

MEMS 陀螺的抗野值自适应滤波降噪方法

李 杨¹, 胡柏青², 覃方君², 冯国利²

(1. 海军装备研究院 舰船所, 北京 100161; 2. 海军工程大学 电气工程学院, 湖北 武汉 430033)

摘 要:针对微机电系统(MEMS)陀螺随机漂移较大及量测信息中野值对滤波的不利影响,提出了一种抗野值自适应滤波降噪方法。该方法采用 Allan 方差信息估计量测噪声方差参数,避免了 Kalman 滤波器与量测噪声估值器之间的相互关联,能有效抑制滤波发散。在此基础上引入新息抗野值算法,通过修正新息去除野值的不利影响,增强对随机漂移的滤波效果。实测数据试验结果表明,采用该文方法滤波后的 MEMS 陀螺输出信号均方差及角度随机游走都比滤波前明显降低,验证了提出的滤波方法在 MEMS 陀螺降噪中的有效性。

关键词:自适应滤波; 微机电系统(MEMS)陀螺; 时间序列分析; Allan 方差; 野值

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

De-noising Method of Outlier Rejecting and Adaptive Filtering for MEMS Gyroscope

LI Yang¹, HU Baiqing², QIN Fangjun², FENG Guoli²

(1. The Research Institute of Ships, Navy Academy of Armament, Beijing 100161, China;

2. College of Electrical Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: Aimed at the problem of large random drift of micro-electro-mechanical systems (MEMS) gyroscope and the negative impact of filter due to the outliers in measurement, an outlier rejecting and adaptive filtering method is proposed for MEMS de-noising. The Allan variance is used to estimate the parameters of the measurement noise variance, thus the connection between Kalman filter and estimator of measurement noise is avoided and the filter divergence is suppressed effectively. On this basis, the outlier rejecting algorithm of new information is introduced. The negative influence of outliers is removed by revising the new information and the de-noising effect is enhanced. The experimental result from the practical gyro measurement show that the mean square error and angle random walk have been reduced significantly by using the proposed method, which prove that the proposed filtering method is effective for de-noising of MEMS gyroscope.

Key words: adaptive filter; MEMS gyroscope; time-series analysis; Allan variance; outliers

0 引言

随着微机电系统(MEMS)技术的快速发展, MEMS 陀螺以其体积小,成本低,功耗小及抗冲击能力强等优点,在低成本惯性系统中获得了越来越广泛的应用^[1-4]。由于制作工艺等原因,目前, MEMS 陀螺的精度较低,限制了其应用。对 MEMS 陀螺随机漂移进行建模补偿是提高其精度的一个重要手段^[4]。利用时间序列分析法进行建模,进而采用现代滤波技术对陀螺随机漂移进行滤波补偿,在 MEMS 陀螺降噪领域得到了广泛应用。文献[1-3]提出采用标准 Kalman 滤波方法对建立的随机漂移模型进行滤波,但在实际应用中很难得

到精确的噪声模型和噪声统计特性,采用标准 Kalman 滤波会产生滤波发散现象。文献[4-6]提出采用自适应滤波技术,在滤波的同时利用观测信息不断估计和修正模型参数以提高滤波的精度。文献[7-8]提出采用 Sage-husa 自适应滤波对建立的随机漂移模型进行滤波,但传统的 Sage-husa 自适应滤波中 Kalman 滤波公式推导与噪声参数的估计之间具有较强的内在联系性,易造成滤波器的不稳定,影响滤波精度。本文提出了一种用于 MEMS 陀螺降噪的抗野值自适应滤波方法,该方法采用 Allan 方差信息估计量测噪声方差参数,用于滤波过程中量测噪声方差的更新。由于 Kalman 滤波过程与量

收稿日期:2014-09-03

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61374206, 61104184);国家重大科学仪器开发专项基金资助项目(2011YQ12004502)

作者简介:李杨(1987-),男,山东日照人,工程师,博士,主要从事船舶导航论证和技术研究。

测噪声方差的估计过程完全独立,因而能有效抑制滤波发散。在此基础上引入新息抗野值算法,通过修正新息去除野值对滤波的不利影响,使滤波结果更稳定,增强了对MEMS陀螺随机漂移的降噪效果。

1 MEMS陀螺随机漂移建模

时间序列分析是一种现代统计分析方法^[3-4],该方法直接利用随机时间序列来建立差分方程,它把一个高度相关的平稳随机时间序列表示成一个数字递推的形式。常用的时间序列分析模型有自回归模型(AR)、滑动平均模型(MA)和自回归滑动平均(ARMA)模型3种。实际应用中,由于陀螺随机漂移模型的阶次一般不超过2~3阶,且AR模型作为线性方程,在计算上比ARMA和MA模型更具优势^[3],所以本文采用AR模型对MEMS陀螺随机漂移进行建模。

MEMS陀螺随机漂移是一个非平稳随机过程,分别采用一阶、二阶和三阶自回归模型AR(1)、AR(2)、AR(3)来描述该随机漂移数据构成的随机漂移序列。采用递推最小二乘算法^[4]对拟定的AR(1)、AR(2)、AR(3)的模型参数进行估计,估计结果如表1所示。

表1 ARMA各模型拟合参数及标准差对比

模型	AR(1)	AR(2)	AR(3)
φ_1	0.0103 5	0.009 801	0.009 723
φ_2	0	0.008 026	0.008 012
φ_3	0	0	0.002 204
标准差/ 10^{-4}	4.196 25	3.695 04	3.195 32

由表1可看出,AR(3)模型标准差最小,但AR(2)与AR(3)模型的标准差相差不大,在保证模型准确性的基础上,为减小算法复杂度,选择AR(2)模型作为陀螺随机漂移模型:

$$y_k = 0.009\ 801 y_{k-1} + 0.008\ 026 y_{k-2} + a_k \quad (1)$$

取系统状态 $\mathbf{X}_k = [y_k \ y_{k-1}]^T$, 过程噪声 $\mathbf{W}_k = [a_k \ 0]^T$, 则系统状态方程为:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{W}_k \quad (2)$$

$$\text{式中: } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.009\ 801 & 0.008\ 026 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

设 $\mathbf{V}_k$ 为 AR(2)模型的估计误差,则有 $\mathbf{Y}_k = y_k + \mathbf{V}_k$, 设系统输出 $\mathbf{Z}_k = \mathbf{Y}_k$, 则构建系统量测方程为

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{C}\mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (3)$$

式中 $\mathbf{C} = [1 \ 0]$ 。 $\mathbf{W}_k$ 、 $\mathbf{V}_k$ 的统计特性为

$$\begin{cases} E(\mathbf{W}_k) = E(\mathbf{V}_k) = 0 \\ Cov(\mathbf{V}_k, \mathbf{V}_j) = R\delta_{kj}, Cov(\mathbf{W}_k, \mathbf{W}_j) = Q\delta_{kj} \\ Cov(\mathbf{W}_k, \mathbf{V}_j) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

时间序列分析建模参数具有对MEMS陀螺随机漂移的敏感性,当MEMS陀螺随机漂移AR(2)模型出现偏差时,采用自适应滤波方法对滤波方程和随机噪声统计特性进行补偿。

2 抗野值自适应滤波方法

2.1 Allan方差概述

Allan方差法是20世纪60年代提出的一种方法,起初被用于研究高精度振荡器的稳定性,后来该方法被用于辨识惯性器件随机误差。Allan方差法能对各种类型的误差源和整个噪声统计特性进行辨识,目前已成为IEEE推荐的噪声过程特性分析方法^[9]。

以采样间隔 τ_0 对MEMS陀螺的输出角速率进行采样,采样长度为 N 。将采集的数据分成 K 组 ($K = N/M$), 每组包含 M ($M \leq (N-1)/2$) 个采样点。

每一组数据的时间长度为 $\tau_M = M\tau_0$, 称为相关时间。按下式对每一组求平均值:

$$\bar{\omega}_k(M) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \omega_{(k-1)M+i} \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (5)$$

则Allan方差定义为

$$\sigma^2(\tau_M) = \frac{1}{2} \langle (\bar{\omega}_{k+1}(M) - \bar{\omega}_k(M))^2 \rangle = \frac{1}{2(K-1)} \sum_{k=1}^{K-1} (\bar{\omega}_{k+1}(M) - \bar{\omega}_k(M))^2 \quad (6)$$

式中 $\langle \rangle$ 为求总体平均。

2.2 量测噪声方差的渐消记忆自适应算法

Sage-husa 自适应滤波^[10-11] (SHAKF)可在线计算系统噪声方差阵 $\mathbf{Q}$ 和量测噪声方差阵 $\mathbf{R}$ 。但SHAKF中Kalman滤波公式的推导与噪声参数估计过程都是直接在时域上进行的, Kalman滤波器与噪声参数估值器之间存在较强的相互关联,严重影响滤波精度。因为系统噪声主要为低频噪声,而量测噪声为宽频噪声,因此,量测噪声的方差可通过频带分割法进行分离。Allan方差滤波器为带通滤波器,可直接滤除部分低频的噪声,宽频噪声的Allan方差值可近似为量测噪声的方差,因此可通过

求取当前时刻 MEMS 陀螺输出信号的 Allan 方差来估计量测噪声方差。计算取样间隔为最短采样时间 τ_0 时的 Allan 方差,得到下式递推形式:

$$\sigma_k^2(\tau_0) = \frac{1}{2(k-1)} \sum_{i=2}^k (Z_i - Z_{i-1})^2 = \left(1 - \frac{1}{k-1}\right) \left[\frac{1}{2(k-2)} \sum_{i=2}^{k-1} (Z_i - Z_{i-1})^2 \right] + \frac{1}{2(k-1)} (Z_k - Z_{k-1})^2 \quad (7)$$

则量测噪声方差为

$$\hat{R}_k = \left(1 - \frac{1}{k-1}\right) \hat{R}_{k-1} + \frac{1}{2(k-1)} (Z_k - Z_{k-1})^2 \quad (8)$$

式中 $k=2, 3, \dots$, 初始值 $\hat{R}_1$ 任意选取。

引入加权系数 β_k 以增强当前信息的权重:

$$\beta_{k,i} = \frac{1-b}{1-b^k} b^{k-i} \quad i=1, 2, \dots, k \quad (9)$$

式中: $\beta_{k,i} = \frac{\beta_{k,i-1}}{b}$, $\sum_{i=1}^k \beta_{k,i} = 1$, 渐消因子 b 通常取为 $0.95 \sim 0.99$ 。

用 β_{k-1} 取代式(8)中 $\frac{1}{k-1}$ 可得

$$\hat{R}_k = (1 - \beta_{k-1}) \hat{R}_{k-1} + \frac{1}{2} \beta_{k-1} (Z_k - Z_{k-1})^2 \quad (10)$$

将式(10)引入到 SHAKF 滤波框架中,交替运用滤波方程,便可估计出系统状态和量测噪声统计特性。由于量测噪声方差的估计过程与 Kalman 滤波过程完全独立,因而该方法能有效抑制滤波发散,提高滤波精度。

2.3 新息抗野值算法

实际应用中, MEMS 陀螺受周围复杂环境条件的影响,采集到的输出信号中常含有野值。带有野值的数据样本会使滤波结果发生偏移,甚至引起滤波发散。由于自适应滤波抗野值效果不明显,因此在本文滤波法中引入抗野值环节^[12],消除野值带来的不利影响,提高滤波稳定性,增强自适应滤波器对随机漂移的滤波效果。

SHAKF 中状态估计公式为

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_k \varepsilon_k \quad (11)$$

$$\varepsilon_k = Z_k - C_k \hat{X}_{k,k-1} \quad (12)$$

式中 ε_k 为新息序列。由式(11)、(12)可看出,量测信息 Z_k 以线性组合的方式对滤波的状态估计 $\hat{X}_k$ 产生影响,当量测信息中含有野值时,野值信息就会对以 K_k 倍的权值对状态预测 $\hat{X}_{k,k-1}$ 进行错误修正,使状态估计 $\hat{X}_k$ 偏移正常值,进而使滤波结果出现

偏差甚至发散。针对该问题,在自适应滤波器中加入抗野值环节是必要的。当量测信息中不含野值时,滤波器能充分利用新息对量测噪声估值器进行估计;当量测信息中含有少量野值时,滤波器能将野值控制在某预先给定的界限内^[12-14]。构建新息抗野值算法如下:

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_k Y_k(\alpha_k) \varepsilon_k \quad (13)$$

$$Y_k(\alpha_k) = \begin{cases} 1 & \alpha_k \leq \gamma_k^2 / \lambda_k \\ \gamma_k / \sqrt{\alpha_k \lambda_k} & \alpha_k > \gamma_k^2 / \lambda_k \end{cases} \quad (14)$$

$$\alpha_k = \varepsilon_k^T D_k^{-1} \varepsilon_k \quad (15)$$

$$D_k = C_k P_{k,k-1} C_k^T + Q_k \quad (16)$$

式中: $Y_k(\cdot)$ 为修正函数; α_k 服从自由度为 m 的 χ^2 分布, m 为量测信息 Z_k 的维数,此处为 1; D_k 为权矩阵; $P_{k,k-1}$ 与 Q_k 分别为 SHAKF 滤波器中状态一步预测均方误差与噪声方差阵参数; λ_k 为矩阵 $K_k D_k K_k^T$ 的最大特征值; γ_k 为适当选取的门限常数,在工程问题具体应用中, γ_k 可凭经验选取。

式(13)、(16)构成了新息抗野值修正算法。当量测信息不含野值时, $Y_k(\cdot) = 1$, 当量测信息出现野值而 α_k 增大时, $Y_k(\cdot)$ 减少,从而利用修正函数减少了野值的影响权重,使滤波结果更稳定,精度更高。在量测噪声方差采用 Allan 方差信息估计的基础上,将新息抗野值算法整合到 SHAKF 滤波框架中,即构建了本文抗野值自适应滤波方法。

3 实测数据试验与结果分析

为验证本文提出的滤波方法在消除 MEMS 陀螺随机漂移中的有效性,对实验室 ADIS16375 型 MEMS 惯性测量单元进行实测数据试验。该组件是一个包含三轴 MEMS 陀螺和三轴加速度计的惯性传感器,如图 1 所示,其中陀螺的零偏不稳定性为 $15 (^{\circ})/h$ 。将该 MEMS 惯性单元固定于双轴速率转台基准面上,以 100 Hz 采样频率静态采集 1 h 输出数据进行分析研究,如图 2 所示。

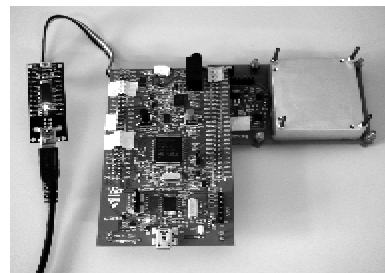


图 1 实验室 MEMS 陀螺(ADIS16375)



图2 实验室高精度双轴速率转台
(MEMS陀螺固定于基准面)

采用本文提出的滤波法与传统 SHAKF 法进行对比,可得滤波前、后 MEMS 陀螺输出数据对比曲线如图 3~5 所示。表 2 为滤波前、后 3 个轴向陀螺输出信号统计特性对比。

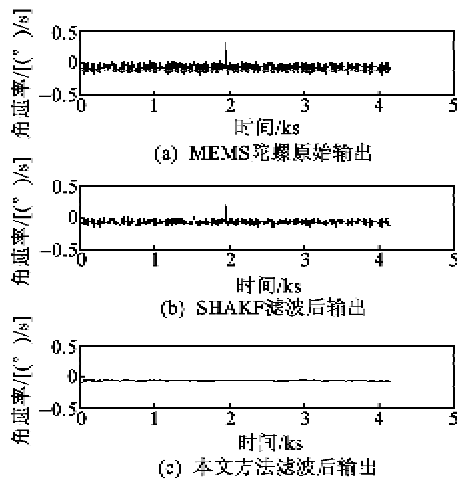


图3 X陀螺滤波前、后输出数据比较

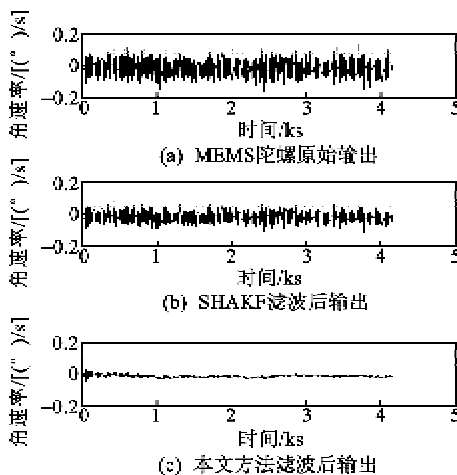


图4 Y陀螺滤波前、后输出数据比较

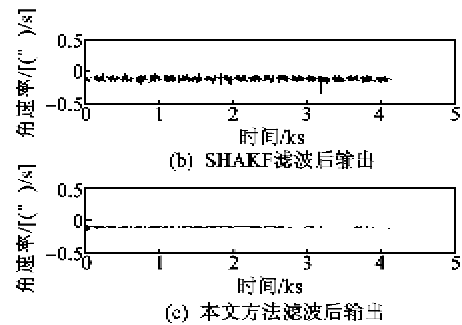
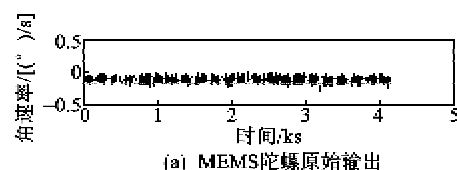


图5 Z陀螺滤波前、后输出数据比较

表2 滤波前、后3个MEMS陀螺输出数据统计特性

陀螺编号	统计特性	MEMS原始输出	SHAKF	本文滤波方法
X陀螺	均方差/ [$(^{\circ})/s$]	0.129 1	0.0479 1	0.021 5
Y陀螺	均方差/ [$(^{\circ})/s$]	0.128 0	0.047 2	0.041 4
Z陀螺	均方差/ [$(^{\circ})/s$]	0.130 7	0.059 0	0.014 3

对比图 3~5 可看出,滤波后的 MEMS 陀螺随机漂移减小,且相比传统 SHAKF 法,本文提出的滤波法对随机漂移的抑制效果更明显,并对野值信号有抑制作用,具备一定的抗野值能力。由表 2 可见,滤波后陀螺输出信号的均方差比滤波前减小了 1 个数量级,在保证无偏估计的前提下,提出的滤波方法有效抑制了 MEMS 陀螺随机漂移的分散程度。

为了进一步验证本文提出的滤波法的有效性,采用标准 Allan 方差分析法分析滤波前、后三轴 MEMS 陀螺的随机误差特性。由于角度随机游走是构成陀螺随机漂移的主要噪声项,因此重点关注滤波前、后陀螺输出信号中角度随机游走的变化,具体对比数据如表 3 所示。

表3 滤波前、后3个MEMS陀螺角度随机游走对比

陀螺类型	滤波状态	角度随机游走/[$(^{\circ})/\sqrt{h}$]
X陀螺	滤波前	2.436 7
	滤波后	0.414 5
Y陀螺	滤波前	2.444 2
	滤波后	0.795 5
Z陀螺	滤波前	2.433 5
	滤波后	0.235 1

由表 3 可见,滤波后陀螺的角度随机游走减少,进一步验证了本文滤波法对抑制 MEMS 陀螺随机漂移的有效性。综上分析可看出,本文提出的滤

波法具有较高的滤波稳定性和估计精度,能有效抑制 MEMS 陀螺的随机漂移。

4 结束语

本文采用时间序列分析法对 MEMS 陀螺进行了 AR(2)建模,提出了一种抗野值自适应滤波降噪方法。该法采用 Allan 方差信息估计量测噪声的方差,避免了 Kalman 滤波器与量测噪声估值器间的强关联性,能降低滤波发散的风险,并将新息抗野值算法整合到滤波方程中,通过修正新息去除野值对滤波的不利影响,有效提高了滤波稳定性,增强降噪效果。实测数据试验结果表明,采用本文滤波法能有效抑制 MEMS 陀螺输出信号中的随机漂移,可提高 MEMS 惯性测量单元的精度。

参考文献:

- [1] 蒙涛,王昊,李辉,等. MEMS 陀螺误差建模与滤波方法[J]. 系统工程与电子技术,2009,31(8):1944-1947.
MENG Tao, WANG Hao, LI Hui, et al. Error modeling and filtering method for MEMS gyroscope[J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(8): 1944-1947.
- [2] 李星海,陈述奇,蔡体菁,等. 火箭弹 MEMS 陀螺捷联惯导系统[J]. 压电与声光,2012,34(5):703-707.
LI Xinghai, CHEN Shuqi, CAI Tijing, et al. MEMS gyro strapdown inertial navigation system(SINS) for rockets[J]. Piezoelectrics & Acoustooptics, 2012, 34(5):703-707.
- [3] 钱华明,夏全喜,阙兴涛,等. MEMS 陀螺仪随机漂移仿真和试验[J]. 北京航空航天大学学报,2010,36(6):636-639.
QIAN Huaming, XIA Quangxi, QUE Xingtao, et al. Simulation and experiment of random errors of MEMS gyroscope[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2010,36(6):636-639.
- [4] 李杰,张文栋,刘俊,等. 基于时间序列分析的 Kalman 滤波方法在 MEMS 陀螺仪随机漂移误差补偿中的应用研究[J]. 传感技术学报,2006,19(5):2215-2219.
LI Jie, ZHANG Wendong, LIU Jun. Research on the application of the time-series analysis based Kalman filter in MEMS gyroscope random drift compensation[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2006, 19(5):2215-2219.
- [5] 刘宇,贺涛,段耀宇,等. 基于提升小波的 MEMS 陀螺去噪方法研究[J]. 压电与声光,2012,34(3):359-364.
LIU Yu, HE Tao, DUAN Yaoyu, et al. Study on denosing method in MEMS gyroscope based lifting wavelet[J]. Piezoelectrics & Acoustooptics, 2012, 34(3): 359-364.
- [6] DING W D, WANG J L, RIZOS C. Improving adaptive Kalman estimation in GPS/INS integration[J]. Journal of Navigation, 2007, 60: 517-529.
- [7] SAGE A P, HUSA G W. Adaptive filtering with unknown prior statistics[C]//Boulder Colorado: Proceedings of Joint Automatic Control Conference, 1969: 760-769.
- [8] SAMEH N, KLAUS S, NASER E, et al. Modeling inertial sensor errors using autoregressive(AR) models[J]. Navigation, 2004, 51(4):259-268.
- [9] ALLAN W D. Statistics of atomic frequency standards [C]//U. S. A;Proceedings of the IEEE, 1966, 54(2): 221-230.
- [10] GAO W, LI J C. Adaptive Kalman filtering for the integrated SINS/DVL system[J]. Journal of Computational Information Systems, 2013, 16(9):6443-6450.
- [11] 魏伟,秦永元,张晓冬,等. 对 Sage-Husa 算法的改进[J]. 中国惯性技术学报,2012,20(6):678-686.
WEI Wei, QIN Yongyuan, ZHANG Xiaodong, et al. Amelioration of the Sage-Husa algorithm[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2012, 20(6):678-686.
- [12] 闫新,刘洁瑜,宁小磊,等. 抗野值自适应 Kalman 滤波在 MEMS 加速度计信号处理中的应用[J]. 电光与控制,2009,16(11):71-73.
YAN Xin, LIU Jieyu, NING Xiaolei, et al. Application of adaptive Kalman filter tolerant to outliers in MEMS accelerometer signal processing[J]. Electronics Optics and Control, 2009, 16(11):71-73.
- [13] 彭大国,李治安,李晓明,等. 塔康高精度测角及抗野值研究[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版,2014,26(4):483-487.
- [14] 毛瑞石,李忠,邓新文. 基于集员滤波的鱼雷声纳子带自适应滤波算法[J]. 四川兵工学报,2013(5):35-37.
MAO Ruishi, LI Zhong, DENG Xinwen. Torpedo sonar subband adaptive filtering algorithm based on set membership filtering[J]. Journal of Sichuan Ordnance, 2013(5):35-37.