DOI:10.13203/j.whugis1996.01.005
第 21 卷第 1 期 武汉测绘科技大学学报 Vol. 21 No. 1
1996 年 3 月 Journal of Wuhan Technical University of Surveying and Mapping March 1996

水下机动目标轨迹跟踪的自适应估计方法

奚锐锋 刘经南 陶本藻 陆立发
（武汉测绘科技大学地球科学与测量工程学院，武汉市珞喻路 39 号，430070）

摘 要 研究了用 GPS 测定基阵坐标，分析了水听器基阵所接收到的声脉冲信号的处理。通过模拟和实测数据的试算，证明了本文提出的模型及方法不但能处理多系统含有粗差的观测值，而且具有良好的跟踪处理机动目标的性能。

关键词 基阵；机动目标跟踪；自适应滤波；坐标转换；粗差检验
分类号 P245

水下机动目标的轨迹监测，是通过目标上的发射换能器以规则的间隔发出声脉冲（这个声脉冲含有和基阵系统时间标准同步的钟信号），根据各水听器记录到的声脉冲的时刻，计算声脉冲传播到每个水听器的时间，由此得到水听器到机动目标的距离。通过 3 个以上的距离交会，便可得到机动目标在这一时刻相对于基阵坐标系统的空间三维坐标。目标不断发出声脉冲，便可得到目标在空间的一系列点位。由于观测误差和粗差的存在，这些点位轨迹并不是机动目标的真实运动轨迹。因此，必须通过两个或两个以上基阵，解算出一系列运动轨迹。再通过一定的数学方法进行处理，得到最能代表实际情况的运动轨迹。

1 动态自适应卡尔曼滤波方程

要在含有观测噪声和动态噪声的时间序列中求得机动目标的运动轨迹，应采用最优状态估计。卡尔曼滤波就是一种最优状态估计方法。

1.1 卡尔曼滤波的基本原理

设卡尔曼滤波的状态方程和观测方程为：

$$\underset{n1}{X_k} = \underset{nn}{\Phi_{k,k-1}}\underset{n1}{X_{k-1}} + \underset{nr}{\Gamma_{k-1}}\underset{r1}{\Omega_{k-1}} \tag{1}$$

$$\underset{m1}{L_k} = \underset{mn}{A_k}\underset{n1}{X} + \underset{m1}{\varepsilon_k} \quad (k = 1,2,\cdots) \tag{2}$$

式中 Ω_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的 r 维动态噪声，ε_k 为 k 时刻的 m 维观测噪声，并且 (Ω_k) 和 (ε_k) 是互不相关的零均值白噪声序列，即 $E\{\Omega_k\}=0, E\{\varepsilon_k\}=0, \mathrm{cov}\{\Omega_k,\Omega_j\}=E\{\Omega_k,\Omega_j^{\mathrm{T}}\}=Q_k\delta_{kj}, \mathrm{cov}\{\varepsilon_k,\varepsilon_j\}=E\{\varepsilon_k,\varepsilon_j^{\mathrm{T}}\}=R_k\delta_{kj}, \mathrm{cov}\{\Omega_k,\varepsilon_j\}=E\{\Omega_k,\varepsilon_j^{\mathrm{T}}\}=0$。其中，$Q_k$ 称为系统噪声阵，为一已知的非负定阵；R_k 为观测噪声方差阵，也为一已知的正定阵；δ_{kj} 是 Kronccker-δ 函数。初始状态矢量的统计特性为 $E\{X_0\}=\mu_{X_0}, \mathrm{var}\{X_0\}=C_{X_0}$，且 X_0 与 $\{\Omega_k\}$、$\{\varepsilon_k\}$ 都不相关。可推得卡尔漫滤波的基本方程如下：

状态一步预测方程 $$\hat{X}_{k/k-1}=\Phi_{k,k-1}\hat{X}_{k-1} \tag{3}$$

状态估计计算方程 $$\hat{X}_k=\hat{X}_{k/k-1}+K_k(L_k-A_k\hat{X}_{k/k-1}) \tag{4}$$

收稿日期：1995-08-29. 奚锐锋，男，38 岁，副教授，现从事动态 GPS 数据处理研究。

滤波增益方程　$K_k=D_{k/k-1}A_k^{\mathrm{T}}(A_kD_{k/k-1}A_k^{\mathrm{T}}+R_k)^{-1}$　(5)

一步预测均方误差方程　$D_{k/k-1}=\Phi_{k,k-1}D_{k-1}^{\mathrm{T}}\Phi_{k,k-1}+\Gamma_{k-1}Q_{k-1}\Gamma_{k-1}^{\mathrm{T}}$　(6)

估计均方误差方程　$D_k=(1-K_kA_k)D_{k/k-1}(1-K_kA_k)^{\mathrm{T}}+K_kR_kK_k^{\mathrm{T}}$　(7)

1.2　自适应建模原理

1.2.1　函数模型的建立

设 X_k、Y_k、Z_k 表示水下机动目标的三维坐标,$k=1,2,\cdots,t$;X_i、Y_i、Z_i 表示基阵中第 i 个水听器的三维坐标;$S_i=V_iT_i$,$i=A,B,C$ 或 $i=1,2,\cdots,6$(水听器个数),T_i 为声音传播到水听器 i 的时间,V_i 是该水听器处的声速,S_i 为目标位置到第 i 个水听器的距离。这里可设:

$$X_k=[X_k\quad Y_k\quad Z_k\quad V_{X_k}\quad V_{Y_k}\quad V_{Z_k}\quad \alpha_{X_k}\quad \alpha_{Y_k}\quad \alpha_{Z_k}]^{\mathrm{T}},\quad \Omega_k=[X_k''\quad Y_k''\quad Z_k'']^{\mathrm{T}}$$

$$\underset{9\times 9}{\Phi}_{k,k-1}=\begin{bmatrix}\underset{3\times 3}{I} & \Delta t_{k,k-1}\underset{3\times 3}{I} & \frac{1}{2}\Delta t_{k,k-1}^2\underset{3\times 3}{I}\\ 0 & \underset{3\times 3}{I} & \Delta t_{k,k-1}\underset{3\times 3}{I}\\ 0 & 0 & \underset{3\times 3}{I}\end{bmatrix},\quad \underset{9\times 3}{\Gamma}_{k,k-1}=\begin{bmatrix}\frac{1}{6}\Delta t_{k,k-1}^3 & \underset{3\times 3}{I}\\ \frac{1}{2}\Delta t_{k,k-1}^2 & \underset{3\times 3}{I}\\ \Delta t_{k,k-1} & \underset{3\times 3}{I}\end{bmatrix}$$

观测方程为:

$$S_{ik}=\sqrt{(X_k-X_i)^2+(Y_k-Y_i)^2+(Z_k-Z_i)^2}$$

对于不同的基阵系统,上述各式的具体形式也不相同。对 BATS 系统,除观测目标位置到第 i 个水听器($i=A,B,C$)的距离外,还直接观测有目标深度 $\hat{H}_k=Z_k+\delta Z_k$,则

$$L_k=[S_{Ak}\quad S_{Bk}\quad S_{Ck}\quad Z_k]^{\mathrm{T}},S_{ik}=S_{ik}^0+\delta S_{ik}(\text{改正数}),\ S_{ik}^0=[S_{Ak}^0\quad S_{Bk}^0\quad S_{Ck}^0]^{\mathrm{T}}$$

经线性化,可得:

$$\underset{4\times 9}{A}_k=\begin{bmatrix}\Delta X_{Ak}/S_{Ak}^0 & \Delta Y_{Ak}/S_{Ak}^0 & \Delta Z_{Ak}/S_{Ak}^0 & & \\ \Delta X_{Bk}/S_{Bk}^0 & \Delta Y_{Bk}/S_{Bk}^0 & \Delta Z_{Bk}/S_{Bk}^0 & 0\cdot\underset{3\times 3}{I} & 0\cdot\underset{3\times 3}{I}\\ \Delta X_{Ck}/S_{Ck}^0 & \Delta Y_{Ck}/S_{Ck}^0 & \Delta Z_{Ck}/S_{Ck}^0 & & \\ 0 & 0 & 1 & 0\quad 0\quad 0 & 0\quad 0\quad 0\end{bmatrix}$$

对 Toss 系统,$i=1,2,\cdots,6$,则

$$L_k=[S_{1k}\,S_{2k}\,S_{3k}\,S_{4k}\,S_{5k}\,S_{6k}]^{\mathrm{T}},S_{1k}=S_{1k}^0+\delta S_{1k}(\text{改正数}),S_{1k}^0=[S_{1k}^0\,S_{2k}^0\,S_{3k}^0\,S_{4k}^0\,S_{5k}^0\,S_{6k}^0]^{\mathrm{T}}$$

经线性化可得:

$$\underset{6\times 9}{A}=\begin{bmatrix}\Delta X_{1k}/S_{1k}^0 & \Delta Y_{1k}/S_{1k}^0 & \Delta Z_{1k}/S_{1k}^0 & \\ \cdots & \cdots & \cdots & \underset{6\times 6}{0}\\ \Delta X_{5k}/S_{5k}^0 & \Delta Y_{5k}/S_{5k}^0 & \Delta Z_{5k}/S_{5k}^0 & \\ \Delta X_{6k}/S_{6k}^0 & \Delta Y_{6k}/S_{6k}^0 & \Delta Z_{6k}/S_{6k}^0 & \end{bmatrix}$$

其中,$S_{ik}^0=\sqrt{(X_k^0-X_i)^2+(Y_k^0-Y_i)^2+(Z_k^0-Z_i)^2}$,$X_k^0=[X_k^0\quad Y_k^0\quad Z_k^0]^{\mathrm{T}}=X_{k/k-1}$(一步预测状态向量),$\Delta X_{ik}=X_k^0-X_i$,$\Delta Y_{ik}=Y_k^0-Y_i$,$\Delta Z_{ik}=Z_k^0-Z_i$。由此可按(3)至(7)式估计各状态向量。

1.2.2　随机模型辨识

由卡尔曼滤波理论可知,要对某系统进行卡尔曼滤波,除已知状态方程、观测方程外,还必须已知观测噪声方差阵 R_k 和动态噪声方差阵 Q_k(包括模型误差)。但实际观测时往往会出现一些难以估计的误差。

首先,为了克服卡尔曼滤波的发散现象,采用贝叶斯自适应估计方法导出在卡尔曼滤波中

自适应地估计出 R_k、Q_k 的滤波公式，称为贝叶斯自适应卡尔曼滤波方程。要进行贝叶斯自适应估计，关键在于要给出被估计量 Q、R 的验前分布。一般来说，这种分布是不确切知道的。在观测中，可以认为 Q、R 随时间的变化比较缓慢，我们不妨认为它们在某个区间均匀分布，即

$$P(Q_{ij}) = \begin{cases} 1/(\overline{Q}_{ij} - \underline{Q}_{ij}) & \underline{Q}_{ij} \leqslant Q_{ij} \leqslant \overline{Q}_{ij} \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \tag{8}$$

其中 Q_{ij} 为 Q 的第 i、j 个元素（$i,j=1,2,\cdots,n$）。

$$P(R_{ij}) = \begin{cases} 1/(\overline{R}_{ij} - \underline{R}_{ij}) & \underline{R}_{ij} \leqslant R_{ij} \leqslant \overline{R}_{ij} \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \tag{9}$$

其中 R_{ij} 为 R 的第 i、j 个元素（$i,j=1,2,\cdots,m$）。

在上述假设下，由 Bayes 条件概率公式可得：

$$P(X^k,Q,R/L^k) = P(L^k,X^k,Q,R)/P(L^k) \propto P(L^k,X^k,Q,R) \triangleq J$$

其中，$X^k=\{X_0,X_1,\cdots,X_k\}$，$L^k=\{L_1,L_2,\cdots,L_k\}$。假设 X_i、Q、R 是互相独立的（$i=0,1,\cdots,k$），则

$$J = P(L^k/X^k,Q,R)\cdot P(X^k/Q)\cdot P(Q)\cdot P(R)$$

注意到 $X_i/X_{i-1},Q \sim N_n(\Phi_{i,i-1}X_{i-1},Q)$，$L_i/X_i,R\sim N_m(A_iX_i,R)$，$n$、$m$ 分别为 X、L 的维数。而 $P(X^k/Q)=P(X_0)\prod_{i=1}^{k}P(X_i/X_{i-1},Q)$，$P(L^k/X^k,Q,R)=\prod_{i=1}^{k}P(L_i/X_i,R)$，故

$$J = C|Q|^{-\frac{k}{2}}|R|^{-\frac{k}{2}}\exp\{(-\frac{1}{2})\sum_{i=1}^{k}(L_i - A_iX_i)^{\mathrm{T}}R^{-1}(L_i - A_iX_i)$$

$$-(\frac{1}{2})\sum_{i=1}^{k}(X_i - \Phi_{i,i-1}X_{i-1})^{\mathrm{T}}Q^{-1}(X_i - \Phi_{i,i-1}X_{i-1})\}$$

其中 C 为常数。

对 J 关于 X_k、Q、R 求极大，可得到 X_k、Q、R 的极大验后估计。这一结果和前面给出的计算 X_i 的卡尔曼滤波公式完全相同，唯一的区别是 Q_{k-1}、R_k 分别由 $\hat{Q}_{k-1}$、$\hat{R}_k$ 代替，而

$$\hat{Q}_k = (\frac{1}{k})\sum_{i=1}^{k}(\hat{X}_{i/k} - \Phi_{i,i-1}\hat{X}_{i-1/k})(\hat{X}_{i/k} - \Phi_{i,i-1}\hat{X}_{i-1/k})^{\mathrm{T}} \tag{10}$$

$$\hat{R}_k = (\frac{1}{k})\sum_{i=1}^{k}(L_i - A_i\hat{X}_{i/k})(L_i - A_i\hat{X}_{i/k})^{\mathrm{T}} \tag{11}$$

其中 $X_{i/k}$ 为卡尔曼滤波中的最佳平滑值。要注意的是，上述公式假定 Q、R 为常数，但实际上 Q、R 是时变的，顾及到观测周期不太长，且测区条件变化不太大，我们可以在上述方法的基础上作一些修改，即对 $\hat{Q}_k$、$\hat{R}_k$ 的估计采用限定记忆（步长）的算法，以适应 Q、R 时变的情况。

首先，我们在固定区间平滑公式的基础上，利用 $[M-N,M]$（N 为限定记忆步长）中所得所有观测值 $L_M=[L_{M-N},\cdots,L_M]$ 来估计这个区间中每个时刻的状态 X_k（$k=M-N,\cdots,M$）。

在实际进行限定记忆算法时，我们可根据 Q、R 的变化量和计算工作量以及计算机的容量来选定限定记忆的步长。一般从适应性强来考虑步长，也不宜选得过长。具体来说，对 $\hat{Q}_k$ 选择正整数 N_q 为限定记忆步长，对 $\hat{R}_k$ 选定正整数 N_r 为限定记忆步长，则由式（7）得到 Q、R 的估计。在具体计算中，为了方便，不妨取 $N_q=N_r=N$，则

$$\hat{Q}_k = (\frac{1}{N})\sum_{i=k-N+1}^{k}(\hat{X}_{i/k} - \Phi_{i,i-1}\hat{X}_{i-1/k})(\hat{X}_{i/k} - \Phi_{i,i-1}\hat{X}_{i-1/k})^{\mathrm{T}}$$

$$\hat{R}_k = (\frac{1}{N})\sum_{i=k-N+1}^{n}(L_i - A_i\hat{X}_{i/k})(L_i - A_i\hat{X}_{i/k})^{\mathrm{T}}$$

其中 $k>N$。当 $k\leqslant N$ 时，仍按原自适应公式进行计算。

1.3 初值确定

1.3.1 X_0 的确定

由目标到水下 BATS 系统 3 个应答器的空间交会距离可得 3 个方程：

$$(X_k - X_A)^2 + (Y_k - Y_A)^2 + (Z_k - Z_A)^2 = V^2T_{Ak}^2 = S_{Ak}^2$$
$$(X_k - X_B)^2 + (Y_k - Y_B)^2 + (Z_k - Z_B)^2 = V^2T_{Bk}^2 = S_{Bk}^2$$
$$(X_k - X_C)^2 + (Y_k - Y_C)^2 + (Z_k - Z_C)^2 = V^2T_{Ck}^2 = S_{Ck}^2$$

解此 3 个方程，可得：

$$X_k = \frac{\eta_A(Y_B - Y_C) + \eta_B(Y_C - Y_A) + \eta_C(Y_A - Y_B)}{2[X_A(Y_B - Y_C) + X_B(Y_C - Y_A) + X_C(Y_A - Y_B)]}$$

$$\text{或 } X_k = \frac{[-\eta_A + \eta_B + 2Y_k(Y_A - Y_B)]}{2(Y_A - Y_B)}$$

$$Y_k = \frac{\eta_A(X_B - X_C) + \eta_B(X_C - X_A) + \eta_C(X_A - X_B)}{2[Y_A(X_B - X_C) + Y_B(X_C - X_A) + Y_C(X_A - X_B)]}$$

$$\eta_i = X_i^2 + Y_i^2 + Z_i^2 - S_i^2 - 2Z_iZ_k, \quad i = A,B,C$$

在 Z_k 已知的情况下，可以由上式解得 X_k、Y_k，得目标的初始位置。由 t_1、t_2、t_3 时刻可解得(X_1, Y_1, Z_1)、(X_2, Y_2, Z_2)、(X_3, Y_3, Z_3)，则有：

$$V'_{X0} = (X_2 - X_1)/(t_2 - t_1), V''_{X0} = (X_3 - X_2)/(t_3 - t_2)$$

V'_{Y0}、V'_{Z0}、V''_{Y0}、V''_{Z0}计算公式与上式类似，不再赘述。另外有：

$$\alpha_{X0} = (V''_{X0} - V'_{X0})/(t_3 - t_2), \alpha_{Y0} = (V''_{Y0} - V'_{Y0})/(t_3 - t_2), \alpha_{Z0} = (V''_{Z0} - V'_{Z0})/(t_3 - t_2)$$

$$X_0 = [X_3 \quad Y_3 \quad Z_3 \quad V''_{X0} \quad V''_{Y0} \quad V''_{Z0} \quad \alpha_{X0} \quad \alpha_{Y0} \quad \alpha_{Z0}]^T$$

1.3.2 D_0、R_0、Q_0 的确定

设 $u=(X_3 \quad Y_3 \quad Z_3)^T$，$\sigma_1^2$ 为 V_u 的单位权方差，σ_2^2 为 α_u 的单位权方差，则

$$\underset{9\times 9}{D_0} = \begin{bmatrix} \underset{3\times 3}{D_u} & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_1^2 \underset{3\times 3}{I} & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_2^2 \underset{3\times 3}{I} \end{bmatrix}, \underset{4\times 4}{R_0} = \sigma_3^2 \underset{4\times 4}{I} \text{ 或 } \underset{6\times 6}{R_0} = \sigma_3^2 \underset{6\times 6}{I}, Q_0 = \sigma_4^2 \underset{9\times 9}{I}$$

2 模型的统计检验及粗差剔除

2.1 新息序列的性质

在应用卡尔曼滤波进行数据处理时，是假定它服从“标准”条件，即滤波的状态方程和观测方程均为线性，并满足我们提出的随机模型。在这样的假设条件下，方可推得状态向量 X_k 在观测向量 $Z_1, Z_2, \cdots, Z_k$ 下的最小方差线性无偏估计。

在实际工作中，上述标准条件往往难以满足，从而对滤波结果产生影响。为此，在滤波中，我们可对这种差异的大小进行某种统计意义下的显著性检验。这种检验可通过对卡尔曼滤波中的新息序列的检验来完成。

对于线性离散系统(1)、(2)，定义新息为：

$$r_k = L_k - A_kX_{k/k-1} \tag{12}$$

则称序列(r_k)为新息序列。

可以证明，对于线性离散系统(1)、(2)，其观测序列和新息序列(r_k)之间有因果可逆关系。换言之，L_k可以表示为$L_0, r_1, r_2, \cdots, r_k$的线性组合，$r_k$也可以表示为$L_0, L_1, \cdots, L_k$的线性组合。这说明，新息序列$(r_k)$包含了由观测序列$(L_k)$所带来的关于系统的全部新的信息量。若以线性算子相关联而论，两者是等价的。因此，我们可以通过新息序列的理论统计特性和实际计算结果是否一致来判别模型的显著性偏差。

可以证明，当$X_0 \sim N(X_0, D_0)$，$\Omega_k \sim N(0, Q_k)$，$\varepsilon_k \sim N(0, R_k)$时，最佳卡尔曼滤波的新息序列$\{r_k\}$是一正态白噪声序列，且有：

$$E\{r_k\} = 0, \quad D_r(k,j) = \mathrm{cov}\{r_k, r_j\} = (A_k D_{k/k-1} A^{\mathrm{T}} + R_k)\delta_{kj}$$

即新息序列满足$r_k \sim N(0, D_r)$。由此我们可以定义：

$$B \triangleq r_k^{\mathrm{T}} D_r^{-1} r_k \tag{13}$$

以下我们来确定B的分布。

定理　若随机向量$Y \sim N(0, I)$，则$Y^{\mathrm{T}}AY$为具有N个自由度的χ^2变量的充要条件为“矩阵A是秩为N的幂等矩阵”。

事实上，注意到$B = r_k^{\mathrm{T}} D_r^{-1} r_k$，将$r_k$看作定理中的$Y$，则$Y \sim N(0, D_r)$。由于$D_r$是对称矩阵，于是必存在$C$(不一定正交)，使$C^{\mathrm{T}} D_r C = I$。令$L = C^{\mathrm{T}} Y$，则$L \sim N(0, I)$。由于$C^{-1} D_r^{-1} (C^{\mathrm{T}})^{-1} = I = A$，所以，$r_k^{\mathrm{T}} D_r^{-1} r_k = Y^{\mathrm{T}} D_r^{-1} Y = L^{\mathrm{T}} [C^{-1} D_r^{-1} (C^{\mathrm{T}})^{-1}] L$。

它当然是幂等的，因此$L^{\mathrm{T}} I L = B$为具有M个自由度的χ^2变量。这里M为r_k的协方差矩阵D_r的秩。

需要注意的是，在上述结果中，需要应用协方差矩阵D_r的逆D_r^{-1}，因此D_r必须是满秩的。如果D_r秩亏，我们可以用D_r的伪逆D_r^{+}代替D_r^{-1}，上述结论仍然成立。

2.2　粗差剔除

从新息序列的定义可以看出，新息序列的大小反映了从上一时刻预测本周期的状态与实时观测状态之间的差异。通过对这种差异的显著性检验，可以判断观测值中是否含有粗差。

我们以(r_k)为样本数据，根据它所构成的统计量来分别检验r_k的均值、协方差是否与其理论值相容。为此，我们作以下零假设和备选假设：

$$H_0: E\{r_k\} = E\{L_k\} - A_k E\{X_{k/k-1}\} = 0, \quad H_1: E(r_k) \neq 0$$

组成似然比检验统计量：

$$\chi_m^2(k) = r_k^{\mathrm{T}} D_k^{-1} r_k \tag{14}$$

前面我们已经证明，在零假设H_0成立时$\chi_m^2(k)$服从于自由度为m的χ^2分布。根据给定的显著水平α，则当$\chi_m^2(k) < \chi_\alpha^2$时，接受$H_0$，否则接受$H_1$。

这样做从理论上是合理的，但每次仅用一个实测子样r_k，因此其检验功效不高。为此，可采用多个$r_k(k=1,2,\cdots,n)$累积进行检验，即组成下述统计量进行检验：

$$\chi_{mn}^2 = \sum_{k=1}^{n} r_k^{\mathrm{T}} D_{rk}^{-1} r_k \tag{15}$$

当零假设成立时，$r_k(k=1,2,\cdots,n)$是独立正态序列，均值为零，因此χ_{mn}^2仍然服从于自由度为mn的χ^2分布。同理，当$\chi_{mn}^2 < \chi_\alpha^2$时，接受$H_0$，否则接受$H_1$。

3　结　论

本文研究的目的在于能较好地解决在多基阵系统及观测值中含有粗差的情况下，如何有

效地进行机动目标的轨迹计算。通过理论研究及数据分析，证明本文提出的方法是有效的，并具有很强的抗粗差能力，且计算稳定、速度快。

本研究所采用的自适应建模方法在计算不确定目标运动的状态方程和随机噪声的情况下也能得到同样好的效果，而这正是实际工作必须要解决的问题。粗差检验中的数值算法也给程序中的自动粗差检测带来方便。

参 考 文 献

1 管泽霖. 海洋大地测量学. 北京：测绘出版社，1991.

2 奚锐锋. 平面复测网的自适应卡尔曼滤波方法. 测绘学报，1990，19(2)：139～147

3 Kroshl W M. Methodologies for Resolving Anomalous Position Information in Torpedo Range Tracking Using Simulation. AR-A，1988. 195～196

Tracking Submarine Moving Target with the Adaptive Estimation Methodology

Xi Ruifeng　Liu Jingnan　Tao Benzao　Lu Lifa

(School of Geo-science and Surveying Engineering，WTUSM，39 Luoyu Road，Wuhan，China，430070)

Abstract　This paper studies the determination of datum station with GPS and the computation problems of the sound pulse signal received by the datum station of echo pulse receiver under water. It is proved that the model and the methodology advanced by this paper can not only compute the observation of mulitiple system with gross error，but also have better quality in tracking and computing the moving target red than the old ways.

Key words　datum station；tracking moving target；adaptive filter；coordinate transformation；test gross