_i} \mathbf{z} = \sum_{t_i=q}^{q+\Delta q} \sum_{j=1}^{m_{t_i}} (t_i - \bar{t}_i) \cdot [\mathbf{z}_{t_i j} - \bar{\mathbf{z}}].$$

下面利用回归方程进行点预测及置信区间估计。

(1) 在 $t = t_{i+1}$ 处点的预测量

$$\hat{\mathbf{z}}_{i+1} = \hat{\mathbf{a}} + \hat{\mathbf{b}}t_{i+1} \quad (5)$$

(2) 在置信度 $A_a = (1 - \alpha) \times 100\%$ 时, 预测量 $\hat{\mathbf{z}}_{i+1}$ 的置信区间为

$$\mathbf{D}_{i+1|i} = [\hat{\mathbf{z}}_{i+1} - A_a \mathbf{S}_{i+1}, \hat{\mathbf{z}}_{i+1} + A_a \mathbf{S}_{i+1}] \quad (6)$$

式中

$$\mathbf{S}_{i+1} = \left\{ \hat{\boldsymbol{\sigma}}^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{(t_i + 1 - \bar{t}_i)^2}{\mathbf{L}_{t_i}} \right] \right\}^{1/2} \quad (7)$$

2 回归分析在数据关联中的应用

2.1 条件假设

将成组测量的回归分析法应用到数据关联中, 先对回归处理中涉及的 2 个时间进行说明。

(1) 以观测点到达融合中心的时间 t 为时戳, 获取离散化的观测值, 动态更新各观测值的置信区间, 判断目标与观测点的对应关系。

(2) 将目标运动状态赋值系统处理周期 T 作为成组观测回归分析的分组标准, 得到第 k 个周期后的时间 $t = kT$ 处的目标状态估计值。

为实现关联算法对各种目标运动状态的有效跟

踪,再做如下2点假设.

假设1 在人工赋值的系统处理周期 T 内,增加传感器数目,以保证与目标采样时间 t 不同步的 n 个传感器对目标的探测总能有一个处于 T 内.

假设2 根据目标运动状态调整 T 的大小,当目标做机动或加速运动时,取一个较小的周期,当目标匀速运动时,取一个较大的值.

2.2 计算流程

如图1所示,记 T 为单位时间1,设在 $[kT, (k+1)T]$ 内,传感器 s 对第 m 个目标的测量中包含 n_s 个点(同一传感器的每条航迹中的点具有相同时间标记),则该目标的测量为

$$\Gamma_{m,s}(k) = \{z_{s,m}(k), z_{s,m}[k+\lambda_{s,1}], \dots, z_{s,m}[k+\lambda_{s,n_s}]\} \quad (8)$$

式中: $k+\lambda_{s,i}$ 表示传感器 s 在 $[kT, (k+1)T]$ 时间间隔内对第 m 个目标的第 i 个测量点的时间标记,记为 $k+\lambda$; $z_{s,m}[k+\lambda_{s,i}]$ 为传感器 s 在 $[kT, (k+1)T]$ 时间间隔内对第 m 个目标的第 i 个测量值,记为 $z_{s,m}(k+\lambda)$, $\lambda \in 0 \sim 1$.

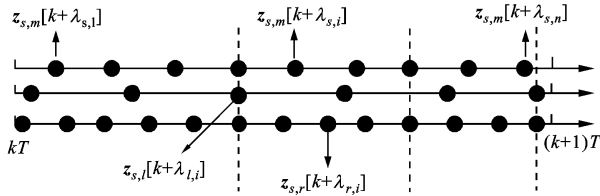


图1 各传感器在时间 $[kT, (k+1)T]$ 内对目标 m 的测量

回归分析的过程就是获取目标关联区间及观测融合点,并以这个观测融合点来更新目标新息的过程,计算的流程图如图2所示.

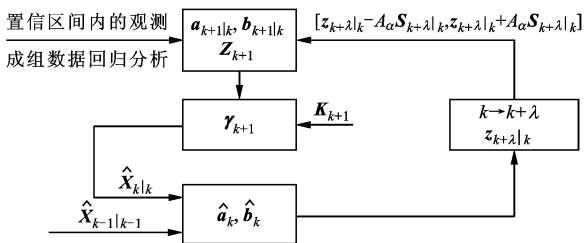


图2 回归分析计算流程

具体计算公式表述如下.

(1) 依据对滤波值 $\hat{X}_{k-1|k-1}$ 、 $\hat{X}_{k|k}$ 的两点回归分析,计算 $[kT, (k+1)T]$ 时刻的线性参数

$$\left. \begin{aligned} \hat{a}_k &= H(\hat{X}_{k|k} - \hat{X}_{k-1|k-1}) \\ \hat{b}_k &= KH\hat{X}_{k-1|k-1} - (k-1)H\hat{X}_{k|k} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

(2) 计算 $k+\lambda$ 时刻观测点的预测值和置信度

A_{α} 的置信区间为

$$z_{k+\lambda|k} = \hat{a}_k(k+\lambda) + \hat{b}_k \quad (10)$$

$$D_{k+\lambda|k} = \{z_{k+\lambda|k} - A_{\alpha} S_{k+\lambda|k}, z_{k+\lambda|k} + A_{\alpha} S_{k+\lambda|k}\} \quad (11)$$

式中: $S_{k+\lambda|k} = \left\{ P_{k|k} \left[\frac{1}{2} + \frac{(t_k + 1 - \bar{t}_k)^2}{l_{t_k t_k}} \right] \right\}^{1/2}$, 其中

$$l_{t_k t_k} = (t_{k-1} - \bar{t}_k)^2 + (t_k - \bar{t}_k)^2 = \frac{1}{2}, \bar{t}_k = \frac{t_{k-1} + t_k}{2} = k - \frac{1}{2}.$$

(3) 对置信区间 $D_{k+\lambda|k}$ 筛选出来的测量点集合进行成组观测数据回归分析

$$\left. \begin{aligned} \hat{a}_{k+1|k} &= \bar{z}_{k,k+1} - \hat{b}_{k+1|k} \bar{t}_{k,k+1} \\ \hat{b}_{k+1|k} &= l_u^{-1}(k, k+1) l_{\bar{z}}(k, k+1) \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

式中

$$l_u(k, k+1) = \sum_{i=1}^{n_s} m_i [k+\lambda - \bar{t}_{k,k+1}]^2$$

$$l_{\bar{z}}(k, k+1) = \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{m_i} [k+\lambda - \bar{t}_{k,k+1}] (z_{ij} - \bar{z}_{k,k+1})$$

$$\bar{z}_{k,k+1} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n_s} m_i} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{m_i} z_{ij}$$

$$\bar{t}_{k,k+1} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n_s} m_i} \sum_{i=1}^{n_s} m_i (k+\lambda)$$

(4) 组合各观测值,得到融合点,则融合点及其误差的估计值为

$$Z_{k+1} = \hat{a}_{k+1|k} + \hat{b}_{k+1|k}(k+1) \quad (13)$$

$$\hat{\sigma}_{k+1}^2 = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n_s} m_i - 2} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{m_i} [z_{ij} - \hat{a}_{k+1|k} - \hat{b}_{k+1|k}(k+1)]^2 \quad (14)$$

(5) 强跟踪滤波,得到滤波值 $\hat{X}_{k+1|k+1}$.

(6) 转入第一步开始循环,处理所有粗相关点,连接滤波值得到目标轨迹.

3 仿真分析

假设在目标运动区域里,有位置为 S_1 (0 km, 0 km)、 S_2 (170 km, 80 km)、 S_3 (110 km, 40 km) 的传感器. S_1 的测角误差为 $\sigma_{b1} = 1^\circ$, 测距误差 $\sigma_r = 50$ m, $T_1 = 0.5$ s; S_2 的测角误差 $\sigma_{b2} = 1.5^\circ$, 测距误差 $\sigma_{r2} = 60$ m, $T_2 = 1$ s; S_3 的测角误差 $\sigma_{b3} = 1.2^\circ$, 测

距误差 $\sigma_{r3}=55\text{ m}$, $T_3=1.5\text{ s}$. 虚假量测服从 $\eta=0.619\ 6$ 的泊松分布.

场景 1 3 个作匀速运动目标的初始状态(x, v_x, y, v_y)分别为: 目标 1(98 km, 0.15 km/s, 137 km, -0.01 km/s); 目标 2(98 km, 0.15 km/s, 136 km, 0.01 km/s); 目标 3(98 km, 0.15 km/s, 135 km, 0.008 km/s). 系统周期 $T=2\text{ s}$, 采样 100 次给出算法跟踪关联结果的比较结果.

图 3a 给出了 3 个交叉目标的真实航迹和量测数据(包括虚警)分布图;图 3b、3c 给出给出了本文算法与 JPDA 对目标 1 的跟踪效果比较. 结果表明: 本文的回归分析法可稳定跟踪目标, 算法跟踪精度只是在目标交叉处有所下降, 最终速度误差维持在 6 m 左右.

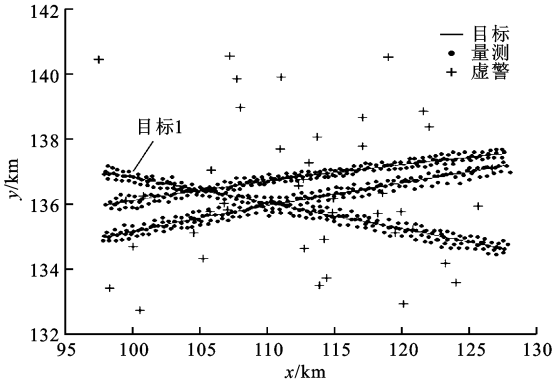
为进一步比较算法性能, 以平均位置和速度的均方根误差、轨迹丢失率^[10]以及平均占用 CPU 时间来综合评价 2 种算法跟踪关联的性能. 分 3 次分别加入: 目标 4(98 km, 0.15 km/s, 138 km, -0.009 km/s), 目标 5(98 km, 0.15 km/s, 134 km, -0.012 km/s), 目标 6(98 km, 0.15 km/s, 133 km, 0.012 km/s); 目标 7(98 km, 0.15 km/s, 132 km, 0.012 km/s), 目标 8(98 km, 0.15 km/s, 131.5 km, -0.01 km/s); 目标 9(98 km, 0.15 km/s, 131 km, -0.01 km/s), 目标 10(98 km, 0.15 km/s, 130 km, 0.01 km/s). 表 1 分别给出了回归分析法及 JPDA 跟踪 3 个、6 个、8 个以及 10 个目标的性能比较结果.

从表 1 中的结果可以看出: 在不同目标数下, 2 种算法的平均位置均方根误差、平均速度均方根误差、轨迹丢失率有比较接近的表现, 虽然 JPDA 略占优势, 但是回归分析法在平均占用 CPU 时间上更具优越性, 且随着目标数目的增多, 这种优越性表现得更为突出.

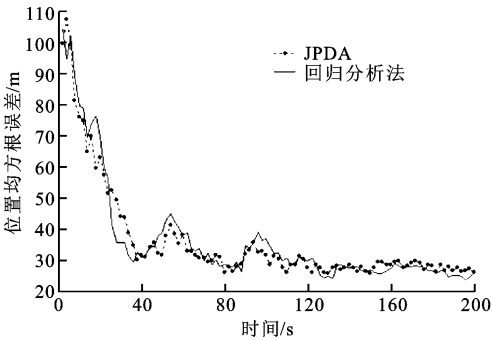
场景 2 对一个如图 4a 所示的曲线运动目标进行跟踪, 目标初始状态(0.56 km, 0.13 km/s, 41 km, -0.09 km/s), 加速度分别为 0.958 km/s^2 和

0.319 km/s^2 , 系统周期取 $T=0.5\text{ s}$, 采样 1 000 次.

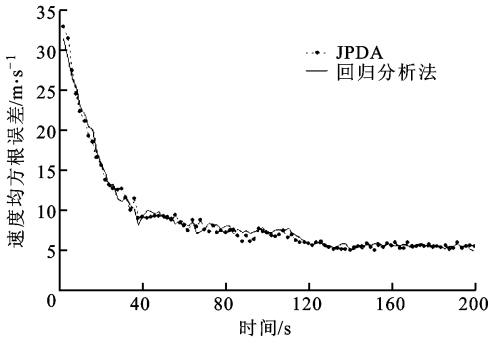
图 4 给出了 2 种算法对做机动曲线运动目标的跟踪效果比较. 图 4 的结果表明: 回归分析法的跟踪精度与 JPDA 相当. 表 2 给出了 2 种算法对机动目



(a)量测与目标分布图



(b)目标 1 位置滤波误差

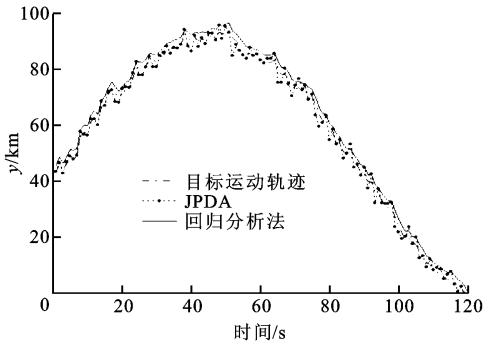


(c)目标 1 速度滤波误差

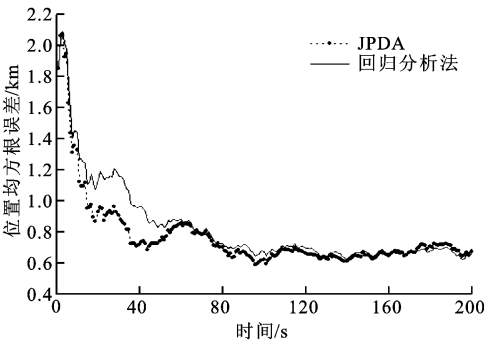
图 3 2 种算法对直线运动目标的跟踪效果比较

表 1 算法性能随目标个数的变化情况

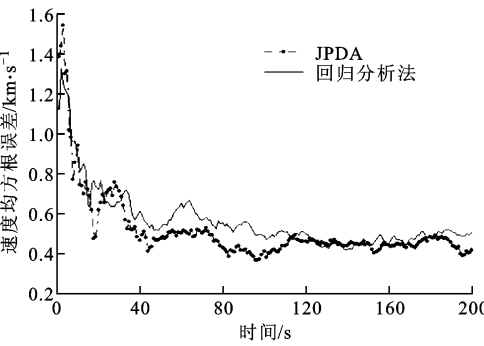
目标个数	平均位置均方根误差/m		平均速度均方根误差/m·s ⁻¹		轨迹丢失率/%		平均占用 CPU 时间/s	
	回归分析法	JPDA	回归分析法	JPDA	回归分析法	JPDA	回归分析法	JPDA
3	30.098	29.785	8.026	7.996	2.09	2.08	1.183	3.827
6	32.828	31.991	8.886	8.263	3.42	3.11	1.769	4.564
8	39.091	38.798	9.132	9.022	4.68	4.02	1.858	5.028
10	40.787	39.955	9.873	9.736	5.02	4.75	2.046	6.412



(a) 目标的跟踪曲线



(b) 目标的位置滤波误差



(c) 目标的速度滤波误差

图4 2种算法对曲线运动目标的跟踪效果比较

表2 跟踪机动目标所占用的平均CPU时间

算法	平均占用CPU时间/s
JPDA	6.724 46
回归分析法	1.526 37

标进行跟踪时的平均占用CPU时间,结果表明:回归分析法的计算时间仅为JPDA的1/6。

总之,回归分析的数据关联算法能够对目标进行稳定跟踪,在目标各种状态下,跟踪效果与JPDA相当,虽然局部跟踪误差有所增加,但算法优化了多

传感器数据关联和融合的复杂计算问题,能大大节约计算机时间。

4 结 论

本文主要实现了回归分析这种数学方法在数据关联中的应用.本文算法以观测点送入的时间为关联筛选时刻,对各传感器的观测进行动态筛选,由回归显著性假设检验法筛选关联点,并对通过置信区间筛选的观测关联点,按系统处理周期划分成相应的组,进行组内数据回归分析,时间处理方法可操作性强,对异步观测也同样有效.为了验证本文算法的有效性,设置了直线和曲线运动2个场景,比较了回归分析数据关联算法与联合概率数据关联算法(JPDA)的跟踪效果.实验结果表明:在直线运动场景下,回归分析算法的均方根误差及转变丢失率与JPDA相近,且随着目标数目的增多,回归分析法所占用的平均CPU时间增幅越来越小;在曲线运动场景下,两者跟踪误差相当,回归分析算法占用的CPU时间仅为JPDA的1/6。

参考文献:

[1] 彭家庭. 近来的局部战争对陆基防空雷达的需求[J]. 中国工程科学, 1999, 1(2): 19-23.

PENG Jiating. Impact of recent regional wars on requirements of ground based air defense radars [J]. Engineering Science, 1999, 1(2): 19-23.

[2] 徐品高. 三道防线是防空领域的重大军事变革[J]. 现代防御技术, 2004, 32(5): 2-7.

XU Pingao. A grand military revolution in the air defence area: three defensive lines [J]. Modern Defence Technology, 2004, 32(5): 2-7.

[3] 成楚之. 近程防空中的国土防空与野战防空[J]. 现代防御技术, 2007, 35(6): 1-6.

CHENG Chuzhi. National air defense and battlefield air defense in short-range air defense [J]. Modern Defence Technology, 2007, 35(6): 1-6.

[4] YAAKOV B S, BLAIR W D. Multitarget-multisensor tracking: application and advances [M]. 3rd ed. Dedham, MA, USA: Artech House, 2001.

[5] 傅惠民. 模糊回归分析和数据融合方法[J]. 中国安全科学学报, 2002, 12(6): 73-76.

FU Huimin. Fuzzy regression analysis and data fusion [J]. China Safety Science Journal, 2002, 12(6): 73-76.

[6] FISZ M. 概率论及数理统计[M]. 王福保, 译. 上海: 上海科学技术出版社, 1978.

[7] 傅惠民, 张应福, 张少波. 解非线性方程组的一元化方

法[J]. 机械强度, 1999, 21(3):205-207.

FU Huimin, ZHANG Yingfu, ZHANG Shaobo. Univariate method for solving nonlinear simultaneous equations [J]. Journal of Mechanical Strength, 1999, 21(3):205-207.

[8] 黄伟平,徐毓,王杰. 综合运用模式识别与回归分析的数据融合算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(1):110-115.

HUANG Weiping, XU Yu, WANG Jie. An algorithm of data fusion based on mode recognition and regression analysis [J]. Control and Decision, 2010, 25(1):110-115.

[9] 傅惠民. 回归分析的数据融合方法[J]. 机械强度, 2004, 26(2):159-163.

FU Huimin. Data fusion method for regression analysis [J]. Journal of Mechanical Strength, 2004, 26(2):159-163.

[10] CHEN Huimin. Performance evaluation of multi-target tracking algorithms [D]. Storrs, CT, USA: University of Connecticut, 2002.

(编辑 刘杨)