

基于高阶累积量的目标机动检测新方法

宋骊平, 姬红兵, 高新波

(西安电子科技大学电子工程学院, 陕西西安 710071)

摘要: 机动检测是多模型目标跟踪中的一个关键问题. 在卡尔曼滤波中, 当目标机动被噪声淹没时, 传统的机动检测算法将失效, 多分辨方法虽然能够有效地抑制噪声, 可靠检测机动, 但由于计算复杂导致严重的检测延迟, 从而限制了它的应用. 本文提出一种基于三阶累积量的机动检测新算法, 它有效地克服了上述二者的缺陷. 由于高阶累积量能够抑制高斯噪声, 因此在三阶累积量域易于检测机动. 同时通过采用逐点更新法, 可实时进行机动检测. 仿真结果表明, 该算法优于传统算法和多分辨方法, 特别是在低信噪比的情况下.

关键词: 机动检测; 高阶累积量; 卡尔曼滤波

中图分类号: TN957.51 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2004)01-0154-03

A New Method of Maneuver Detection Based on Higher-Order Cumulants

SONG Li-ping, JI Hong-bing, GAO Xin-bo

(School of Electronic Engineering, Xidian Univ., Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: Maneuver detection is a key issue in the multiple-model target tracking applications. In Kalman filter, the conventional maneuver detection algorithm fails to work well when the maneuver is almost buried in noise. The multiresolutional approach performs well for maneuver detection, but the time delay limits its application. In this paper, a new algorithm for maneuver detection is proposed, which is based on the third-order cumulant of the measurements. As the higher-order cumulants are blind to Gaussian noise (white or colored), the behavior of the maneuver becomes obvious and easy to be detected in the higher-order cumulant domains. Taking the sliding window processing, the maneuver detection algorithm is real-time without any time delay. Simulation results demonstrate the effectiveness of the algorithm over the conventional and multiresolutional one's, especially at low SNR.

Key words: maneuver detection; higher-order cumulants; Kalman filter

1 引言

目标跟踪是雷达警戒系统的重要功能之一. 传统的机动目标跟踪算法大都基于 Kalman 滤波理论, 其性能取决于对目标运动状态的精确描述. 当目标状态模型与目标实际运动状态相匹配时, 可获得精确的目标跟踪. 然而一旦模型失配(这在目标机动时必然发生), 则可能导致跟踪失败. 因此及时正确地检测机动, 并适时更换目标模型是机动目标跟踪问题的关键. 传统的机动检测算法实质上是依据噪声和信号加噪声的概率分布, 通过检测门限的合理选择使总错误概率最小. 然而, 在信噪比较低的情况下, 该方法的检测性能将严重下降. 这是因为传统检测方法对噪声没有滤波作用. Hong^[1,2]将多分辨率方法用于目标机动检测, 通过将测量数据分解到较低的分辨率级, 利用小波变换的低通滤波特性可有效地滤除噪声, 从而使目标机动的轨迹清晰可见, 可获得较好的检测效果. 然而, 多分辨机动检测方法虽然对噪声有滤除作用, 但是它必须先将观测数据分解到较低的分辨级以便检测机动, 然

后回溯确定机动发生时刻. 由于计算复杂, 机动检测延迟较长, 致使目标跟踪因模型更换不及时而失败.

由于高斯噪声(白色和有色)高于2阶的累积量及其谱均为零, 因此, 高阶累积量域也被称为高信噪比域. 特别有利于高斯噪声中非高斯信号的检测. 近年来, 用高阶统计量检测非高斯信号的方法不断涌现. 这些检测方法仅需要较少的关于噪声的先验知识就可获得良好的检测性能^[3,4].

本文提出一种基于三阶累积量的目标机动检测方法. 将常规的目标机动检测转化为高斯噪声(白或色)中非高斯信号的检测, 利用三阶累积量域对高斯(或具有对称概率分布)噪声良好的抑制作用, 从而大大提高了检测性能. 同时, 通过采用逐点更新的方法, 实现了机动检测的实时性.

2 基于三阶累积量的机动检测

我们的问题是已知观测数据序列 $\{x(k)\}$, 希望能够正确地判定机动的存在并确定机动发生的时刻, 以便及时更换目标模型, 精确跟踪目标. 当目标未发生机动时, $\{x(k)\}$ 仅为噪

声; 当发生机动时, $\{x(k)\}$ 为噪声与随机信号之和. 该随机信号由目标机动引起, 是非高斯的, 而噪声是观测噪声, 是高斯的. 这样, 对目标机动的检测就转变为高斯噪声中的非高斯信号检测问题.

对观测数据 $\{x(k), k=0, 1, \dots, N-1\}$, 构造二元假设检验:

$$\begin{aligned} H_0: x(k) &= v(k) \\ H_1: x(k) &= s(k) + v(k) \end{aligned} \quad (1)$$

其中 $s(k)$ 是由目标机动引起的非高斯信号, 且与高斯噪声 $v(k)$ 独立.

设 $\{x(k)\}$ 均值为零, 其三阶累积量定义为^[3]

$$c_{3x}(n, m) = E\{x(k)x(k+n)x(k+m)\} \quad (2)$$

即零均值随机过程的三阶累积量等于其三阶矩.

因为 $v(k)$ 是高斯噪声, 所以 $c_{3v}(n, m) \equiv 0$, 则有 $c_{3x}(n, m) = c_{3s}(n, m)$, 其中 $c_{3s}(n, m)$ 和 $c_{3v}(n, m)$ 分别为信号和噪声的三阶累积量. 由于 $|c_{3s}(n, m)|$ 在原点取峰值^[4], 即

$$|c_{3s}(0, 0)| \geq |c_{3s}(n, m)| \quad (3)$$

因此, 零滞后的累积量可以作为高斯噪声中非高斯信号的统计检测量, 有

$$|c_{3x}(0, 0)| = |E\{x^3(k)\}| \begin{cases} = 0 \text{ 时, 判为 } H_0 \\ > 0 \text{ 时, 判为 } H_1 \end{cases} \quad (4)$$

据此, 我们可以构成基于三阶累积量的目标机动检测方案, 如图 1 所示.

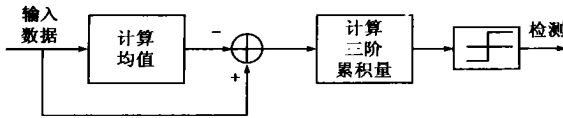


图 1 基于三阶累积量的机动检测框图

由于有限数据长度的影响, 实际中高斯噪声的三阶累积量估计并不为零, 因此, 应当选取合适的门限 $\gamma_1 > 0$.

对于有限长数据, $\{x(k), k=0, 1, \dots, M-1\}$, 其三阶累积量估计为

$$\hat{c}_{3x}(0, 0) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} x^3(k) \quad (5)$$

相应的检测方案为

$$|\hat{c}_{3x}(0, 0)| \begin{cases} < \gamma_1 \text{ 时, 判为 } H_0 \\ \geq \gamma_1 \text{ 时, 判为 } H_1 \end{cases} \quad (6)$$

检测门限 γ_1 的选取, 应依据随机变量 $\hat{c}_{3x}(0, 0)$ 的概率分布确定.

分析可知^[4], 对于足够长的数据记录, $\hat{c}_{3x}(0, 0)$ 近似服从正态分布, 即 $\hat{c}_{3x} \sim N[c_{3x}, \sigma^2(\hat{c}_{3x})]$, 其中, 为了简化表示令 $\hat{c}_{3x} = \hat{c}_{3x}(0, 0)$ 和 $\sigma^2(\hat{c}_{3x}) = E\{[\hat{c}_{3x}(0, 0) - c_{3x}(0, 0)]^2\}$.

在 H_0 假设下, 由于 $v(k)$ 是高斯的, 因此有 $c_{3x} = c_{3v} = 0$ 和 $\sigma^2(\hat{c}_{3x}) = E[\hat{c}_{3x}^2] = \sigma^2(\hat{c}_{3v})$. 而在 H_1 假设下, 有 $c_{3x} = c_{3s}$ 和 $\sigma^2(\hat{c}_{3x}) = E[\hat{c}_{3x} - c_{3s}]^2 = \sigma^2(\hat{c}_{3s})$.

因此, 式(6)等价于判决 \hat{c}_{3x} 是服从正态分布 $N[c_{3s}, \sigma^2(\hat{c}_{3s})]$ 还是 $N[0, \sigma^2(\hat{c}_{3v})]$, 即可转化为似然比检测. 然而, 由于实际中, 分布参数 c_{3s} , $\sigma^2(\hat{c}_{3s})$ 和 $\sigma^2(\hat{c}_{3v})$ 未知, 因此, 确定

检测门限是比较困难的. 实际可行的方法是, 采用归一化累积量 $\bar{c}_{3x} = (\hat{c}_{3x})^2 / \sigma^2(\hat{c}_{3x})$, 其中分母中的方差用下面的样本平均来估计:

$$\sigma^2(\hat{c}_{3x}) \approx \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} (x^3(k) - \hat{c}_{3x})^2 \quad (7)$$

则随机变量 $\hat{c}_{3x} / \sigma(\hat{c}_{3x})$ 近似为正态分布, 其均值为 $c_{3x} / \sigma(\hat{c}_{3x})$, 方差为 1. 由此可知, 在 H_0 假设下, \bar{c}_{3x} 近似服从自由度为 1 的中心 χ^2 分布. 在 H_1 假设下, \bar{c}_{3x} 近似服从自由度为 1 的非中心 χ^2 分布, 非中心参数为 $\lambda_{\bar{c}} = (\hat{c}_{3x})^2 / \sigma^2(\hat{c}_{3x})$.

于是, 式(6)的假设检验简化为经典的 χ^2 检验:

$$\begin{aligned} \bar{c}_{3x} &< \gamma_2 \text{ 判为 } H_0 \\ \bar{c}_{3x} &\geq \gamma_2 \text{ 判为 } H_1 \end{aligned} \quad (8)$$

其中, 门限 γ_2 可由给定的虚警概率 P_{fa} 从 χ^2 分布表查得.

3 本文机动检测算法实现

实际中, 为了用三阶矩估计代替三阶累积量估计计算, 首先必须对观测数据进行去均值处理. 常规的均值的估计方法需要全部数据记录, 这样, 就会产生检测延迟. 为了实现机动检测的实时性, 我们提出逐点更新均值估计法, 即用当前样点最近的前 M 个样点的均值, 作为该样点的均值, 进行去均值运算.

设已有观测数据 $\{x(k)\}, k=1, 2, \dots, M$, 由上所述, 基于三阶累积量的机动检测步骤如下:

步骤 1 取滑动窗长为 M , 计算均值估计序列 $\bar{x}(k) = \frac{1}{M}$

$$\sum_{i=k-M}^{k-1} x(i), k=M, M+1, \dots, \text{ 并置 } \bar{x}(k) = \bar{x}(M), k=0, 1, 2, \dots, M-1, \text{ 经去均值运算得到零均值序列 } \tilde{x}(k) = x(k) - \bar{x}(k), k=0, 1, 2, \dots, M, \dots;$$

步骤 2 估计对应第 i 个样点时刻 $\{\tilde{x}(k)\}$ 的零滞后三阶累积量, 假设 $\{\tilde{x}(k)\}$ 满足遍历性, 则有

$$\hat{c}_{3x}^{(i)}(0, 0) = \frac{1}{M} \sum_{k=i-M}^{i-1} \tilde{x}^3(k) \quad (9)$$

步骤 3 计算归一化三阶累积量

$$\sigma^2(\hat{c}_{3x}^{(i)}) \approx \frac{1}{M} \sum_{k=i-M}^{i-1} (\tilde{x}^3(k) - \hat{c}_{3x}^{(i)})^2 \quad (10)$$

$$\bar{c}_{3x}^{(i)} = (\hat{c}_{3x}^{(i)})^2 / \sigma^2(\hat{c}_{3x}^{(i)}) \quad (11)$$

步骤 4 进行门限判定

$$|\bar{c}_{3x}^{(i)}(0, 0)| \begin{cases} < \gamma_2 \text{ 时, 判为 } H_0 \\ \geq \gamma_2 \text{ 时, 判为 } H_1 \end{cases} \quad (12)$$

步骤 5 当第 $i+1$ 个观测数据到来时, 用最新的 M 个观测数据重复步骤 1~4, 直到检测结束.

由上可知, 上述机动检测方法是逐点进行的, 因此, 可实时检测机动发生的时刻, 其精度即为采样时刻的精度.

4 仿真实验及讨论

根据以上讨论, 我们进行了计算机仿真实验验证. 设一个机动目标的理想运动航路和包含测量噪声的航路如图 2(a)、(b) 所示, 即目标先做匀速直线飞行, 然后突然发生转弯机

动, 最后又恢复匀速直线飞行. 对于有测量噪声的情况, 传统检测方法会产生较大的虚警和漏警, 其检测概率较低, 图 2 (c) 所示为对应单次检测的情况. 而基于高阶累积量的机动检测方法由于能够有效地抑制高斯噪声, 因此可以得到较好的检测效果, 图 2 (d) 所示为对应的单次检测结果. 另外, 在虚警概率 $P_{fa} = 10^{-2}$ 和 $M = 32$ 的情况下, 进行了 100 次 Monte Carlo 仿真, 平均检测概率与信噪比的关系如图 3 所示. 可见, 新方法的检测性能明显优于传统方法, 特别是在低信噪比的情况下, 检测性能的提高更加显著.

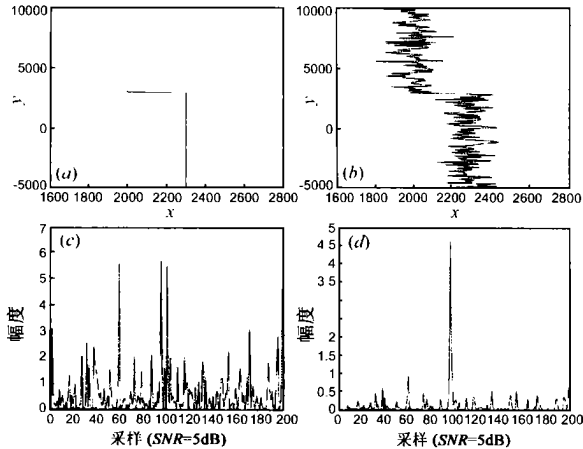


图 2 (a) 机动目标理想航路; (b) 机动目标包含测量噪声的航路; (c) 传统机动检测算法 (SNR = 5dB); (d) 基于三阶累积量的机动检测算法

前面我们曾经提到, 采用逐点更新均值估计法, 是用 M 个观测数据求均值. 因此, 选取不同的 M , 在相同信噪比的情况下, 检测概率也有所不同, 如图 4 所示. 可见, 在低信噪比的情况下, 数据长度 M 的增加, 有利于提高检测概率. 这是由于 M 的增加有利于减小均值估计和三阶累积量估计的方差, 从而提高检测概率. 因此, 实际应用中, 可随观测数据的不断增加而相应地增加 M .

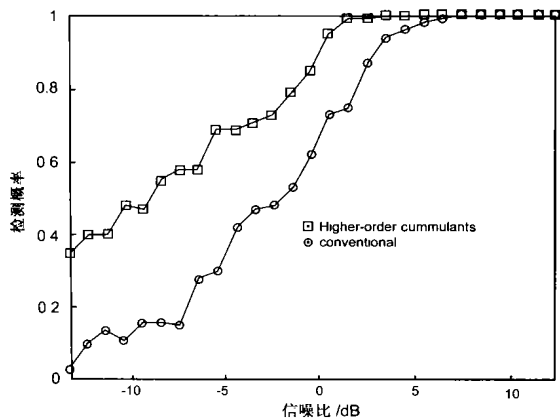


图 3 检测概率与信噪比的关系

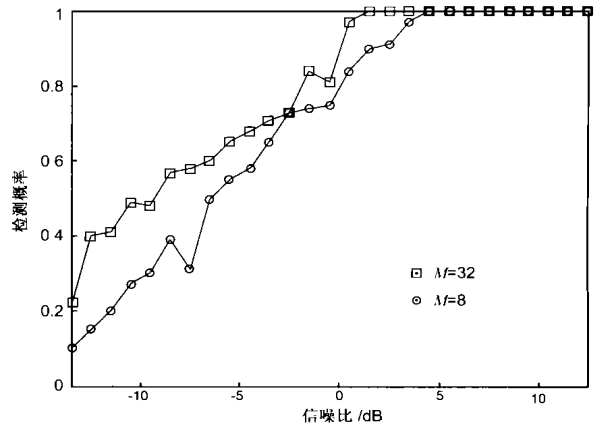


图 4 不同数据长度检测概率与信噪比的关系

5 结论

机动检测是多模型目标跟踪中的一个关键问题. 传统的机动检测方法由于对噪声没有滤波作用, 因此在信噪比较低的情况下, 其检测性能将严重下降. 多分辨率方法虽然可以有效地滤除噪声, 但由于机动检测延迟较长, 因而会使目标跟踪因模型更换不及时而失败. 本文提出的基于高阶累积量的机动检测方法, 由于利用了高阶累积量对高斯噪声的良好抑制作用, 使得在低信噪比的情况下, 其检测性能远优于传统方法. 采用逐点数据更新的均值估计和三阶累积量估计方法, 提高了检测的实时性, 从而使该方法具有良好的应用前景.

参考文献:

- [1] Hong L. Multiresolutional estimation using wavelet transform [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29(4): 1244 - 1251.
- [2] Hong L. Multiresolutional multiple-model target tracking [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(2): 518 - 524.
- [3] Nikias C L, Petropulu A P. Higher-Order Spectra Analysis: A Nonlinear Signal Processing Framework [M]. Englewood Cliffs: PTR Prentice Hall, 1993.
- [4] Giannakis G B, Tsatsanis M K. Signal detection and classification using matched filtering and higher-order statistics [J]. IEEE Trans Acoustics, Speech, Signal Processing, 1990, 38(7): 1284 - 1296.

作者简介:

宋骞平 男, 硕士, 1975 年 12 月生于陕西省西安市, 现为西安电子科技大学教师.

姬红兵 男, 博士, 1963 年 8 月生于陕西省榆林市, 现任西安电子科技大学研究生院常务副院长, 教授, 博士生导师. IEEE 会员, 中国电子学会高级会员, 主要从事信号与信息处理和目标识别方面的研究工作.

高新波 男, 博士, 1972 年 8 月生于山东省莱芜市, 现为西安电子科技大学教授, 硕士生导师, IEEE 会员, 中国电子学会高级会员, 主要从事信号与信息处理和模式识别等方面的研究工作.