

文章编号: 1001-0920(2003)04-0432-04

基于多尺度小波变换和短时分形理论的航迹关联方法

徐 毓, 金以慧

(清华大学 自动化系, 北京 100084)

摘 要: 在多传感器监视系统数据处理过程中, 航迹关联是数据融合首要解决的问题之一。对多传感器观测到的目标数据, 要识别哪些数据组成的目标航迹源于同一目标。利用多尺度小波变换方法对航迹数据序列进行多层次分析, 动态提取航迹数据的特征, 建立关联准则并结合短时分形方法, 实现了目标航迹自动关联的目的。仿真实验表明这种方法是可行且有效的。

关键词: 航迹关联; 多尺度; 小波分析; 短时分形

中图分类号: TN911.1

文献标识码: A

Target tracks association based on multi-resolution wavelet transform and short-time fractal

XU Yu, JIN Yi-hui

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Multi-resolution wavelet transform is applied to analyzing the sensor tracks and extracting the characteristics dynamically. The part of low frequency of the track data is used to describe the outline and the high frequency is used to describe the details. The short-time fractal method is used to identify the similarity of two sensor tracks. Both of above methods are combined to set up the criterion of the sensor tracks at the same time. The simulation results show this algorithm is effective to solve the association problem of the sensor tracks.

Key words: Tracks correlation; Multi-resolution; Wavelet analysis; Short-time fractal

1 引 言

在一给定的监视空域里, 常常是多部雷达(多传感器环境)同时发现并监视相同的目标。由于存在各种误差, 对同一目标的观测, 各雷达的测量航迹往往不能完全重合。责任空域中的目标数是未知的, 因此在多目标的环境中, 对测量航迹的关联(分类)一直是数据融合研究领域的一个重要问题。航迹关联是航迹融合的前提条件, 关联正确与否直接影响到融合正确与否。在集中式处理方式下, 这些航迹在融合中心形成; 而在分布式处理方式下, 这些航迹在各雷

达站形成。无论雷达数据网采用何种结构, 在雷达数据处理过程中, 要实现数据自动融合, 首先要解决目标航迹的自动关联问题, 识别出哪些观测数据序列来自相同的目标^[1]。

Bar-Shalom^[2]在目标跟踪的基础上, 给出了判断两条航迹是否相关的基于估计误差统计特性的判别准则^[2], 通过计算两两之间的协方差, 设定门限值来判断测量航迹两两关联与否。当空域中目标数量较大时, 这种方法计算量很大^[3], 工程上难以实现。多假设目标跟踪方法(MHT)^[4]通过建立和管理假

收稿日期: 2002-03-27; 修回日期: 2002-05-15。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(40101019)。

作者简介: 徐毓(1957—), 男, 江西都昌人, 教授, 博士生, 从事数据融合、目标跟踪等研究; 金以慧(1933—), 女, 上海人, 教授, 博士生导师, 从事过程控制、数据处理等研究。

设树来确认航迹的有效性和航迹关联, 是一种有效的方法, 但其计算复杂。S 维点迹到航迹的指派算法^[4, 5]通过优化分配模型寻找点迹到航迹的指派最优解, 并进行航迹的确认, 但当 $S > 3$ 时, 是一个 N-P 问题, 因而求解非常困难。近年来, 一些智能算法被用来解决航迹关联问题, 如神经网络算法、遗传算法等^[5-7]。此外, 在多传感器环境下, 各传感器的采样率不一致, 导致测量航迹的关联问题进一步复杂化^[8, 9]。

本文利用小波变换和短时分形算法, 模仿人工经验判断的思想, 由粗及精、由形到量地对测量航迹进行时频分析, 建立了航迹关联的算法。

2 小波分析与航迹关联

小波分析方法是一种窗口固定但其形状可变, 时间窗和频率窗都可改变的时频局部化分析方法, 在低频时段具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率, 而在高频时段则具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率。利用这种特性, 测量航迹的低频段可对时间钝化大致反映出目标的飞行航向, 而高频时段则可反映出目标运动的变化程度以及机动或非机动等特性。

记 $x(t)$ 的离散小波变换为 $WT_x(j, k) = x(t), \Psi_{jk}(t)$, 则有:

1) 若 $x_1(t) = x_2(t)$, 则 $WT_{x_1}(j, k) = WT_{x_2}(j, k)$;

$$2) \quad A \quad |x(t), \Psi_{jk}(t)|^2 \quad B \quad x(t)^2 \quad (1)$$

$$0 < A < B <$$

令 $x(t) = x_1(t) - x_2(t)$, 代入上式得

$$A \quad |x_1(t) - x_2(t), \Psi_{jk}(t)|^2 \quad B \quad (x_1(t) - x_2(t))^2 \quad (1)$$

可见, 当 $x_1(t)$ 与 $x_2(t)$ 很接近时, $|x_1(t) - x_2(t)|^2$ 将任意小, 同时 $|x_1(t) - x_2(t), \Psi_{jk}(t)|^2$ 也将任意小, 即 $WT_{x_1}(j, k)$ 与 $WT_{x_2}(j, k)$ 很接近; 反之亦然。

假设对同一监视空域, 两部雷达观测同一目标, 并假设目标的轨迹在 X 轴方向为 $x_0(t)$ (Y 轴和 Z 轴同理)。由于存在各种随机误差, 两部雷达所观测到的数据序列分别为 $\{X_1(T_1k)\}$ 和 $\{X_2(T_2k)\}$, 其中 T_1 和 T_2 分别为两部雷达的采样周期。很显然, 在进行数据融合之前, 首先要判断 $\{X_1(T_1k)\}$ 和

$\{X_2(T_2k)\}$ 是否源于同一目标。

对 $\{X_1(T_1k)\}$ 和 $\{X_2(T_2k)\}$ 分别进行多尺度小波变换。鉴于小波变换的唯一性和式 (1), 可以根据小波变换的系数, 建立判断两个观测序列是否源于同一目标轨迹的准则。

3 特性提取与关联方法

在多分辨分析中, $L^2(R) = \bigoplus_{j \in Z} W_j$, W_j 为小波函数 $\Psi(t)$ 的闭包 (小波子空间)。按照不同的尺度因子 j , 把 Hilbert 空间 $L^2(R)$ 分解为所有子空间的直交和。

设 $f(t)$ 为目标轨迹函数, 且有 $f(t) \in L^2(R)$, 按不同尺度的小波空间组合展开, 即

$$L^2(R) = \bigoplus_{j=-\infty}^{\infty} W_j \oplus V_J \quad (2)$$

$f_d^j(t)$ 为函数 $f(t)$ 向不同的小波尺度空间 W_j 投影后得到的 j 尺度下的细节信号, 则有^[10]

$$f_d^j(t) = \int_k d_{j,k}^{(f)} \Psi_k(2^{-j}t) = \int_k d_{j,k}^{(f)} \Psi_{j,k}(t) \quad (3)$$

其中

$$d_{j,k}^{(f)} = \int_R f(t) \overline{\Psi_{j,k}(t)} dt \quad (4)$$

为小波展开系数。

假设观测曲线 $X_1(t)$ 和 $X_2(t)$ 源于目标真实轨迹 $X(t)$, 则有如下关系

$$X_1(t) = X(t) + v_1(t), \quad X_2(t) = X(t) + v_2(t)$$

其中: $v_1(t)$ 和 $v_2(t)$ 为服从均值为零, 方差分别为 σ_1 和 σ_2 的 Gauss 分布, 二者相互独立。因此 $X_1(t) - X_2(t) = v_1(t) - v_2(t)$ 服从均值为零, 方差为

$\sigma_1^2 + \sigma_2^2$ 的 Gauss 分布 (当二者相关且相关系数为 r_{12} 时, 方差为 $\sigma_1^2 - 2r_{12}\sigma_1\sigma_2 + \sigma_2^2$)。 $\{X_1(T_1k)\}$ 和 $\{X_2(T_2k)\}$ 是对 $X_1(t)$ 和 $X_2(t)$ 的采样 (观测), 分别进行多尺度小波变换。首先讨论 $T_1 = T_2$ 和发现目标的起始时间相同的情况。设 $\{X_1(T_1k)\}$ 和 $\{X_2(T_2k)\}$ 的多尺度小波变换系数组成的向量为

$$\mathbf{WT}_1 = [d_1^{(X_1)}, d_2^{(X_1)}, \dots, d_j^{(X_1)}, \dots]$$

$$\mathbf{WT}_2 = [d_1^{(X_2)}, d_2^{(X_2)}, \dots, d_j^{(X_2)}, \dots]$$

建立如下判别准则

$$|\mathbf{WT}_1 - \mathbf{WT}_2|^2 = \sum_j |d_j^{(X_1)} - d_j^{(X_2)}|^2 \quad (5)$$

由式 (4) 得

$$d_{j,k}^{(X_1)} - d_{j,k}^{(X_2)} = \int_R (X_1(t) - X_2(t)) \overline{\Psi_{j,k}(t)} dt$$

则

$$d_{j,k}^{(X_1)} - d_{j,k}^{(X_2)} = \sqrt{\int_R |X_1(t) - X_2(t)|^2 |\Psi_{j,k}(t)|^2 dt} \quad (6)$$

由于 $P\{|X_1(t) - X_2(t)| > 3\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}\} = 0.003$,

即 $|X_1(t) - X_2(t)|$ 取值大于 $3\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$ 的概率非常小,因此在概率接近于 1 的意义下,式(6)变为

$$d_{j,k}^{(X_1)} - d_{j,k}^{(X_2)} = \sqrt{\int_R 9(\sigma_1^2 + \sigma_2^2) |\Psi_{j,k}(t)|^2 dt}$$

由于 $\Psi_{j,k}(t)$ 是归一正交基,故有

$$d_{j,k}^{(X_1)} - d_{j,k}^{(X_2)} = \sqrt{9(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)}$$

因此在 3 尺度小波变换下,可得

$$\mathbf{WT}_1 - \mathbf{WT}_2 = \sqrt{\int_j d_j^{(X_1)} - d_j^{(X_2)} = \sqrt{9L(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)}} \quad (7)$$

即有

$$\mathbf{WT}_1 - \mathbf{WT}_2 = \sqrt{9L(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)}$$

其中 L 是 $\mathbf{WT}_i (i = 1, 2)$ 的长度。

当 $T_1 \neq T_2$ 且发现时间不同时,先进行插值以及时间对准^[6],然后再按上述算法进行判断。

4 短时分形与航迹的相似性

短时分形理论是专门研究图形相似性的。目标运动的轨迹形状因其运动特性不同而不同,不同传感器在观测同一目标时,尽管测量数据受到噪声污染,但其粗略形状仍然能够保持。虽然两个测量数据序列相近的分形维数不能断定它们源于同一目标,但两个测量数据序列不相近的分形维数却可用来断定它们不是源于同一目标。尤其在判断对机动目标与非机动目标的测量航迹是否关联时,分形维数可以用来说明问题。

设 R^n 上的网格是 R^n 的一个分割, $R^n = \cup X_i, X_i$ 之间只相差一个平移或旋转,则 X_i 为一个“格子”。 R^2 中常用的网格有正方形网格、矩形网格和三角形网格等。网格的尺寸 Δ 定义为 X_i 的直径(或宽度),记为 Δ 网格,不同 Δ 的网格格子是相似的。将 R^n 划分成尽可能小的 Δ 正方形网格,将集合 X 离散化成数字点集, $N_{k\Delta}$ 为点间间距为 Δ 的离散空间上集合 X 的点计数。若将 Δ 网格放大为 $k\Delta$ 网格,令 $N_{k\Delta}$ 为点间间距为 $k\Delta$ 的离散空间上集合 X 的点计数,则有 k 个不同网格宽度上的点计数 $N_{k\Delta} (k = 1, 2, \dots, K)$,且 $N_{k\Delta} > 1$ 。

令 $x_k = \ln k, y_k = \ln N_{k\Delta}, k = 1, 2, \dots, K$, 当 $\Delta \rightarrow 0$ 时有

$\ln N_{k\Delta} = -d_N(X) \ln k + \ln C$, C 为常数
由此可推导出估计集合 X 的网格分形维数 $d_N(X)$ 的最小二乘计算结果为

$$d_N(X) = \frac{K \ln k \ln N_{k\Delta} - \ln k \ln N_{K\Delta}}{K \ln^2 k - (\ln k)^2} \quad (8)$$

当分辨率(即点间间距) Δ 已知时, $\ln N_{k\Delta}$ 作为 $\ln k$ 的函数,不仅单调下降,而且是凸函数,因此可得到 $d_N(X)$ 的近似结果,即

$$d_N(X) \approx \ln N_{K\Delta} / \ln K \quad (9)$$

其中: $K = \max\{k | N_{k\Delta} > 1\}$, $k\Delta$ 为覆盖集合 X 的网格宽度。

本文利用传感器测量数据序列的小波变换系数,经过计算分形维数,可将一定长度的雷达测量数据序列 $\{X_1(T_1 k)\}$ 和 $\{X_2(T_2 k)\} (T_1 = T_2)$ 作为函数图像,以确定其网格分形维数。简记 $\{X_1(T_1 k)\}$ 为 $\{X_1(k)\}$, $\{X_2(T_2 k)\}$ 为 $\{X_2(k)\}$, 令

$$D^{(k)}(\Delta) = \sqrt{\int_j |X_k(j) - X_k(j+1)|^2} \\ D^{(k)}(2\Delta) = \sqrt{\int_j (\max\{X_k(2j-1), X_k(2j), X_k(2j+1)\} - \min\{X_k(2j-1), X_k(2j), X_k(2j+1)\})^2} \\ N^{(k)}(\Delta) = D^{(k)}(\Delta) / \Delta^i \\ N^{(k)}(2\Delta) = D^{(k)}(\Delta) / 2\Delta$$

其中 $N^{(k)}(\Delta)$ 和 $N^{(k)}(2\Delta)$ 分别为宽度为 Δ 和 2Δ 的正方形网格覆盖第 k 个信号的函数图像所需的网格格子数。则由网格分形维数定义第 k 个短时分形维数 $d_F^{(k)}$ 为

$$d_F^{(k)} = [\ln N^{(k)}(\Delta) - \ln N^{(k)}(2\Delta)] / \ln 2 = 1 - \log_2 [D^{(k)}(\Delta) / D^{(k)}(2\Delta)]$$

5 仿真结果

取 $\sigma_1 = \sigma_2 = 0.35$, 数据序列长度为 8, 则三尺度小波变换系数组成的特征向量元素的个数 $L = 14.3$, $L(\sigma_1^2 + \sigma_2^2) = 0.556$ 。仿真结果如图 1 所示,其中: $\mathbf{WT}_1 - \mathbf{WT}_2 = 3.4193$, 分形维数 $\text{FR}_1 = 0.9351, \text{FR}_2 = 0.9400$ 。

由图 1 可以看出,两个测量航迹在尺度 1 和尺度 2 下的低频非常接近和相似,小波变换的低频部分(b)和(d)实际上说明了两条测量航迹的运动方向是基本一致的,而分形维数也表明两条航迹高频部分的形状非常相似(包括平移、对称、旋转)。因此可以判断这两条测量航迹是相关的。

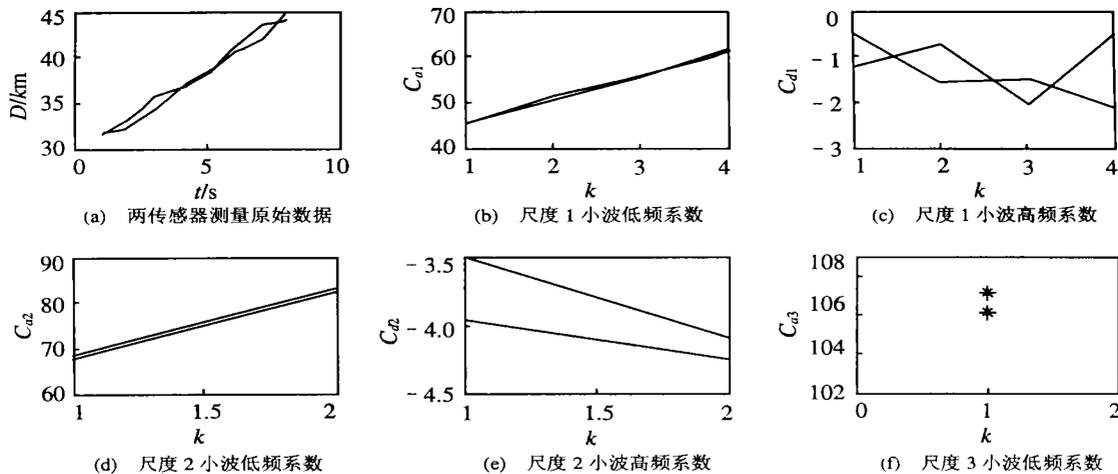


图 1 测量数据三尺度小波变换

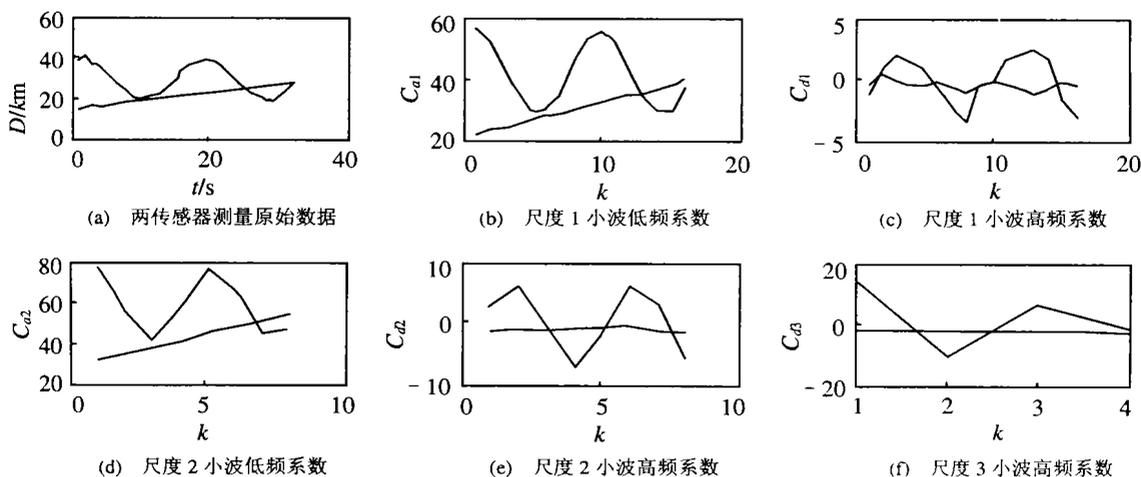


图 2 机动与非机动航迹多尺度小波变换

考察两条测量航迹相互交叉的情形, 取 $\sigma_1 = \sigma_2$

$= 0.5, L = 14.3 \quad L(\sigma_1^2 + \sigma_2^2) = 7.937$ 。仿真结果显示(图略), 尽管两条航迹小波变换系数的低频和高频的形状十分相似, 分形维数接近, 但小波变换系数之间的差异很大, 根据小波变换的唯一性, 可以判断两条测量航迹不相关。

考察在多尺度下的高频情况。如取三尺度, 则数据长度至少大于或等于 32, 否则三尺度的高频体现不出来。对测量数据序列进行插值, 使得数据序列长度至少为 32。此时门限值 $3 \quad L(\sigma_1^2 + \sigma_2^2) = 12$ 。从图 2(其中: $WT_1 - WT_2 = 1.2123 \times 10^3$, 分形维数 $FR_1 = 0.5507, FR_2 = 0.3849$) 可以明显看出, 机动目标与非机动目标的测量航迹在高频部分明显不同, 其分形维数相差较大, 且 $WT_1 - WT_2$ 值远远大于 12。

从上面的仿真结果分析可见, 式(7)的门限值

有些宽裕, 因此在工程实际应用中, 可以根据传感器的分辨率和测量误差范围综合确定具体的门限值。如果测量噪声相关, 则式(7)的门限值中应以

$$\sigma_1^2 - 2r_{12}\sigma_1\sigma_2 + \sigma_2^2 \text{ 代替 } \sigma_1^2 + \sigma_2^2.$$

6 结 语

小波变换是一种有效的时频局部化分析方法。对测量数据进行多尺度小波变换, 其结果的低频时段描述了目标运动的局部航向, 这与人工判断哪些测量航迹源于同一目标时, 分析其运动趋势是否一致的思路相符; 而高频时段描述了目标机动变化, 与人工判断目标运动的细节相一致。短时分形对于形状的相似性分析, 正符合于人的宏观考察测量航迹相似性的方法。因此将小波变换和短时分形理论相结合进行测量航迹关联体现了人的智能判断思想。仿真结果表明, 这种判断航迹关联的方法是非常有效的。

(下转第 440 页)

4 结 语

针对传统的组织决策协调模型中存在的不足, 本文提出一种新的决策协调模型——GWB 模型, 并研究了该模型在并行工程环境下多产品开发的组织决策中的应用。该模型的特点是: 1) 适应不同的组织结构: 在 GWB 模型中, 可通过不同的决策模块之间的适当连接来模拟不同的组织结构; 2) 可以模拟各种协调机制: 协调和权力类型包括控制、影响、奖励、强制和运用专家系统技术等; 3) 采用了遗传算法, 不需建立问题本身的精确模型, 也不依赖于知识表示, 可直接对输入数据进行处理, 且所需计算时间合理。

通过对组织决策过程的记忆和学习, 可以帮助管理者改善决策的方法, 提高其协调水平。将具有学习能力的知识模块(如 BP 模型)引入到 GWB 模型, 用于指导世界模型进行协调方式的选择, 是一种值得尝试的方法。

参考文献(References):

- [1] 西蒙 H A. 现代决策理论的基石[M]. 杨砾, 等译. 北京: 北京经济学院出版社, 1991.
- [2] Nicholls M G. Aluminum production modeling——A

nonlinear bi-level programming approach[J]. *Operation Research*, 1995, 43(2): 208-218.

- [3] Kasanen Eero, Wallenius Hannele, Wallenius Jurki, et al. A study of high-level managerial decision processes with implications for MCDM research[J]. *European J of Operational Research*, 2000, 120(3): 496-510.
- [4] 仲伟俊, 徐南荣. 分散组织结构下的资源配置模型及方法研究[J]. 管理工程学报, 1996, 10(3): 131-137. (Zhong Weijun, Xu Nanrong. The model and method of resource allocation in a decentralized organization [J]. *J of Management Engineering*, 1996, 10(3): 131-137.)
- [5] Brunetti A. A fast and precise genetic algorithm for a non-linear fitting problem[J]. *Computer Physics Communications*, 2000, 124(2): 204-211.
- [6] Leu Yow yuh, Rakes Terry R, Rees Loren P, et al. Modeling resource allocation in a decentralized organization with an AI-based, goal-directive model[J]. *Decision Sciences*, 1992, 23(5): 1027-1049.
- [7] Malone T W. Modeling coordination in organization and markets[J]. *Management Science*, 1987, 33(10): 1317-1332.

(上接第 435 页)

参考文献(References):

- [1] Zhou B, Bose N K. Multitarget tracking in clutter fast algorithms for data association [J]. *IEEE Trans on AES*, 1993, 29(2): 234-239.
- [2] Bar-Shalom Y, Leon Campo. The effect of the common process noise on the two-sensor fused-track covariance [J]. *IEEE Trans on AES*, 1986, 22(6): 803-804.
- [3] Kosoka M. A track correlation algorithm for multi-sensor intergration [A]. *Proc of the IEEE/AIAA 5th Digital Avionics Systems Conf*[C]. Seattle, 1983. 3: 1-8.
- [4] Blackman S S. *Multiple-target Tracking with Radar Application*[M]. London: Artech House, 1986. 350-380.
- [5] Chen G, Hong L. A genetic algorithm based multi-dimensional data association algorithm for multi-sensor-multi-target tracking[J]. *Mathematical Computing Modelling*, 1997, 26(4): 57-69.
- [6] Bar-Shalom Y. Multiple target-to-track association and track estimation system using a neural network [A]. *Proc of SPIE - The Int Society for Optical Engineering* [C]. Orlando, 1991. 1481(3): 418-429.
- [7] Chang K C. Joint probabilistic data association in distributed sensors networks[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1986, 31(4): 889-897.
- [8] Rice R, Alouani A T. Single model asynchronous fusion of correlated tracks[A]. *Proc of the SPIE Conf on Acquisition, Tracking and Pointing XIII* [C]. Orlando, 1999. 456-462.
- [9] Chang C B, Youens L C. Measurement correlation for multiple sensor tracking in a dense target environment [J]. *IEEE Trans on AES*, 1982, 27(6): 1250-1252.
- [10] 杨福生. 小波变换的工程分析与应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999. 57-68.