

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2011.10.011

一种改进的声纳浮标定位算法和 TMA 问题

李居伟, 孙明太, 徐以成
(海军航空工程学院青岛分院, 山东 青岛 266041)

摘要: 为在航空反潜作战中更加快速精确地测量目标运动要素, 对目标定位算法进行改进, 并提出基于卡尔曼滤波的目标运动分析方法。根据主动定向声纳浮标“距离和方位联合测量”的特点, 给出一种更为直接的加权均值定位算法和定位误差计算方法。并在此基础上, 提出了采用卡尔曼滤波器估计目标位置、航速、航向等运动参数的方法。最后采用蒙特卡罗仿真方法, 统计分析了系统的误差性能。仿真结果表明, 该方法具有较高的目标运动参数估计精度。

关键词: 主动定向声纳浮标; 距离和方位联合定位; 目标运动分析; 卡尔曼滤波
中图分类号: TJ67 **文献标志码:** A

An Improved Location Arithmetic for Achieve Directional Sonobuoy and Its TMA

Li Juwei, Sun Mingtai, Xu Yicheng
(Qingdao Branch, Naval Aeronautical Engineering Academy, Qingdao 266041, China)

Abstract: In order to achieve undersea target movement elements rapidly and precisely for active directional sonobuoy, the location arithmetic was improved and a method of target motion analysis based on Kalman filter was given. According to the characteristic of range-bearing location, the weighted average location arithmetic and its location error were given. The computation complexity of online least squares iteration was efficaciously decreased by this arithmetic. Then, a target motion analysis method based on Kalman filter was given. The target position, velocity and course were estimated by this filter. Finally, the considerable precision was confirmed by the results of Monte Carlo simulation.

Keywords: active directional sonobuoy; range-bearing target location; target motion analysis; Kalman filter

0 引言

主动定向声纳浮标是航空反潜的主要搜潜设备之一, 其定位精度较高, 一般在攻击发起前, 需要进行精确定位目标时使用, 定位原理为“距离和方位联合测量”定位。目前, 对于水下目标运动分析的研究, 主要集中在潜艇声纳信号处理方面, 如基于纯方位定位的目标运动分析^[1-2], 而对于声纳浮标目标运动分析的研究很少。文献[3]主要研究了在定位方程超定的情况下, 固定目标和匀速直线运动目标的运动情况分析问题。其中的“距离和方位联合测量”定位, 采用了文献[4]提出的最小二乘迭代计算方法, 但需要求取偏导数和多次迭代, 计算较为复杂, 并且没有涉及定位误差问题。

因此, 笔者根据“距离和方位联合测量”定位的特点, 对上述目标定位方法作了改进, 提出了一种更为直接的加权均值法, 并给出了定位误差计算方法。然后, 在此基础上采用卡尔曼滤波技术, 进一步分析目标运动情况, 并进行仿真分析。

1 距离和方位联合测量定位

首先, 给出在不考虑时间因素时, 主动定向声

纳浮标的定位水下目标的定位方法和定位误差。以此作为目标运动分析的基础。

1.1 定位原理

根据主动定向声纳浮标的定位原理, 理论上只需要一枚浮标就能测量目标位置。而一般情况下, 为了提高精度或确保与目标保持接触, 往往同时布放多枚(一般 2~3 枚), 而当多枚浮标同时接触目标时, 各浮标很难定位到同一点, 此时通过一定的计算方法融合多枚浮标的定位结果, 可以得到目标位置的近似解, 并能提高最终定位精度。如图 1。

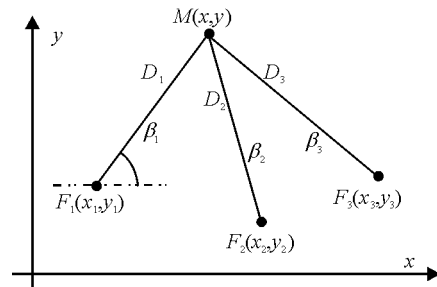


图 1 距离和方位联合测量定位

若在某时刻共有 m 个浮标, 其中第 j 个浮标 $F_j(x_j, y_j)$ 的测量值为 D_j (距离)和 β_j (方位), $j =$

收稿日期: 2011-05-04; 修回日期: 2011-06-30

作者简介: 李居伟(1981—), 男, 江苏人, 博士, 工程师, 从事航空反潜作战及效能评估研究。

1, 2, \dots, m。在计算中定义目标方位满足 $0 \leq \beta_j < 2\pi$ 。而文献[3]的公式 (1) 中有: $-\pi/2 \leq \beta_j < \pi/2$, 不能完全表达目标方位信息。

1.2 改进的定位算法

文献[3]通过泰勒公式将公式 (1) 线性化, 进而采用最小二乘法迭代计算。

$$\begin{cases} \beta_j = \arctan\left(\frac{x-x_j}{y-y_j}\right) \\ D_j = \sqrt{(x-x_j)^2 + (y-y_j)^2} \end{cases} \quad (1)$$

而根据图 1 所示的定位原理, 单枚浮标即可计算出一个目标位置, 因此可得到如下联立方程组:

$$\begin{cases} x = x_1 + D_1 \cos \beta_1 \\ y = y_1 + D_1 \sin \beta_1 \\ \dots \dots \\ x = x_m + D_m \cos \beta_m \\ y = y_m + D_m \sin \beta_m \end{cases} \quad (2)$$

当 $m > 1$ 时, 公式 (2) 为线性超定方程组, 根据组合测量的最佳估计值^[5]的计算方法, 结合方程组的结构形式, 可得该最佳估计值即为方程 (2) 中的各个浮标测的目标位置的均值。由于浮标的测距误差随着到目标的距离增大而增大, 因此可以求取加权均值。如公式 (3) 所示:

$$\begin{cases} x = \sum_{j=1}^m c_j (x_j + D_j \cos \beta_j) \\ y = \sum_{j=1}^m c_j (y_j + D_j \sin \beta_j) \end{cases} \quad (3)$$

其中加权系数可由测距结果给出:

$$c_j = \frac{D_{\text{sum}} - D_j^2}{(m-1)D_{\text{sum}}}, \quad D_{\text{sum}} = \sum_{j=1}^m D_j^2 \quad (4)$$

上述方法避免了对公式 (1) 的线性化过程, 不需要进行迭代计算, 减小计算复杂度。

最佳估计值公式 (3) 是根据定位原理公式 (2), 采用最小误差平方和的原则计算的目标位置估计值, 与文献[3]中的最小二乘法是殊途同归的。

1.3 定位误差

将方程 (2) 整理成为测量方程的形式:

$$AX = Y \quad (5)$$

其中, $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \cdots 1 & 0 \\ 0 & 1 \cdots 0 & 1 \end{pmatrix}_{(2m \times 2)}$; 未知量的最佳估计值

为 $X = [x \ y]^T$; Y 为测量值 L 的最佳估计值; 测量值为:

$$L = [l_1^x \ l_1^y \ l_2^x \ l_2^y \ \dots \ l_m^x \ l_m^y]^T \quad (6)$$

$$\text{其中, } \begin{cases} l_j^x = x_j + D_j \cos \beta_j \\ l_j^y = y_j + D_j \sin \beta_j \end{cases}$$

根据文献[5]中组合测量未知量标准不确定度评定方法, 定位误差方差阵表示为:

$$R = \frac{L' C (L - AX)}{n - t} (A' C A)^{-1} \quad (7)$$

其中, n 为测量向量 L 的维数, 此处 $n = 2m$; t 为估计量个数, 此处为 2 个; 测量值权矩阵为对角阵

$$C = \text{diag}(c_1, c_1, \dots, c_m, c_m)_{(2m \times 2m)}; \quad R = \begin{bmatrix} R_x & R_{x,y} \\ R_{x,y} & R_y \end{bmatrix}$$

由于测量方程中 x 和 y 独立表示, 无法体现出两者的相关性 (即 $R_{xy} = 0$), x 和 y 的协方差需要单独计算。将各浮标定位结果作为样本, 取样本协方差作为最佳估计值的协方差:

$$R_{x,y} = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (l_j^x - x)(l_j^y - y) \quad (8)$$

为了便于描述滤波过程, 设第 k 时刻目标位置的定位结果为 $[x_k \ y_k]^T$, 定位误差方差阵为 R_k 。

2 目标运动分析方法

在上述研究的基础上, 根据定位结果和定位误差, 结合时间因素采用卡尔曼滤波技术, 估计目标运动要素, 并给出估计误差, 完成目标运动分析的任务, 为攻潜作战提供目标指示信息。

当使用主动声纳浮标探测潜艇目标时, 浮标发出的声信号极易被潜艇感知, 进而采取规避机动。因此, 此时跟踪分析目标运动情况尤为重要。同时考虑到分析目标运动情况的目的是解算攻击条件, 而飞机的武器投放过程十分短暂, 加之潜艇机动能力 (加速和转弯性能) 又十分有限, 所以在最后的攻击解算时, 一般只需假设目标做匀速直线运动, 即 TMA 的主要内容是确定目标的位置、航向和航速, 而不必考虑目标加速度、旋回角速度和角加速度等变化较慢的运动参数。根据上文的定位结果和定位误差, 考虑时间因素, 采用卡尔曼滤波能够进行目标运动要素的估计。

2.1 基本假设

在计算中, 笔者根据声纳浮标和潜艇目标的特点, 作出了如下的基本假设:

1) 由于潜艇目标运动速度较低、尺寸较大, 在

单枚浮标的上报测量信息的时间周期内，潜艇目标位移有限，并且各枚浮标上报测量信息的间隔不大于单枚浮标的上报周期。因此认为各枚浮标同时上报测量信息。

2) 不考虑浮标的漂移，即忽略定位中的标位误差。根据文献[7]标位误差取决于飞机与浮标的相对位置，如飞机到浮标的斜距、飞机到浮标的连线与水平面的夹角等，由于最后的攻击阶段飞机往往已经飞临浮标上空，因此可忽略标位误差的影响。

3) 由于浮标到目标的距离一般远大于潜艇潜深，因此不考虑浮标和目标的深度，假设二者处于同一平面内。

2.2 计算方法

取系统状态向量为： $X = [x \ y \ \dot{x} \ \dot{y}]'$ 。其中， x 和 y 为目标位置； \dot{x} 和 \dot{y} 分别为目标在 x 和 y 方向上的速度。

动态方程为：

$$X_k = \Phi X_{k-1} + \Gamma W \quad (9)$$

其中：

$$\Gamma = \begin{pmatrix} dt^2/2 & 0 \\ 0 & dt^2/2 \\ dt & 0 \\ 0 & dt \end{pmatrix}, \quad \Phi = \begin{pmatrix} 1 & 0 & dt & 0 \\ 0 & 1 & 0 & dt \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

dt 为声纳浮标的采样间隔； W 为动态噪声，表现为加速度的形式， $EW = 0$ ， $E(WW') = Q$ ，

$Q = \begin{pmatrix} Dx & 0 \\ 0 & Dy \end{pmatrix}$ 为动态噪声方差阵。由于潜艇的加速度很小（一般不大于 0.01 m/s^2 ），仿真中取固定值： $Dx = Dy = (0.01)^2$ 。

量测方程为：

$$Y_k = HX_k + V_k \quad (10)$$

其中， $Y_k = [x_k \ y_k]'$ 为第 k 时刻各枚浮标的综合定位

结果，作为卡尔曼滤波的量测值； $H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$

为量测矩阵； V_k 为量测噪声， $E(V_k V_k') = R_k$ 为第 k 时刻各枚浮标的综合定位误差方差阵，作为卡尔曼滤波的量测误差方差阵。

采用如下形式的卡尔曼滤波器：

$$\begin{cases} P_{k/k-1} = P\Phi_{k-1}\Phi' + \Gamma Q \Gamma' \\ K_k = P_k H' R_k^{-1} \\ P_k = [P_{k/k-1} + H' R_k^{-1} H]^{-1} \\ X_k = \Phi X_{k-1} \Phi' + K_k [Y_k - H \Phi X_{k-1}] \end{cases} \quad (11)$$

其中， $k=1,2,\dots$ ， X_0 和 P_0 为初始值。仿真中，取 $X_0 = 0$ ， $P_0 = \infty I$ （即 $P_0^{-1} = 0$ ），这样首次滤波值 $X_1 = Y_1$ ，首次滤波值的均方差阵 $P_1 = \begin{pmatrix} R_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}_{4 \times 4}$ 。

经过多次跟踪滤波，可以获得目标状态估计值 $\hat{X}_k = [\hat{x}_k \ \hat{y}_k \ \hat{\dot{x}}_k \ \hat{\dot{y}}_k]'$ 。则目标在第 k 时刻的位置估计 $\hat{M}_k(x,y)$ 为：

$$\hat{M}_k(x,y) = (\hat{x}_k, \hat{y}_k) \quad (12)$$

航速估计 \hat{V}_k 为：

$$\hat{V}_k = \sqrt{\hat{\dot{x}}_k^2 + \hat{\dot{y}}_k^2} \quad (13)$$

航向估计 $\hat{\beta}_k$ 为：

$$\hat{\beta}_k = \begin{cases} \alpha & \hat{x}_k \geq 0, \hat{y}_k \geq 0 \\ 2\pi + \alpha & \hat{x}_k \geq 0, \hat{y}_k < 0 \\ \pi + \alpha & \hat{x}_k < 0 \end{cases} \quad (14)$$

其中， $\alpha = \arctan(\hat{y}_k / \hat{x}_k)$ 。

同时，得到估计值的均方误差阵 P_k 。

3 仿真分析

3.1 2 种定位算法的对比

与文献[3]给出的最小二乘迭代法相比，加权均值的方法计算目标位置估计值时，不需要迭代，计算复杂度显著降低。对 2 种方法分别进行 1000 次仿真，所得目标估计位置的均方根误差相差不大，见表 1。

表 1 均方根误差

| 算法 | x 方向 | y 方向 |
|-------|-------|-------|
| 迭代方法 | 30.23 | 29.04 |
| 加权均值法 | 33.95 | 34.29 |

3.2 TMA 仿真方法

首先，给定浮标的实际位置，设定潜艇目标的实际状态，包括初始位置、航速和航向。仿真开始后，使目标按照设定的方式匀速机动转向，各枚浮标以固定的采样间隔时间上报带有测量误差的目标

距离测量的信息。然后, 采用加权均值法融合各枚浮标测量信息, 给出综合定位结果和定位误差方差阵, 进而代入滤波器中计算, 得到目标状态的估计值和估计误差。

为了验证方法的有效性, 采用蒙特卡罗仿真试验方法, 研究目标状态的估计精度的统计分析情况。仿真数据如下:

浮标参数位置 (km): (4,1) (4.5,4.5) (6.5,4.6) (6.8,1), 测距误差服从 $N(D_j, \sigma)$, D_j 为浮标到目标实际距离, $\sigma = 0.02 \cdot D_j$; 潜艇目标运动参数: 初始位置 km(5,1.2), 初始航向 90° (Y 轴正向), 航速 4 m/s (8 kn), 转弯半径 1.8 km, 开始转向时刻 200 s, 转向角度向右 60° ; 程序控制参数: 仿真总时间 800 s, 采样间隔 80 s, 仿真次数 1000 次。

3.3 TMA 仿真结果分析

为了验证方法的有效性, 采用蒙特卡罗法进行 1000 次仿真, 记录每次滤波结束时的目标最后运动要素的估计值, 进行统计分析。

图 2 为滤波最后时刻的目标位置的估计结果。通过 K-S (Kolmogorov-Smirnov) 正态性检验, 在 0.05 的显著性水平下, 目标位置估计值在 X 和 Y 方向上的散布都服从正态分布。均值为目标真实位置, 均方差分别为其样本标准差: 30.295 3 m 和 33.619 5 m。

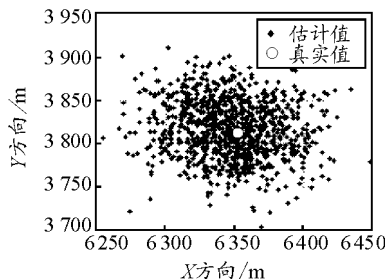


图 2 目标位置滤波结果

图 3 为 1000 次仿真中, 目标位置估计值和航速、航向估计值的误差变化情况。目标位置估计值在两个方向的误差均主要分布于 ± 50 m 之间; 目标航速估计误差主要分布于 ± 0.5 m/s 之间; 航向估计误差主要分布在 $8^\circ \sim 10^\circ$ 之间。上述结果体现了文中目标运动分析方法的精度。

同时, 均方根误差 (RMSE) 作为统计分析的指标之一, 也能反映出算法的精度^[6]。计算式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\hat{x}_k - x)^2} \quad (15)$$

其中: \hat{x}_k 为第 k 次估计值; x 为真值; N 为仿真次数。

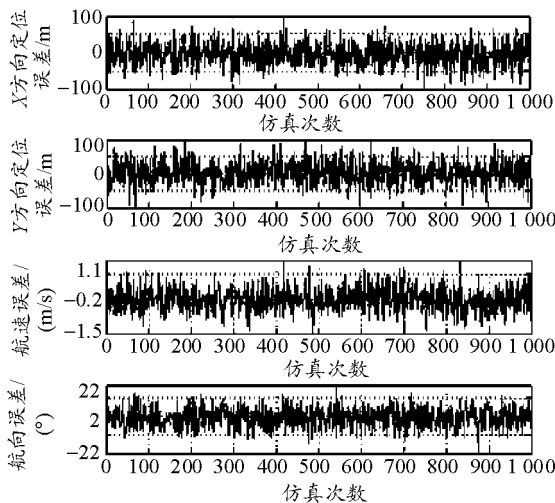


图 3 目标位置、航速、航向估计值误差

图 4 为目标位置估计值和航速、航向估计值的均方根误差。目标位置估计值的均方根误差, 在 X 和 Y 方向上基本稳定在 30 m 和 33 m (与图 2 中的正态分布均方差相对应)。目标最后航速和航向估计值的均方根误差分别约为 0.8 m/s (约为 1.6 kn) 和 2.4° 。这样的精度对于攻潜武器的使用比较理想。

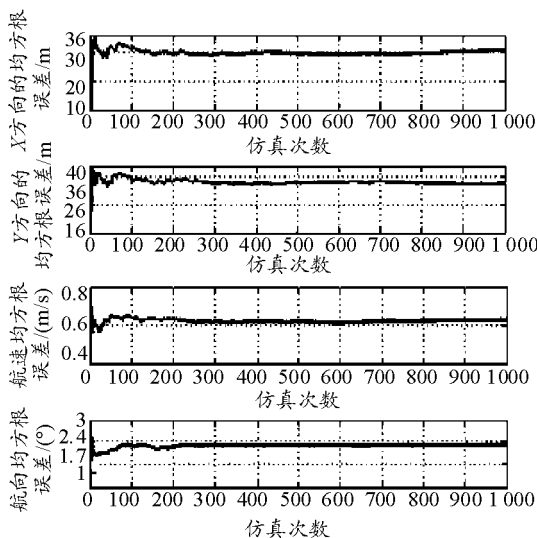


图 4 目标位置、航速、航向估计值均方根误差

上述仿真结果是在一定假设条件下得出的, 实际误差应当稍大, 但仍能够反映出文中目标运动分析方法是具有较高精度的。

4 结束语

仿真结果表明: 该方法具有较高的精度。而且相对线性化后的最小二乘法, 改进后的测量方法减小了计算复杂度。该目标运动分析方法不仅适用于

匀速直线运动目标,对机动运动目标同样有效。同时,由于卡尔曼滤波在工程实践中应用广泛,使该方法具有较高的实用价值。

参考文献:

[1] Sun Zhufeng, Zou Yubo, Xiao Mingyan. Bearing-Only TMA Based on Improved Particle Swarm Optimization[C]. 2009 Second International Symposium on Computational Intelligence and Design: 108-111.

[2] Jauffret, C, Bonneton F. Bearing Line Tracking and Bearing-Only Target Motion Analysis[C]. Aerospace

(上接第 22 页)

3 结束语

检验结果表明:笔者提出的预测模型能够有效克服由于战场的不确定因素对物资消耗预测所带来的影响,实现对战场物资消耗量相对准确的预测。在一定的阈值范围内,模型能有效控制预测值与实际值的误差,并实时做出调整。为了进一步减少误差,可以适度减少阈值 ϵ 或缩短步长 Δt ,但这会增加计算量以及对信息带宽的占用。

参考文献:

[1] 王道平,周叶. 现代物流决策技术[M]. 北京:北京大学出版社,2009: 67-73.

[2] 王积伟. 现代控制理论与工程[M]. 北京:高等教育出版社,2003: 87-89.

(上接第 26 页)

参考文献:

[1] Garey M, Johnson D S, Sethi R. The Complexity of Flowshop and Jobshop Scheduling[J]. Mathematical Operation Research, 1976, 1(6): 117-129.

[2] Nawaz M, Ensore E, Ham I. A heuristic algorithm for the m-machine, n-job flowshop sequencing problem[J]. OMEGA The International Journal of Management Sciences, 1983, 5(1): 11-91.

[3] Gangadharan R, Rajendran C. Heuristic algorithms for scheduling in the no-wait flowshop[J]. International Journal of Production Economics, 1993, 32(3): 285-290.

[4] Framinan J M, Leisten R. An efficient constructive heuristic for flowtime minimisation in permutation flow shops[J]. OMEGA, 2003, 3(4): 311-317.

[5] Aldowiasan T, Allahverdi A. New heuristics for no-wait flowshops to minimize makespan[J]. Computers &

Conference, 2007: 1-9.

[3] 董志荣. 主动声纳浮标目标运动分析数学模型[J]. 电光与控制, 2007, 14(1): 5-9.

[4] 杨福渠. 声呐浮标最小二乘定位[J]. 声学与电子工程, 1998(4): 1-4.

[5] 宋明顺. 测量不确定度评定与数据处理[M]. 北京:中国计量出版社, 2000: 38-48.

[6] 周宏仁,等. 机动目标跟踪[M]. 北京:国防工业出版社, 1991: 127-130.

[7] 董文洪,杨日杰,田宝国. 航空搜潜声纳浮标位置计算方法研究[J]. 测试技术学报, 2005, 19(4): 383-387.

[3] 丁宝苍. 预测控制的理论与方法[M]. 北京:机械工业出版社, 2008: 88-92.

[4] 陈城辉,徐永能,杨爱梅,等. 遗传算法在多车型军备物资配送路径优化中的应用[J]. 四川兵工学报, 2010, 31(2): 13.

[5] Zhang Zhou, Xia Xiaohua. Nonlinear dynamic control based on multiple operating models[J]. Journal of Process Control, 2003, 13(1): 31-43.

[6] Aufderheide B, Bequette B W. Extension of dynamic matrix control to multiple models[J]. Computers and Chemical Engineering, 2003, 27(9): 54-55.

[7] Gudb, Hu H H. Neural Predictive control for a car-like mobile robot[J]. Robotics and Autonomous System, 2002, 39(2): 22-24.

[8] Tsai P F, Chu J Z. Developing a robust model predictive control architecture through regional knowledge analysis of artificial neural network[J]. Journal of Process Control 2003, 13(5): 15-18.

Operations Research, 2003, 30(8): 1219-1231.

[6] Xiaoping Li, Qian Wang, Cheng Wu. An Efficient Method for No-Wait Flow Shop Scheduling to Minimize Makespan[J]. IEEE Proceedings of the 10th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design, 2006, 39(2): 1-6.

[7] Hopfield JJ, Tank DW. Neural computation of decisions in optimization problems[J]. Biol Cybern, 1985, 52(6): 141-152.

[8] Kohonen T. Self-organized formation of topologically correct feature maps[J]. Biological Cybernetics, 1982, 43(5): 59-69.

[9] Saadatmand-Tarzjan M, Khademi M, Akbarzadeh-T M-R. A Novel Constructive -Optimizer Neural Network for the Traveling Salesman Problem[J]. IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics, 2007, 37(4): 754-770.

[10] Taillard E. Benchmarks for basic scheduling problems[J]. European Journal of Operational Research, 1993, 64(3): 278-285.