

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2017.05.009

# 基于卡尔曼滤波的动态权值融合

杨晓丹<sup>1</sup>, 王运锋<sup>1</sup>, 张小琴<sup>2</sup>

(1. 四川大学计算机学院, 成都 610065; 2. 阿坝师范学院生化系, 汶川 623002)

**摘要:** 在雷达航迹融合过程中, 采用多传感器测量值融合的方法能够摒除单一信息源不全面的缺点. 加权平均融合为广泛使用的融合方法, 但传统的权值固定的加权平均融合虽然能综合多路传感器信息, 却无法自适应的根据测量值优劣倚重更有利的测量信息. 因此, 本文提出将固定权值改进为动态权值的融合方法, 实时改变各路测量信息参与融合的权重. 每次融合前, 先将多路传感器测量值求简单算术平均后进行卡尔曼滤波, 把滤波后的值与各路测量值作差, 这相当于对传感器信息的优劣作出预判, 每路测量信息的融合权值则与该差绝对值成反比. 最后, 通过仿真实验证明, 该改进方法较之前的加权平均融合明显提高了目标的融合精度.

**关键词:** 航迹融合; 加权平均; 动态权值; 卡尔曼滤波

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0490-6756(2017)05-0947-06

## Dynamic weighting fusion based on Kalman filter

YANG Xiao-Dan<sup>1</sup>, WANG Yun-Feng<sup>1</sup>, ZHANG Xiao-Qin<sup>2</sup>

(1. College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. Chemical and Life Science Department, Teachers University, Wenchuan 623002, China)

**Abstract:** Multiple sensor measurement fusion can strip away the shortcomings of a single source which the information is not comprehensive in the process of radar track fusion. Weighted average fusion is widely used. The weighted average fusion of traditional and weights fixed can only combine with information from multiple sensors, but not pick out better information adaptively. Therefore, this paper suggests changing the fixed weight to dynamic weight. Before every fusion, calculating simple arithmetic average of multiple sensor measurements, then performing Kalman filter. Making the measurements subtract the values from Kalman filter. That is equivalent to make prediction for distinguishing data of stand or fall. And the dynamic weight is inversely proportional to the value using for prediction. Finally, the simulation experiments prove that the method in this paper can improve the precision of the fusion of target significantly.

**Keywords:** Track fusion; Weighted average; Dynamic weight; Kalman filter

## 1 引言

随着信息时代的到来, 信息的采集与利用越来越受到人们关注, 多源信息融合技术应运而生, 它摒除了单一信息源不全面的缺点, 利用多源信息之

间的相关和互补性, 从而实现更精确的识别. 多源信息融合可以获得单一传感器源所无法获得的高价值综合信息, 它大大拓宽了传感器空间以及时间上的观测范围, 从而增强了数据的可信度, 也提高了识别系统的可靠性和鲁棒性. 多源信息融合技术

收稿日期: 2016-10-08

基金项目: 国家空管科研课题(GKG201403001)

作者简介: 杨晓丹(1991-), 女, 硕士生, 研究方向为多源信息融合. E-mail: ykxlxxq@163.com

发展十分迅速,20 世纪 80 年代,它在美国军事应用领域作为关键技术之一,得到了优先发展.现今,多源信息融合已广泛应用于军事领域,也是雷达航迹信息处理的关键技术之一<sup>[1]</sup>.

常用的加权平均融合算法虽然融合了多路传感器信息,却不能分辨各路测量信息优劣,对于各个雷达分辨率差异不大的情况能够较好处理,但若是雷达分辨率差异明显或是由于环境地域影响使某几路测量值误差较大,固定权值的加权平均融合往往不能得到精度可观的结果<sup>[2]</sup>,鉴于此,本文采用实时调整权值的动态加权融合法.常用的最优加权融合法通过传感器的噪声方差自适应地调整每周测量值融合权值,比一般加权平均融合方法精度提升,在数据融合领域被广泛应用.其中权值分配原则遵循以下公式.

$$\omega_i = \frac{1}{\sigma_i^2 \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2}} \quad (1)$$

文献[3,4]都采用了这种权值最优分配法来处理多路信息.从仿真实验结果来看,最优加权融合的确能够提升高精度数据的融合权值,一定程度上提高了数据融合精度,但是,却没有有效利用测量值的历史信息,调整幅度较局限.本文算法对各路测量值基于一个数理统计的基准进行作比得出权值动态调整部分,同时也纳入各个雷达分辨率信息作为权值的静态调整部分,以期综合抽取更精确的融合信息<sup>[5]</sup>.

## 2 加权平均融合

### 2.1 目标数学模型

假定目标的动态模型及测量模型描述如下.

$$\mathbf{X}(k) = \Phi \mathbf{X}(k-1) + \mathbf{G} \mathbf{v}(k-1) \quad (2)$$

$$\mathbf{Z}_i(k) = \mathbf{H} \mathbf{X}(k) + \mathbf{w}_i(k), i=1, 2, \dots, N \quad (3)$$

式(1)中,状态向量  $\mathbf{X}(k) = [x(k) \quad \dot{x}(k) \quad y(k) \quad \dot{y}(k)]^T$ ,输入噪声  $\mathbf{v}(k-1)$  取零均值高斯白噪声,  $\Phi$  与  $\mathbf{G}$  分别表示状态矩阵与输入矩阵.式(2)中,  $\mathbf{Z}_i(k) = [x(k) \quad y(k)]^T$ ,  $\mathbf{w}_i(k)$  仍取零均值高斯白噪声,但它与  $\mathbf{v}(k-1)$  相互独立.

### 2.2 加权平均融合算法

加权平均融合是一种有效处理多源传感器数据问题的经典方法.对于一个飞行目标来说,往往有多个传感器报告其运动状态,充分地利用每个传感器提供的信息,才能更准确地获得目标的运动状态.对于处理此类问题,我们常常采用的是加权平

均融合,即将从多路传感器处得到的多路航迹测量信息加权平均,得到一组新的包含了每一路传感器测量信息的融合值.

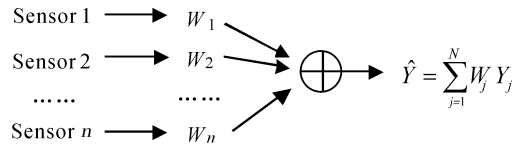


图 1 加权平均的一般形式

Fig. 1 Weighted average of general form

传统的加权平均融合将每一路测量信息完全平均的加权,即采用相同的权值.

$$\mathbf{Y} = (\mathbf{y}_1 + \mathbf{y}_2 + \mathbf{y}_3 + \dots + \mathbf{y}_n) / n \quad (4)$$

这样一来,虽然最后的融合值整合地包含了多路传感器的信息,但并没有考虑到传感器因自身差异而导致测量误差有大有小的问题.例如传感器的分辨率可能不同,某段时间某一传感器与目标之间由于地域障碍等因素测量值误差可能较大等等.基于这些情况,完全平均权值的加权平均融合值能够比测量效果最差的传感器测量值效果好,但是与测量效果最好的传感器测量值还存在一定的差距.因此,我们采用调整权值的方法来解决这一问题.

## 3 动态权值融合

本文采用调整权值的加权平均算法应用于航迹融合过程中,它可以有效减小随机位置误差.在进行加权计算时,把每个测量值的加权系数分为动态与静态两个因子,静态因子部分取决于雷达自身性能,性能好的雷达探测的目标更精确误差小,此时将该雷达测量值的加权因子相应的取大,反之,性能差的雷达探测目标误差大,精确度低,则相应的将其加权因子调低.通常来说,静态因子是由雷达本身参数给出的固定值,而动态因子相对较复杂,它是在融合过程中依据当前融合状态甚至是过去一段时间融合状态的数理统计决定的,需要实时更新,基本上每一次融合几个传感器的权值都会变化<sup>[6]</sup>.

调整权值的加权平均融合算法,如下式.

$$\mathbf{Y} = \sum_{i=1}^N (\omega_{i静} + \omega_{i动}) \mathbf{Y}_i \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{Y}_i$  为第  $i$  个传感器的测量值,  $\omega_{i静}$ ,  $\omega_{i动}$  分别为本次融合该传感器的静态加权因子及动态加权因子,且保证  $\sum_{i=1}^N (\omega_{i静} + \omega_{i动}) = 1$ ,  $N$  为观测的传感器数量.

## 4 基于卡尔曼滤波的动态权值融合

### 4.1 离散卡尔曼滤波器

滤波器首先对目标运动过程中某时刻状态作出预估, 然后测量变量以获得反馈. 由此, 将卡尔曼滤波器分为时间更新方程和测量更新方程两部分. 时间更新方程负责实时向前推算当前状态变量和误差协方差估计的值, 以便为下一个时间状态构造先验估计. 测量更新方程负责反馈, 它在时间更新方程中的先验估计基础之上, 通过吸收新时刻的测量信息来产生后验估计<sup>[7,8]</sup>. 这种反馈的数据处理机制, 能够有效弥补不够精确的估计值, 计算出更准确的目标状态. 其中, 时间更新方程视为预估方程, 测量更新方程视为校正方程. 因此, 卡尔曼滤波器实际上是用反馈控制的方法估计过程状态<sup>[9,10]</sup>.

离散卡尔曼滤波器时间更新方程:

(1) 向前推算状态变量:

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1}^- + Bu_{k-1} \quad (6)$$

(2) 向前推算误差协方差:

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (7)$$

离散卡尔曼滤波器测量更新:

(1) 计算卡尔曼增益:

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H + R)^{-1} \quad (8)$$

(2) 由观测变量  $z_k$  更新估计:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (9)$$

(3) 更新误差协方差:

$$P_k = (I - K_k H) P_k^- \quad (10)$$

### 4.2 融合算法

调整权值的加权平均融合算法的重点在于权值调整的依据, 即基准值, 如上文所述, 静态因子与传感器自身性能参数成正比. 设传感器误差:

$$\Delta_i = \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \vdots \\ \delta_n \end{bmatrix} (i=1, 2, \dots, N), \text{ 定义 } d_{i\text{静}} = \sqrt{\Delta_i^T \Delta_i},$$

则  $w'_{i\text{静}} = 1/d_{i\text{静}}$ . 另一方面, 动态因子则基于参与融合的传感器测量值与一个调整基准的差, 决定每个传感器参与融合份量的动态因子与各自的差成反比. 设当前调整基准值为  $Y_0$ , 定义  $d_{i\text{动}} = \|Y_i - Y_0\|$ , 则  $w'_{i\text{动}} = 1/d_{i\text{动}}$ <sup>[11,12]</sup>. 最后, 根据加权平均融合的特点, 融合权值之和要保证为 1, 因此乘以一个调整系数  $k$ , 即

$$Y = \sum_{i=1}^N [(w'_{i\text{静}} + w'_{i\text{动}}) Y_i] =$$

$$\sum_{i=1}^N [(\omega'_{i\text{静}} + \omega'_{i\text{动}}) \cdot Y_i \cdot k] = \sum_{i=1}^N \left[ \left( \frac{1}{\sqrt{\Delta_i^T \Delta_i}} + \frac{1}{\|Y_i - Y_0\|} \right) \cdot Y_i \cdot k \right], \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (11)$$

$$k = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\omega'_{i\text{静}} + \omega'_{i\text{动}})} \quad (12)$$

其中,  $Y$  为融合值;  $Y_i$  为第  $i$  个传感器的测量值.

上述权值调整过程的核心在于基准值  $Y_0$ , 选取的  $Y_0$  值要尽可能有效地反应真值情况, 首先将  $Y_0$  取作参与融合的各路测量值的简单算术平均值, 即

$$Y_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i, (i = 1, 2, \dots, N) \quad (13)$$

该值是对当前目标状态的初步预估, 后续融合过程会将每一路测量值与基准值作差后确定加权因子, 换言之, 即用测量值和预估值进行比对, 从而分辨出各路测量信息优劣, 即

$$d = \|Y_i - Y_0\| (i=1, 2, \dots, N) \quad (14)$$

采用这种方法得到的动态因子参与到调整权值融合中可以有效的改善融合效果, 下文将用模拟实验具体验证. 由此可见, 基准值  $Y_0$  选取的好坏直接影响着调整权值融合的效果, 若能对  $Y_0$  做出有效改善则能相应提高融合值精度. 目前  $Y_0$  采用测量的平均值, 只是对当前状态进行了粗略估计, 若能在  $Y_0$  中糅合更多、更长时间的测量值信息, 那么  $Y_0$  作为与真实值的比对也将更具参考性, 从而使动态权值部分的融合效果更好. 由此, 更进一步的, 根据各传感器测量值平均融合以后, 采用数理统计相关方法用历史融合值推测出当前的修正融合值<sup>[13]</sup>.

卡尔曼滤波基于历史信息的统计, 实现对当前状态, 甚至是对未来状态的估计. 为了使通过动态权值融合后数据精度更高, 将多路传感器测量的平均值通过卡尔曼滤波后设为  $Y_0$ , 即令

$$Y_0 = \hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (15)$$

式(13)可更新为

$$d_{i\text{动}} = \|Y_i - \hat{x}_k^- - K_k(z_k - H\hat{x}_k^-)\|, \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (16)$$

其中, 测量更新方程中  $z_k$  的取值为当前时刻多路传感器的算术平均值:

$$z_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i, (i = 1, 2, \dots, N) \quad (17)$$

融合公式更新为

$$Y = \sum_{i=1}^N [(\omega_{i静} + \omega_{i动})Y_i] = \sum_{i=1}^N \left[ \left( \frac{1}{\sqrt{\Delta_i^T \Delta_i}} + \frac{1}{\|Y_i - \hat{x}_k - K_k(z_k - H\hat{x}_k)\|} \right) \cdot Y_i \cdot k \right], \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (18)$$

通过该方法得到的  $Y_0$  会比式(13)中的  $Y_0$  在作为权值调整基准时更具参考价值,从而,融合值  $Y$  的准确度将提升.

### 5 实验结果与分析

现设立模拟实验来验证本文方法的有效性.共设定 3 个传感器,其坐标位置以及分辨率误差如下:传感器 1:(-25000, 10000),  $\delta = 40$ ; 传感器 2:(53066.6425, 50000),  $\delta = 100$ ; 传感器 3:(10000, -83406.3881),  $\delta = 200$ . 传感器的观测周期分别为 1 s,2 s,3 s,融合周期设为 3 s.

状态矩阵与输入矩阵参数如下.

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix}$$

观测目标数量为 3 个,模拟跟踪后的结果如图 2 所示,其中,目标 1 与目标 2 在同一时刻有交叉.

将 3 路传感器的测量值分别进行权值相等,权值动态调整,基于卡尔曼滤波的权值动态调整三种方法的融合实验.图 4~图 7 为模拟实验的结果展示.由图 4 中的误差曲线可以看出,加权平均融合后,目标位置误差小于传感器 2 以及传感器 3,但是仍然大于分辨率最高的传感器 1 的误差,具体误差均值如下表 1.由此可见,通过加权平均融合以后,有效的综合了 3 个传感器的测量值,提高了分辨率相对低,测量误差相对大的传感器的测量效果,但是其最终融合精度仍然不胜理想.

表 1 各种处理方法的误差均值  
Tab. 1 Comparison of error mean

处理方法	误差均值(m)
传感器 1 测量值	69.39838
传感器 2 测量值	182.5082
传感器 3 测量值	357.2874
固定权值融合	123.3201
动态权值融合	86.79147
基于卡尔曼滤波的动态权值融合	55.44323

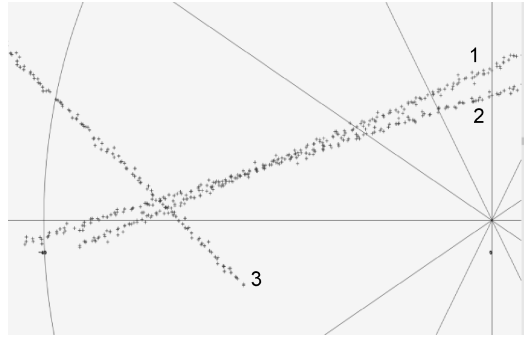


图 2 目标跟踪结果模拟  
Fig. 2 Simulation of target tracking

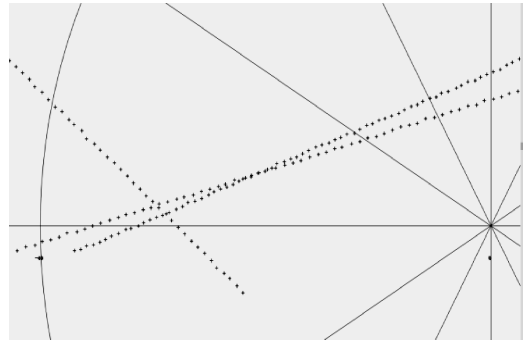


图 3 目标融合结果  
Fig. 3 Result of target fusion

基于此,本文对各个传感器数据参与融合的权值进行了动态调整,实验效果如图 5 所示.由于每次融合前都将测量值与一个预判该路传感器信息优劣的基准值作对比,并依据此计算出传感器参与融合的权值,因而能在融合中心提取精确度更高的数据,致使融合精度大大提高.图 5 所示的权值动态调整法融合后的误差 86.79147 m,较上述固定权值的加权平均融合提高了 40 m 左右.更进一步的,本次实验中用于对比的基准值还过于单一,即当前所有测量值的简单算术平均,而图 6 中基于卡尔曼滤波的动态权值融合法将每一次当前测量值的算术平均经过卡尔曼滤波后再作为对比的基准值,使该基准值糅合了测量的历史信息,对目标状态的预估更稳定,从而使作差后的优劣预判参考性更强,换言之,动态权值的分配也就更精确.经过图 6 中的融合方法后误差降为 55.44323 m,模拟实验融合效果如下图 3 所示,可见,融合精度大幅提高,从而证明基于卡尔曼滤波的动态权值融合切实地提高了传统加权平均的航迹融合精度.

### 6 结论

本文提出对融合权值进行实时调整的加权平

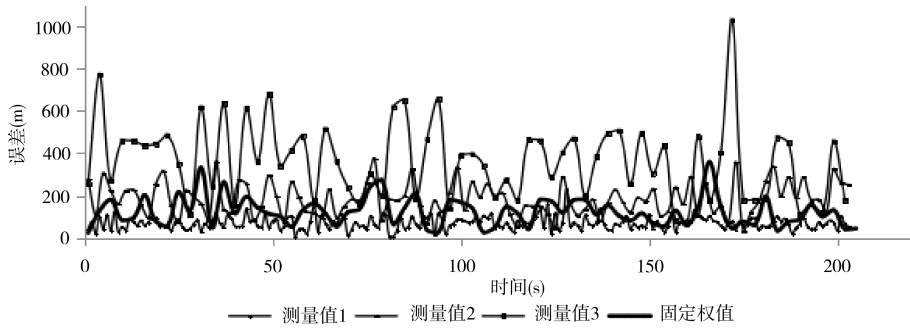


图 4 测量值与固定权值融合误差比较  
Fig. 4 Error of measurement and fixed weight

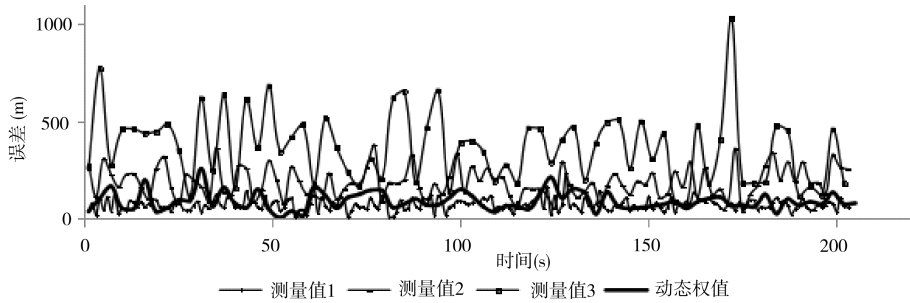


图 5 测量值与动态权值融合误差比较  
Fig. 5 Error of measurement and dynamic weight

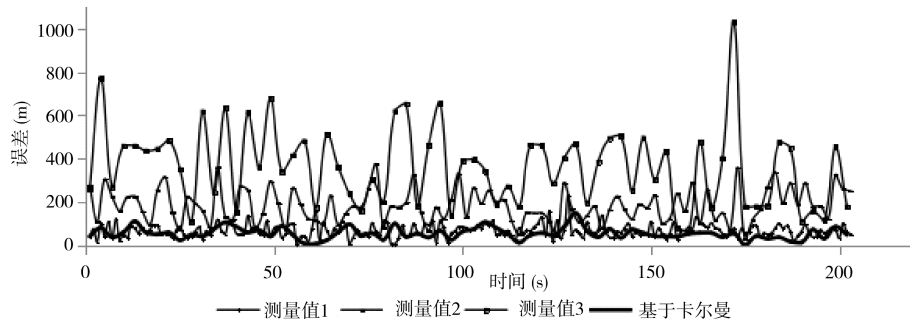


图 6 测量值与基于卡尔曼滤波的动态权值融合误差比较  
Fig. 6 Error of measurement and dynamic weight base on Kalman filter

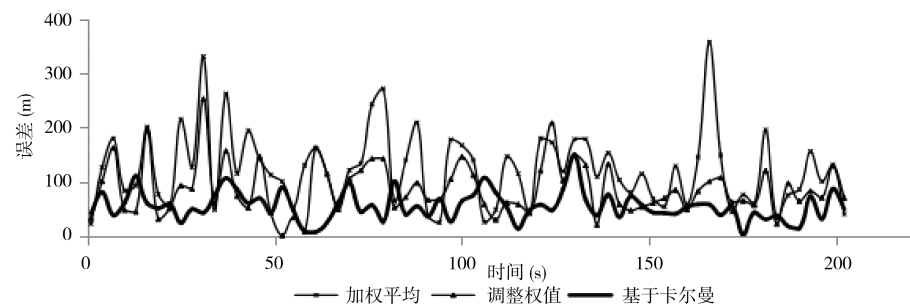


图 7 三种融合方法误差比较  
Fig. 7 Error of three methods

均融合,是一种自适应的融合算法.与不做处理的固定权值融合方法相比较,由于采用了先将测量值好坏预判,并对应分配权重的机制,因而能够在系统融合中心去粗取精,提炼精度相对较高的待融合数

据,对于处理实际应用中的航迹融合问题具有参考价值<sup>[13,14]</sup>.另一方面,由于算法调整基准的选取上综合了测量值历史信息,对比常用的最优加权融合以及文献[11]中的方法,破除了融合计算上只基

于当前周期参数计算权值的局限性.从数据来看,文献[11]中的方法对 3 路传感器的误差降低幅度分别为 42.02%,34.13%,10.68%,本文方法为 84.48%,69.62%,20.11%,可见,融合了测量值历史信息的动态权值计算益于提高融合精度.当然,本文算法由于采用了卡尔曼滤波,受到其算法本身的条件限制,在处理航迹信息的灵活性上有所局限,还待提高.

现今智能技术渗透于各行各业乃至人们日常生活,得到了研究人员的高度重视.权值动态调整的自适应过程也能结合智能化算法中应用比较广的人工神经网络算法、遗传算法等<sup>[15,16]</sup>,这也能在多路传感器信息采集中提炼精度高的测量值.在智能化时代的今天,对数据信息的处理与智能化算法结合起来是必然发展趋势.

#### 参考文献:

- [1] 乔向东,李涛.多传感器航迹融合综述[J].系统工程与电子技术,2009,31:245.
- [2] 徐丽,马培军,苏小红.基于不确定性分析的多传感器航迹融合算法[J].宇航学报,2011,32:567.
- [3] 陈曦,赖际舟,成军.基于动态权值分配的无人机高度融合估计方法[J].兵工自动化,2015,34:33.
- [4] 黄友澎,周永丰,张海波,等.一种多雷达航迹加权融合的权值动态分配算法[J].计算机应用,2008,28:2452.
- [5] 罗兴旺,张伯彦,刘嘉,等.雷达数据处理中的杂波抑制方法[J].系统工程与电子技术,2016,38:37.
- [6] 刘健波,王运锋.分布式雷达航迹融合关键技术研究[J].四川大学学报:工程科学版,2006,38:119.
- [7] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. J Basic Engin Trans, 1960, 82: 35.
- [8] 谢莉清,何腊梅.带等式状态约束的集合卡尔曼滤波算法[J].四川大学学报:自然科学版,2015,52:958.
- [9] Cui B, Zhang J S, Yang Y. Track fusion algorithm based on ensemble Kalman filter[J]. Int J Adv Comput Tech, 2012, 4: 175.
- [10] Li J H, Chen J, Chen C, *et al.* Federated Kalman consensus filter in distributed track fusion[C]// Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control and Intelligent Systems. Nanjing, China: IEEE, 2013.
- [11] Zhang Y, Ran J H. Dynamic weighted track fusion algorithm based on track comparability dDegree [C]// Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Information Theory and Information Security. Harbin, Heilongjiang, China: IEEE, 2010.
- [12] 冉金和,张玉.基于航迹隶属度的分布式系统数据融合算法[J].信号处理,2011,27:226.
- [13] 钱华明,陈亮,满国晶,等.基于当前统计模型的机动目标自适应跟踪算法[J].系统工程与电子技术,2011,33:2154.
- [14] 王向华,覃征,杨慧杰,等.基于当前统计模型的模糊自适应跟踪算法[J].兵工学报,2009,30:1089.
- [15] 陈江林,敬忠良,胡士强.基于神经网络补偿的多传感器航迹融合[J].上海交通大学学报,2006,40:1960.
- [16] 闫远驰,林锋,周激流.一种基于遗传算法的两层扫描覆盖机制[J].四川大学学报:自然科学版,2015,52:764.