

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2018.02.009

不同 Alpha-Beta 滤波算法的精度分析及改进

刘常娟¹, 王运锋², 杨玲³

(1. 国家空管自动化系统技术重点实验室, 成都 610065; 2. 四川大学计算机学院, 成都 610065;
3. 电子信息控制重点实验室, 成都 610036)

摘要: 机动目标跟踪是雷达应用系统的一个重要组成部分, 在机动目标跟踪中, 目标的跟踪精度作为一项能够反映跟踪算法好坏的指标, 是大部分人所关注的重点内容。通过对四种传统的 Alpha-Beta 滤波算法进行精度分析和比较, 总结出四种算法的滤波特点, 根据这些特点, 改进得出了一种自适应 Alpha-Beta 滤波算法。该算法相对于传统的 Alpha-Beta 滤波算法来说, 整体滤波效果是最优的, 精度也是整体最高的。

关键词: 机动目标跟踪; 自适应 alpha-beta 滤波算法; 增益; 精度分析

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0490-6756(2018)02-0265-06

Accuracy analysis and improvement of different alpha-beta filtering algorithms

LIU Chang-Juan¹, WANG Yun-Feng², YANG Ling³

(1. National Key Laboratory of Air Traffic Control Automation System Technology, Chengdu 610065, China;
2. Department of computer science and technology, Sichuan University, Chengdu 610065, China;
3. Science and Technology on Electronic Information Control Laboratory, Chengdu 610036, China)

Abstract: Maneuvering target tracking is an important part of radar application system, target tracking accuracy is regarded as an important index when evaluating an algorithm's performance for the maneuvering target tracking, it is the focus of attention of most people. The characteristics were summarized through the analysis and comparison of four traditional Alpha-Beta filtering algorithms, and according to these characteristics, an Adaptive alpha-beta filter algorithm was obtained by improving traditional algorithms. Compared with the traditional Alpha-Beta filtering algorithm, the Adaptive Alpha-Beta filter algorithm is best in overall filtering results, and also has the highest accuracy.

Keywords: Motorized target tracking; Adaptive alpha-beta filtering algorithm; Gain; Accuracy analysis

1 引言

雷达目标跟踪技术作为雷达技术中的一个重要组成部分, 随着目标机动性的增强和平台的多样化, 对雷达目标跟踪技术的要求也越来越高。Alpha-Beta 跟踪滤波算法作为目标跟踪中的一种较成熟、简单的滤波算法, 因为其计算复杂度相对简

单, 所以广泛应用于军事和民用的各个相关方面^[1,2]。又因为其应用领域的特殊性, 安全性和精确度要求都比较高, 所以目标跟踪中滤波算法的处理精度很重要。传统的 Alpha-Beta 跟踪滤波算法在匀速或者机动的目标状态下能够较好的跟踪目标, 但是面对当前复杂变化的机动目标, 目标跟踪效果并不是很理想。本文通过实验分析传统方法,

收稿日期: 2017-03-28

基金项目: 国家自然科学基金(91338107); 四川省科技厅软科学项目(2016ZR0087)

作者简介: 刘常娟(1993—), 女, 云南腾冲人, 硕士生, 研究方向为多源信息融合. E-mail: 1329425429@qq.com

通讯作者: 王运锋. E-mail: yfwang@scu.edu.cn

新得出了一种自适应 Alpha-Beta 滤波算法,该方法从总体上来说提高了目标的跟踪精度.

2 不同 Alpha-Beta 滤波算法

2.1 Alpha-Beta 滤波算法

Alpha-Beta 滤波器的主要工作由下面的方程式构成^[3-7]:

增益为

$$K(k+1) = [\alpha, \beta/T]'$$
 (1)

状态进一步预测方程为

$$\hat{X}(k+1|k) = F(k)\hat{X}(k|k)$$
 (2)

新息为

$$V(k+1) = Z(k+1) - H(k+1)\hat{X}(k+1|k)$$
 (3)

状态更新方程

$$\begin{aligned} \hat{X}(k+1|k+1) = \\ \hat{X}(k+1|k) + K(k+1)V(k+1) \end{aligned}$$
 (4)

其中,增益的 α 值控制位置滤波值偏向位置预测值的权重,根据状态更新方程可知, α 值越大,位置滤波值越偏离位置预测值. 反之,位置滤波值越靠近位置预测值. β/T 值控制速度滤波值偏向上一时刻速度值的权重,同样根据状态更新方程, β/T 越大,速度滤波值越偏离上一时刻的速度值,反之,则速度滤波值越靠近上一时刻的速度值. 从上述方程式可以看出,增益值的确定在很大程度上会对滤波结果造成影响,从而影响目标跟踪的精度. 新息本质上是量测值和预测值的差值,它可能反映了两种情况,第一种情况可能反映了真值因受高斯白噪声的影响而偏离真实轨迹,第二种情况可能反映了目标的机动性运动. 以下五种 Alpha-Beta 滤波算法的本质区别就在于增益的计算方法不同. 所以重点描述增益的计算方法^[3].

2.1.1 Alpha-Beta 值随雷达扫描次数变化的滤波算法 Alpha-Beta 值随雷达扫描次数变化的滤波算法使用雷达扫描次数来确定 α 和 β 值,用符号 k 来表示雷达扫描次数, α 和 β 的确定方程式为^[1,2,8]

$$\alpha = \frac{2(2k-1)}{k(k+1)}, \beta = \frac{6}{k(k+1)}$$
 (5)

当滤波开始后(雷达扫描次数为 3),由 α 和 β 公式可以看出, $\alpha \leqslant \frac{5}{6}, \beta \leqslant \frac{1}{2}$. 随着雷达扫描次数 k 的逐步增大, α 和 β 都越来越小,逐步趋向于零.

2.1.2 Alpha-Beta 值随雷达扫描次数和门限调整的滤波算法 Alpha-Beta 值随雷达扫描次数和门限调整的滤波算法在增益 α 和 β 的计算方法上

与 Alpha-Beta 值随雷达扫描次数变化的滤波算法相同,计算公式为(5),但是 k 值不再唯一的由雷达扫描次数确定,还需要判断横纵坐标方向上的量测值与预测值差值的大小是否满足某个取值范围,从而再确定 k 值是加 1 还是减 1. 若满足取值范围, k 值就加 1,反之,则 k 值减 1. 实际上在目标的匀速运动部分,预测值和量测值的差值和机动部分预测值和量测值的差值比起来,相对较小,通过这个特性设置门限来改变 k 值,从而改变增益大小,达到优化滤波值的目的.

2.1.3 Alpha-Beta 值固定的滤波算 Alpha-Beta 值固定的滤波算法的增益采用常数来表示, $\alpha = 0.5, \beta = 0.3$ ^[4,9]. 这样 α 和 β 的值就是固定的. 由 α 可知该方法的滤波值恒定在量测值和预测值的中间位置.

2.1.4 残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法 残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法是根据当前时刻之前的 n 次量测值和预测值差值的平方的平均值来计算增益的,这个 n 由实验者自己决定,它会影响到实验结果的精度,本实验设 $n=3$,也就是取前三次量测值和预测值差值的平方的平均值^[2,4,9,10]. 这个平均值就是残差 σ_p^2 ,增益的值就是利用计算后的残差和测量误差方差 σ_m^2 来确定的. 测量误差方差 σ_m^2 是雷达的固有误差,一般为恒定值,本实验 σ_m^2 的取值为 25. 根据这些已知条件,可以得出 α 和 β 的计算公式如式(8)~式(11).

$$\sigma_{px}^2(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [x_{k-i+1} - x_{k-i}]^2$$
 (6)

$$\sigma_{py}^2(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_{k-i+1} - y_{k-i}]^2$$
 (7)

$$\alpha_x(k) = \frac{\sigma_{px}^2(k)}{\sigma_{px}^2(k) + \sigma_{mx}^2(k)}$$
 (8)

$$\alpha_y(k) = \frac{\sigma_{py}^2(k)}{\sigma_{py}^2(k) + \sigma_{my}^2(k)}$$
 (9)

$$\beta_x = \frac{\alpha_x(k)^2}{2 - \alpha_x(k)}$$
 (10)

$$\beta_y = \frac{\alpha_y(k)^2}{2 - \alpha_y(k)}$$
 (11)

将计算得到的增益代入式(1)~式(4),从而得到滤波结果数据.

2.1.5 自适应 Alpha-Beta 滤波算法 通过对前面几种 Alpha-Beta 滤波算法的分析发现,Alpha-Beta 值固定的滤波算法在匀速运动状态下滤波效果优于残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法,而在机动状态下,残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法优于

Alpha-Beta 值固定的滤波算法。根据这个特点,该自适应 Alpha-Beta 滤波算法的思想就是在模拟场景的匀速运动部分采用 Alpha-Beta 值固定的滤波算法,在模拟场景的机动部分采用残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法。如何确定目标的运动状态是本方法的重点,通过实验分析发现,不同运动状态下,新息是有差别的,所以我们可以根据新息的大小来区分目标不同的运动状态。通过设置门限值,当新息大于当前门限值,认为目标处于机动状态,当新息小于等于门限值,认为目标处于匀速运动状态。本算法需要确定两个门限值,其中一个是横坐

标方向量测值和预测值差的绝对值的门限值 limitX,另一个是纵坐标方向量测值和预测值差的绝对值的门限值 limitY。当横坐标方向和纵坐标方向的量测值与预测值差的绝对值都小于门限值时,增益的确定方法和 Alpha-Beta 值固定的滤波算法相同,此时增益为固定值。当横坐标方向和纵坐标方向的量测值与预测值差的绝对值有一个大于门限值或者两个都大于门限值时,增益的确定方法和残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法相同^[11-13],如式(12)~式(15)。

$$\alpha_x(k) = \begin{cases} \frac{\sigma_{px}^2(k)}{\sigma_{px}^2(k) + \sigma_{mx}^2(k)} & \text{abs}(V_x(k)) > \text{limitX} \cup \text{abs}(V_y(k)) > \text{limitY} \\ 0.5 & \text{abs}(V_x(k)) \leq \text{limitX} \cap \text{abs}(V_y(k)) \leq \text{limitY} \end{cases} \quad (12)$$

$$\alpha_y(k) = \begin{cases} \frac{\sigma_{py}^2(k)}{\sigma_{py}^2(k) + \sigma_{my}^2(k)} & \text{abs}(V_x(k)) > \text{limitX} \cup \text{abs}(V_y(k)) > \text{limitY} \\ 0.5 & \text{abs}(V_x(k)) \leq \text{limitX} \cap \text{abs}(V_y(k)) \leq \text{limitY} \end{cases} \quad (13)$$

$$\beta_x(k) = \begin{cases} \frac{\alpha_x(k)^2}{2 - \alpha_x(k)} & \text{abs}(V_x(k)) > \text{limitX} \cup \text{abs}(V_y(k)) > \text{limitY} \\ 0.3 & \text{abs}(V_x(k)) \leq \text{limitX} \cap \text{abs}(V_y(k)) \leq \text{limitY} \end{cases} \quad (14)$$

$$\beta_y(k) = \begin{cases} \frac{\alpha_y(k)^2}{2 - \alpha_y(k)} & \text{abs}(V_x(k)) > \text{limitX} \cup \text{abs}(V_y(k)) > \text{limitY} \\ 0.3 & \text{abs}(V_x(k)) \leq \text{limitX} \cap \text{abs}(V_y(k)) \leq \text{limitY} \end{cases} \quad (15)$$

通过分析比较匀速运动部分和机动部分的量测值和预测值在 X 方向和 Y 方向的差值,综合考虑,我们将两个门限值都设置为 19 m。当 X 方向和 Y 方向的量测值和预测值差值的绝对值都小于 19 m,采用 Alpha-Beta 值固定的滤波算法,其它情况采用残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法。

3 实验结果及分析

3.1 实验数据参数

实验数据参数如表 1 所示^[14]。

表 1 实验数据参数

Tab. 1 Parameter

参数	数值
目标初始位置(m)	(533,389)
目标初始速度(m/s)	150
目标初始方位角(°)	45
目标曲线运动圆半径(m)	9000
雷达采样周期(s)	2
采样次数	80
误差系数(μ, σ)	(0,5)

3.2 自适应 Alpha-Beta 滤波算法的滤波效果分析

3.2.1 自适应 Alpha-Beta 滤波算法的门限值确定 模拟场景的目标在前 30 个周期做匀速运动,之后开始转弯运动,经过 15 个周期后继续匀速运动。理论上,在匀速运动部分,预测值接近真实目标运动轨迹的可能性大一点,在机动部分,量测值接近真实目标运动轨迹的可能性大一点。通过图 1 可以看出,在匀速运动部分,残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法的滤波效果没有 Alpha-Beta 值固定的滤波算法的滤波效果好,但是在机动部分,残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法的滤波效果比 Alpha-Beta 值固定的滤波算法的滤波效果好。当残差 σ_p^2 是取前三次量测值和预测值差值平方的平均值时, α 的值由残差 σ_p^2 和测量误差方差 σ_m^2 来决定,由 α 的计算公式 $\alpha = \frac{\sigma_p^2}{(\sigma_p^2 + \sigma_m^2)}$ 我们可以知道,当前三次量测值和预测值差值越大,残差 σ_p^2 越大, α 的值就越大,此时滤波值就越偏向量测值。当 $\sigma_p^2 = 25$ 的时候, α

$\alpha = 0.5$, 滤波值位于量测值和预测值的中间位置, 从另一个角度来说, 只要前三次量测值和预测值差值中, 有一个的差值大于等于 $5\sqrt{3}$, 那么 α 的值就大于 0.5. 而在场景出现机动的时候, 量测值和预测值差值是远远大于 $5\sqrt{3}$ 的, 此时, α 的值近似等于 1, 所以在机动的时候, 滤波值与量测值很逼近, 滤波效果很好. 从图 2 可以看出, 残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法在匀速运动部分横纵坐标的 α 值大部分大于 0.5, 滤波结果也就偏向测量值. 导致其滤波效果没有 Alpha-Beta 值固定的滤波算法的滤波效果好. 自适应 Alpha-Beta 滤波算法的思想是在匀速运动状态下使用 Alpha-Beta 值固定的滤波算法, 在机动状态下使用残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法. 通过对 Alpha-Beta 值固定的滤波算法的实验分析, 发现 Alpha-Beta 值固定的滤波算法横纵坐标方向上量测值和预测值差的绝对值在匀速运动部分和机动部分存在一定的规律. 如图 3 和图 4, 在匀速运动部分, 横纵坐标的量测值和预测值差值的绝对值大多数在 19 m 以下, 而机动部分的差值较多次的超过 19 m. 据此我们将横纵坐标方向的门限值都设为 19 m. 滤波过程中, 如果量测值与预测值差值的绝对值较大并且超过 19 m, 我们就认为此时可能处于机动状态, 从而用残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法来确定增益的值, 反之则用 Alpha-Beta 值固定的滤波算法来确定增益的值.

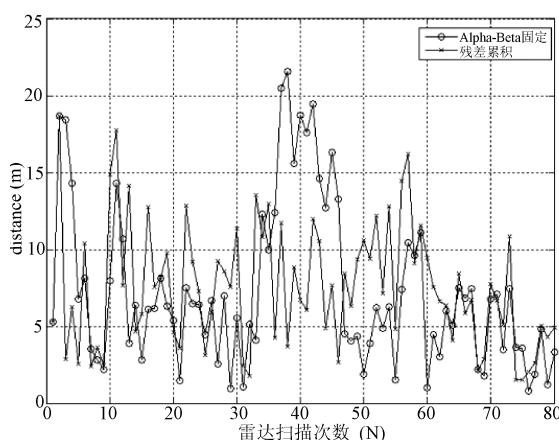


图 1 2.1.3 Alpha-Beta 值固定的算法和 2.1.4 残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法的距离误差比较效果图

Fig. 1 Comparison effect Diagram of the distance of filter data and realvalue Between algorithm 2.1.3 and 2.1.4

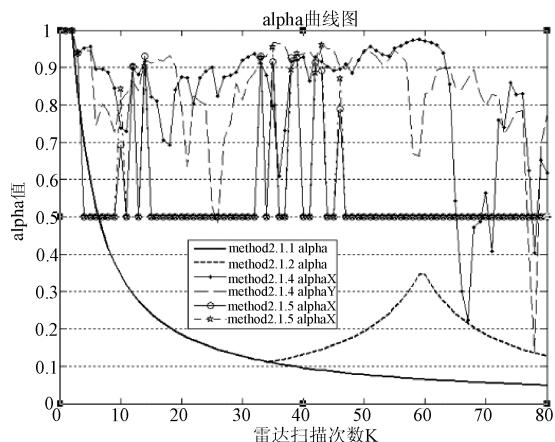


图 2 Alpha 曲线图
Fig. 2 Alpha Diagram

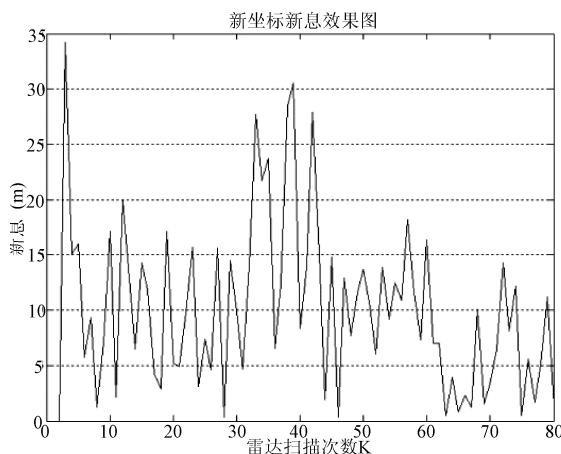


图 3 横坐标新息效果图
Fig. 3 Innovation Diagram of horizontalaxis

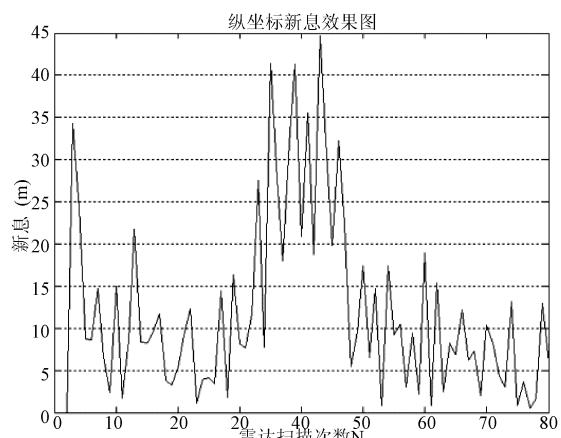


图 4 纵坐标新息效果图
Fig. 4 Innovation Diagram of verticalaxis

3.2.2 自适应 Alpha-Beta 滤波算法与各传统 Alpha-Beta 滤波算法的比较 为了验证自适应 Alpha-Beta 滤波算法的滤波效果和精度, 将该方法与各传统 Alpha-Beta 滤波算法进行了比较. 滤波结果可以从滤波数据和真值数据对比效果图、滤波

值与真值的距离效果图看出, 如图 5 和图 6.

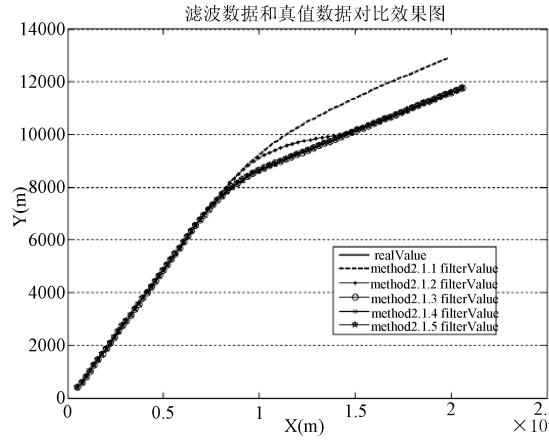


图 5 滤波数据和真值数据效果对比图

Fig. 5 Effect Diagram of filter data and realvalue

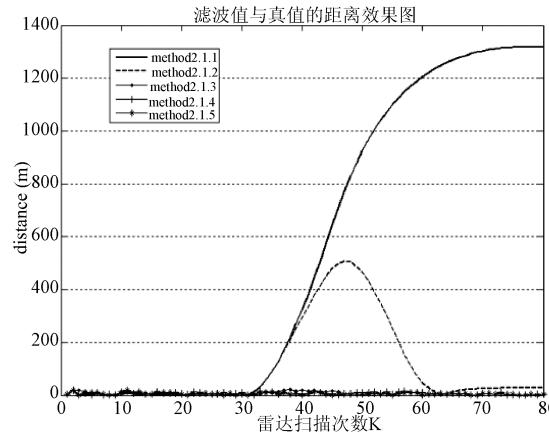


图 6 滤波值与真值的距离效果图

Fig. 6 Effect Diagram of the distance of filter data and realvalue

从图 5 和图 6 可知, Alpha-Beta 值随雷达扫描次数变化滤波算法的滤波结果出现发散的情况, 该方法不太适用于机动目标。Alpha-Beta 值随雷达扫描次数和门限调整的滤波算法在计算增益的时候, 当量测值横坐标与预测值横坐标的差值大于 70 m, 或者量测值纵坐标与预测值纵坐标的差值大于 70 m, 我们就认为目标处于机动状态, 从而将雷达扫描次数 k 的值减 1, 从图 2 中的方法 2.1.2 曲线可以看出, α 值开始变大, 滤波值相对偏向了量测值一点。图 5 中显示该方法出现了慢慢收敛的现象。虽然 Alpha-Beta 值随雷达扫描次数和门限调整的滤波算法在量测值和预测值的差值较大时会自动调整 k 值来达到收敛的效果, 但是由于每次调整时, k 值只是减 1, 收敛的幅度太小, 滤波效果并不是最好的。

从图 5 和图 6 的效果图中来看, 自适应 Al-

pha-Beta 滤波算法、Alpha-Beta 值固定的滤波算法和残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法的效果相对较好。实验 3.2.3 分析了自适应 Alpha-Beta 滤波算法相对于 Alpha-Beta 值固定的滤波算法和残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法的优势。

3.2.3 自适应 Alpha-Beta 滤波算法与 Alpha-Beta 值固定的滤波算法和残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法的比较 本实验对比了自适应 Alpha-Beta 滤波算法和另外两种算法的距离误差结果, 结果如图 7 和图 8 所示。

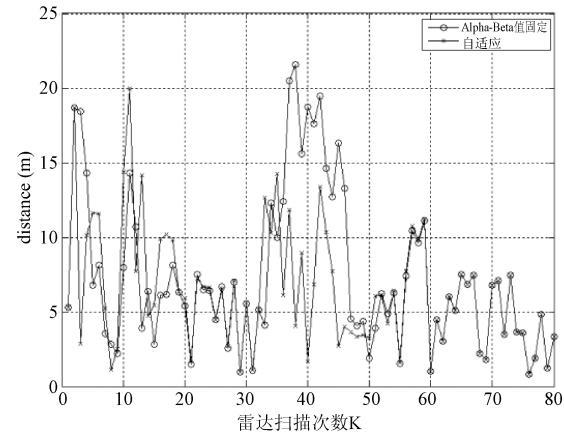


图 7 2.1.5 自适应 Alpha-Beta 滤波算法和 2.1.3 Alpha-Beta 值固定算法的距离误差比较效果图

Fig. 7 Comparison effect Diagram of the distance of filter data and realvalue Between 2.1.5 and 2.1.3

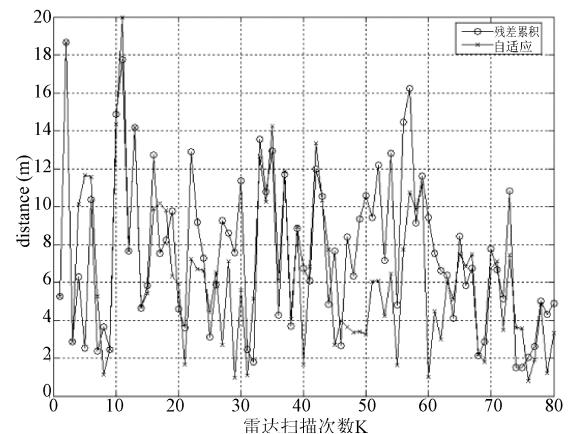


图 8 2.1.5 自适应 Alpha-Beta 滤波算法和 2.1.4 残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法距离误差比较效果图

Fig. 8 Comparison effect Diagram of the distance of filter data and realvalue Between 2.1.5 and 2.1.4

由图 7 和图 8 可以看出, 本文改进实现的自适应 Alpha-Beta 滤波算法结合了前四种算法各自的

优点,使滤波结果整体上达到最优,精度也是最高。在匀速运动部分,它的整体滤波效果比残差累积的 Alpha-Beta 滤波算法好。在机动部分,它的滤波效果比 Alpha-Beta 值固定的滤波算法好。从图 2 中可以看出,在匀速运动部分,自适应 Alpha-Beta 滤波算法的 alpha 取值绝大多数是 0.5。而机动部分 alpha 的取值多数采用残差累积方法。由此证明自适应 Alpha-Beta 滤波算法通过设置门限值来确定增益值,从而达到优化滤波效果的方法是可行的。

4 结 论

本文分析了传统 Alpha-Beta 滤波算法的滤波特点,得到了改进的自适应 Alpha-Beta 滤波算法,相对于传统的滤波算法,该算法的精度和滤波效果实现了整体最优。当然从中我们也可以得到,一个算法并不完全适用于所有的运动情况,针对一个特定场景,必须根据该场景的特性来选择合适的滤波算法。

参考文献:

- [1] 何友,修建娟,关欣,等. 雷达数据处理及应用 [M]. 3 版. 北京:电子工业出版社, 2013.
- [2] 卢海进,徐琳. 自适应 $\alpha\beta$ 滤波算法的研究和应用 [J]. 大众科技, 2012, 12: 73.
- [3] 王红亮,李枫,赵亦工. 一种机动目标跟踪的自适应 $\alpha\beta$ 滤波算法 [J]. 雷达科学与技术, 2007, 5: 278.
- [4] 贺利文,李彦鹏,范波. 一种改进的 $\alpha\beta$ 滤波算法 [J]. 现代电子技术, 2012, 35: 28.
- [5] 冉元进,李浩,李浩泷. 船用雷达 ARPA 中的自适应 $\alpha\beta$ 滤波研究 [J]. 火控雷达技术, 2012, 41: 39.
- [6] Yoo J, Kim Y. Alpha-beta-tracking index ($\alpha\beta\Lambda$) tracking filter [J]. Signal Proces, 2003, 83: 169.
- [7] 陈福喜,杨大宁. 船用雷达 ARPA 系统中 $\alpha\beta$ 算法研究 [J]. 电子设计工程, 2016, 23: 13.
- [8] 张朋友,汪学刚. 雷达系统 [M]. 4 版. 北京:电子工业出版社, 2013.
- [9] 宋绪栋,李晓花,陈晓,等. 贝叶斯目标跟踪方法性能分析 [J]. 声学技术, 2013, 31: 101.
- [10] 袁德诚,王运锋. 杂波环境下雷达新建航迹处理方法分析 [J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2017, 54: 89.
- [11] Wu C, Chang C, Chu T. A new EP-based $\alpha\beta\gamma\delta$ filter for target tracking [J]. Math Comput Simul, 2011, 81: 1785.
- [12] Dahmani M, Meche A, Keche M, et al. An improved fuzzy alpha-beta filter for tracking a highly maneuvering target [J]. Aerosp Scie Tech, 2016, 58: 298.
- [13] Mohammed D, Mokhtar K, Abdelaziz O, et al. A new IMM algorithm using fixed coefficients filters (fastIMM) [J]. AEU-INT J Electron C, 2010, 64: 1123.
- [14] 李若晨,周刚. 一种组合核函数的自适应目标跟踪算法 [J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2017, 54: 55.