

文章编号:1000-582X(2005)02-0059-03

WK 混合滤波算法在雷达数据处理中的应用*

杨婷娅¹, 陆振宇², 顾松山¹, 肖冬荣², 陈金辉²

(南京信息工程大学 1. 电子工程系; 2. 信息与通信系, 南京 210044)

摘要:通常的 Kalman 滤波算法不能很好的解决信号的时频局部性问题, 往往只能在低频和高频两种滤波算法间通过机动检测器(变维滤波算法)或马尔可夫链的转移概率矩阵(VD 算法)来进行切换, 因为有一定的滞后, 并受到机动检测器和转移概率矩阵的影响较大, 从而产生较大的滤波误差。笔者将二维可分离小波变换良好的时频局部性和 Kalman 滤波的实时最佳预测修正跟踪滤波估计结合起来, 得出一种有效的混合滤波算法(WK 算法), 并将该算法用于进行雷达数据的滤波处理, 使得滤波估计值逐步逼近真实轨迹。通过实际的仿真验证了该算法比其它单一的滤波算法更为有效。

关键词:WK 算法; 二维可分离小波变换; Kalman 滤波算法; Mallat 算法; 雷达信号处理

中图分类号:TN957.54

文献标识码:A

随着在军事、气象、航天等领域对雷达数据提出更精确的要求, 而传统的滤波算法不能很好的将时频局部性和实时跟踪滤波估计结合起来, 为此提出一种将二维可分离小波变换良好的时频局部性和 Kalman 滤波的实时最佳预测修正跟踪滤波估计结合的混合滤波 WK 算法, 并通过仿真验证了该算法的优越性。

1 小波分析和二维可分离小波变换

小波分析是一系列在物理空间(由于有限支撑)和波数空间都具有良好局部性的基本函数, 它既能在整体上提供信号的主要特征, 又能刻画出任一局部时间或频域内信号变化剧烈程度的信息。胜过传统的线性方法, 如: 傅立叶变换、中值滤波和 Kalman 滤波^[1]。

按照 Mallat 算法将 $f(x)$ 分解之后, 可以根据先验知识有效区分信号与噪声, 加以滤波形成新的序列 \tilde{C}_{J_2} 和 $\tilde{D}_j (J_1 + 1 \leq j \leq J_2)$, 再按 Mallat 重建算法:

$$\tilde{C}_{j-1} = H * \tilde{C}_j + G * \tilde{D}_j (j = J_2, J_2 - 1, \dots, J_1 + 1) \quad (1)$$

得到去噪后的信号

$$\tilde{f}(x) = C_{J_1} \tilde{f}(x) = \sum_{k \in Z} \tilde{C}_{J_1 k} \varphi_{J_1 k}(x) \quad (2)$$

定理 1^[2] 设 $\{V_j^2\}_{j \in Z}$ 是一个可分离的二维 MRA; $V_j^2 = V_j \otimes V_j$, 其中 $\{V_j^2\}_{j \in Z}$ 是 $L^2(R^2)$ 的一个二维 MRA, 其尺度函数为 ϕ 、小波函数为 ψ , 相应于二维尺度函数 $V_j^2 = V_j \otimes V_j$, 定义 3 个函数:

$$\begin{cases} \psi^{(1)}(x, y) = \phi(x)\psi(y) \\ \psi^{(2)}(x, y) = \phi(x)\psi(y) \\ \psi^{(3)}(x, y) = \phi(x)\psi(y) \end{cases} \quad (3)$$

及其平移系, $\forall j \in Z$,

$$\begin{cases} \psi_{j,k,m}^{(1)}(x, y) = \phi_{j,k}(x)\phi_{j,m}(y) \\ \psi_{j,k,m}^{(2)}(x, y) = \phi_{j,k}(x)\phi_{j,m}(y) \\ \psi_{j,k,m}^{(3)}(x, y) = \phi_{j,k}(x)\phi_{j,m}(y) \end{cases} \quad (k, m) \in Z^2 \quad (4)$$

构成子空间 W_j^2 的正交标准基, 而它们的伸缩平移系为

$$\{\psi_{j,k,m}^{(\alpha)} \mid j, k, m \in Z^3; \alpha = 1, 2, 3\} \quad (5)$$

是 $L^2(R^2)$ 的一个标准正交基。

设信号 $f(x, y) \in L^2(R^2)$, 又设 $L^2(R^2) \rightarrow V_N^2$, 即令 f_N 是 f 在 V_N^2 的正交投影, 这样关于 f 的有限小波分解

就是对 f_N 的分解。由于 $V_N^2 = \bigoplus_{j=1}^M W_{N-1}^2 \oplus V_{N-M}^2$

从而有

$$f_N = \sum_{j=N-1}^{N-M} (g_j^{(1)} + g_j^{(2)} + g_j^{(3)}) + f_{N-M} \quad (6)$$

假定 $\{V_j^2\}_{j \in Z}$ 上的尺度函数 Φ_j 与小波函数 $\psi_i^{(\alpha)}$, $\alpha = 1, 2, 3$ 已分别由式(3)和(4)给出, 并由阵列 $\{C_{N,k_1,k_2}\} (k_1, k_2 \in Z^2)$, 使得

$$f_N = \sum_{k_1, k_2 \in Z^2} C_{N,k_1,k_2} \Phi_{N,k_1,k_2}(x, y) \quad (7)$$

* 收稿日期:2004-08-16

基金项目:国家自然科学基金资助(40275010)

作者简介:杨婷娅(1977-), 女, 贵州都匀人, 南京信息工程大学硕士研究生, 主要从事雷达数据处理和滤波算法分析研究。

其中

$$C_{N,k_1,k_2} = \langle f_N, \Phi_{N,k_1,k_2} \rangle \quad (8)$$

同样有

$$\begin{cases} f_j = \sum_{k_1,k_2 \in Z^2} C_{j,k_1,k_2} \phi_{j,k_1} \phi_{j,k_2} \\ g_j^{(1)} = \sum_{k_1,k_2} d_{j,k_1,k_2}^{(1)} \phi_{j,k_1} \psi_{j,k_2} \\ g_j^{(2)} = \sum_{k_1,k_2} d_{j,k_1,k_2}^{(2)} \phi_{j,k_1} \psi_{j,k_2} \\ g_j^{(3)} = \sum_{k_1,k_2} d_{j,k_1,k_2}^{(3)} \phi_{j,k_1} \psi_{j,k_2} \end{cases} \quad (9)$$

式中, $j = N - 1, \Lambda, N - M$ 。

在式(9)中, f_j 是 f_N 在 V_j^2 上的低通滤波信号, 而 $g_j^\alpha, \alpha = 1, 2, 3$ 是 f_N 在 W_j^2 上的 3 个带通滤波细节。其第 j 次分解滤波算子为:

$$\begin{cases} C_j = P_r Q_c C_{j-1} \\ C_j^{(1)} = P_r Q_c C_{j-1} \\ C_j^{(2)} = P_r Q_c C_{j-1} \\ C_j^{(3)} = P_r Q_c C_{j-1} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $j = N - 2, \Lambda, N - M$

式(10)便是二维信号 f_N 或 C_N 的有限正交小波分解的 Mallat 塔式算法。

与一维 MRA 一样, 对于二维 MRA, 由 C_j 与 $D_j^\alpha, j = N - m, \Lambda, N - 1, \alpha = 1, 2, 3$, 完全可以实现 f_N 或 C_N 的 Mallat 重建, 即

$$C_N = \sum_{j=N-M}^{N-1} [\bar{P}_r \bar{P}_c^{-1} \bar{P}_r \bar{Q}_c D_j^{(1)} + (\bar{P}_r \bar{P}_c)^{j-1} \bar{Q}_r \bar{P}_c D_j^{(2)} + (\bar{P}_r \bar{P}_c)^{j-1} \bar{Q}_r \bar{Q}_c D_j^{(3)}] + (\bar{P}_r \bar{P}_c)^{N-M} C_{N-M} \quad (11)$$

2 Kalman 滤波估计

Kalman 滤波估计算法的基本计算过程可以归结为预测和滤波^[3]、Kalman 增益和估计误差方差阵的计算, 可归纳如下:

首先根据前一次滤波值 $\hat{X}(k-1/k-1)$ 计算预测值

$$\hat{X}(k/k-1) = \Phi(k, k-1) \hat{X}(k-1/k-1) \quad (12)$$

再根据新的观测值 $Z(k)$ 得到

$$v(k) = Z(k) - C(k) \hat{X}(k/k-1) \quad (13)$$

最后计算滤波估计

$$\hat{X}(k/k) = \hat{X}(k/k-1) + K(k) v(k) \quad (14)$$

将该滤波估计值保存, 等到下一时刻得到新的观测值 $Z(k+1)$ 时重复上述计算过程。该滤波过程是不断地预测修正的递推方式进行计算, 先进行观测值计算, 再根据观测值得到的新信息和 Kalman 增益, 对预测值进行修正, 不断重复下去, 因此比较适合进行实时处理。

3 二维可分离小波变换和 Kalman 滤波混合算法

通常的 Kalman 滤波算法不能很好的解决信号的时频局部性问题, 往往只能在低频和高频两种滤波算法间通过机动检测器(变维滤波算法)或马尔可夫链的转移概率矩阵(VD 算法)来进行切换, 因为有一定的滞后, 并受到机动检测器和转移概率矩阵的影响较大, 从而产生较大的滤波误差。笔者引进具有良好时频局部性的小波变换来很好的解决了这一问题。

二维可分离小波变换和 Kalman 滤波混合 WK 算法原理如下:

由二维可分离小波变换可知, Mallat 分解算法可将信号 f_N 分解为 f_j (f_N 在 V_j^2 上的低通滤波信号) 和 $g_j^\alpha, \alpha = 1, 2, 3$ (f_N 在 W_j^2 上的 3 个带通滤波细节)。也就可以得到一组频率由低到高的不同频率信号序列的滤波系数 C_j 与 D_j^α , 然后利用 Kalman 滤波中的非机动模型(低频)和机动模型(高频)对这一组不同频率信号序列滤波系数进行预测和修正, 从而形成新的信号序列滤波系数 \tilde{C}_j 和 \tilde{D}_j^α , 再按 Mallat 重建算法得到最终的滤波信号。

WK 滤波算法流程如图 1 所示。

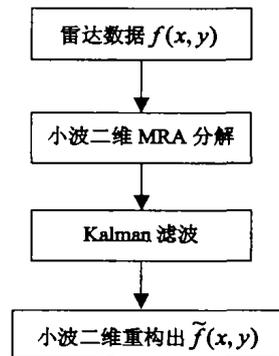


图 1 WK 滤波算法流程图

4 雷达数据处理目标模型

雷达数据图像是关于空间二维的, 通常可以对它分离来进行二维 MRA 的, 也就是可以通过 Mallat 算法分解为不同频率成分的信号^[4]。

雷达数据处理就是雷达探测到目标后, 提取目标位置信息所形成的点迹数据, 经预处理后, 新的点迹与已存在的轨迹进行数据关联, 关联上的点迹用来更新轨迹信息(跟踪滤波), 并形成对目标下一位置的预测波门, 没有关联上的点迹进行新轨迹信息。

用数学模型来描述在某个时刻状态变量与以前时刻的关系。状态变量应与系统的能量相联系, 如目标的运动模型, 状态变量可选用目标的位置(与目标的引力能相联系)和速度(与目标的动能相联系), 一般来说, 状态变量的增加会使估计的计算量相应增加, 因此在满足模型的精度和跟踪性能的条件下, 常采用简单的数学模型^[5]。

在跟踪问题遇到的运动载体,一般都按照恒速直线运动的轨迹运动,运动物体的转弯、机动和大气湍流而引起的加速度可以看作恒速直线运动的摄动。在状态方程中,加速度可看作为一种具有随机特征的驱动输入,它考虑了相关扰动所造成的不可预测行为。

假定雷达每隔恒定时间 T (即雷达的扫描周期) 可获得目标的位置数据,平面上的机动目标按照恒速直线运动的轨迹运动,其转弯、机动和大气湍流等所引起的加速度则看作是恒速直线轨迹的摄动。那么,在直角坐标系中,该目标运动的数学模型可用下列差分方程来描述:

$$X(k+1) = X(k) + T\dot{X}(k) + \frac{1}{2}a_x(k)T^2$$

$$\dot{X}(k+1) = \dot{X}(k) + Ta_x(k) \quad (15)$$

上式中, $X(k) = [x(k), y(k)]^T$ 和 $\dot{X}(k) = [\dot{x}(k), \dot{y}(k)]^T$ 分别表示雷达第 k 次扫描时目标在 x, y 坐标方向上的位置和速度。不妨设目标的加速度 $a_x(k)$ 是平稳随机序列,服从零均值,方差为 σ_a^2 的正态分布,且在某一时刻的加速度 $a_x(k)$ 与另一时刻的加速度 $a_x(l)$ 不相关,即 $E\{a_x(k)\} = 0, E\{a_x(k)a_x^T(l)\} = \sigma_a^2 \cdot I$, 其中 I 为 2×2 阶的单位矩阵。

5 仿真及结论

模拟了一个在雷达平面上运动的目标^[6],其描述为:

真实轨迹:如图2所示,运动轨迹是起始点为(2000,10000),在(2000,3800)处向 x 轴方向做的转弯,随后沿 x 轴做直线运动。

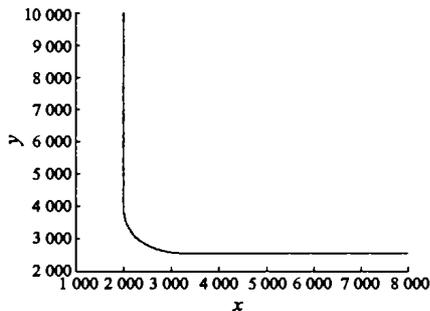


图2 真实轨迹图

观测轨迹:如图3所示,由真实轨迹叠加方差为零的扰动噪声形成。

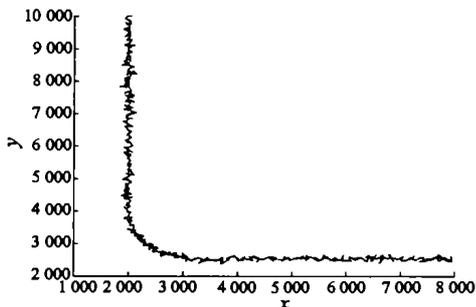


图3 观测轨迹图

Kalman 变维滤波轨迹:如图4所示,利用 Kalman 变维滤波算法,其基本思想是非机动时采用低频 Kalman 滤波器,而机动时采用高频 Kalman 滤波器,同时用机动检测器来监视机动并进行切换。

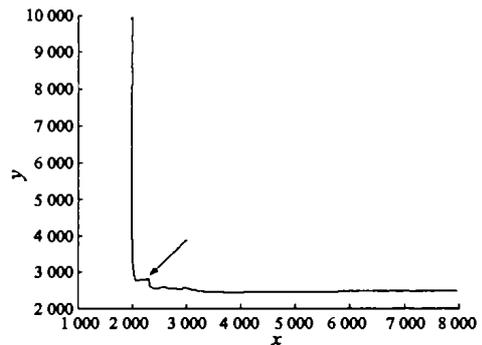


图4 Kalman 变维滤波轨迹图

WK 算法滤波轨迹:如图5所示,利用二维可分离小波变换和 Kalman 滤波的最佳预测修正跟踪滤波,具有良好的时频局部性和实时性,同时也避免了非机动和机动模型之间切换所造成的滞后误差。

从仿真结果来看,图4和图5中的箭头所指目标机动位置处的滤波轨迹表明,WK 滤波算法比 Kalman 变维滤波算法具有更好的时频局部性,并更能逼近真实轨迹。

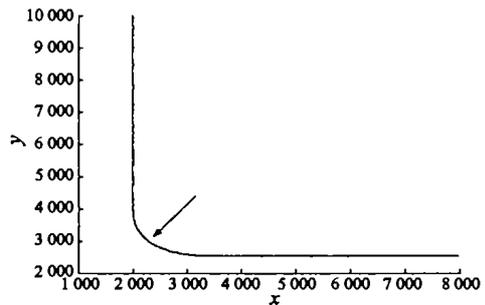


图5 WK 算法滤波轨迹图

参考文献:

- [1] DAUBECHIES I. The Wavelet Transform, Time-frequency Localization and Signal Analysis[J]. IEEE Trans, On Information and Theory, 1990,36:961-1005.
- [2] 徐佩霞,孙功宪. 小波分析与应用实例[M]. 合肥:中国科学技术出版社,2001,182-197.
- [3] FARUQI F A, DAVIS R C. Kalman Filtering Design for Target Tracking[J]. IEEE Trans, AES, 1980, AES-16: 135-148.
- [4] 高峰. 多普勒雷达导引头信号处理技术[M]. 北京:国防工业出版社,2001,159-165.
- [5] 肖冬荣,陆振宇. H_∞ 控制理论在大气污染控制系统中的应用[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2003,26(3): 20-23.
- [6] 胡昌华. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——小波分析[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1999,210-216.

Integrated Support-guarantee System for Tobacco Industrial CIMS

TAN Wen-an¹, XUE Jing-song², SUN Si-mir³, WANG Jin-liang⁴

- (1. Institute of Software Engineering, College of Computer Science, Zhejiang Normal University, Zhejiang JinHua 321004, China;
2. ShengYang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, ShengYang 110016, China;
3. Sino Sun-ever Auto. & Info. Co., Ltd., Beijing 100088, China;
4 State Tobacco Monopoly Administration, Beijing 100080, China)

Abstract: By analyzing the main issues in tobacco industrial information system constructing in the past time, it is determined that CIMS technique used for implementing tobacco industrial integrated management. An integrated support-guarantee system based on tobacco industrial CIMS integration pattern is presented for tobacco industrial CIMS, which consists of industrial integration support system for data integrating, application services integrating and business processes integrating of industrial CIMS, and industrial integration guarantee system for supporting system running safely in high efficiency by providing guaranteed mechanism of standardization system and security system. In the practical application, the content of CIMS is extended from traditional manufacturing factory to total tobacco industry, And industrial integration dada center is the support-guarantee system which offers three functions of standardization management system, information security management system, and industrial integration support system, provide the service for tobacco industrial integrated management.

Key words: integrated pattern; tobacco industrial CIMS; integrated platform

(编辑 吕赛英)

(上接第 61 页)

Application of the WK Mixed Filter Algorithms in the Processing of Radar Information

YANG Ting-ya¹, LU Zhen-yu², GU Song-shan¹, XIAO Dong-rong², CHEN Jin-hu²

- (Nanjing University of Information Science and Technology, 1. Department of Electrical Engineering;
2. Department of Information Communication, Nanjing 210044, China)

Abstract: The Kalman filter algorithms can not solve the problem of the time-frequency localization, and it often switches between the low-frequency filter and high-frequency filter by the mobile detector (The changeable dimension filter algorithms) or Markovian transfer probability matrix (VD algorithms), so it has delay and some influence of the the mobile detector and Markovian transfer probability matrix. Hence, the filter error of the Kalman filter algorithms is obviously big. This paper brings the new mixed filter algorithms (WK algorithms) of the 2D Wavelet transform and Kalman Filter, which has the characteristics of the well time-frequency localization and real-time. The WK algorithms is used to process the radar information and makes the filter estimated data to approach the true track.

Key words: WK algorithms; 2D Separable Wavelet transform; Kalman Filter algorithms; Mallat algorithms; the processing of radar information

(编辑 吕赛英)