

文章编号: 1000-8152(2002)06-0845-06

仅有角测量的被动式机动目标跟踪*

王晓华, 敬忠良

(上海交通大学 航空航天信息与控制研究所 电子信息学院 上海 200030)

摘要: 以往的被动式跟踪研究往往假定目标作匀速直线运动, 采用目标与跟踪站的相对距离和速度为状态变量, 因而相应的跟踪滤波器不能跟踪机动目标. 研究了仅有角测量的机动目标跟踪问题, 采用目标的位置、速度及加速度作为状态变量, 并对测量方程进行适当变换, 推导出一种伪线性机动目标自适应跟踪算法, 可用于单站或多站被动式机动目标跟踪. 大量的仿真研究表明了本算法的有效性, 其中多站跟踪比单站跟踪具有更高的精度、算法稳定性和快速收敛性.

关键词: 角测量; 被动式跟踪; 机动目标

中图分类号: V249.12 **文献标识码:** A

Bearings-only passive tracking for maneuvering target

WANG Xiao-hua, JING Zhong-liang

(Institute of Aerospace Information and Control, School of Electronics and Information Technology,
Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

Abstract: Classical bearing-only passive target tracking method usually assumes that targets move with constant velocity in straight trajectory and relative range and velocity between target and observer are adopted as state variables. Therefore, the corresponding tracking filter can not track maneuvering target. A pseudo-linear adaptive tracking algorithm for maneuvering target is developed through manipulation of measurement equation. The algorithm is used in single-sensor and multi-sensor tracking context. Simulation results show the validity of the presented algorithm. Compared with single-sensor tracking, multi-sensor tracking is of higher accuracy, stability and convergence rate.

Key words: bearing-only measurement; passive tracking; maneuvering target

1 引言(Introduction)

被动式目标跟踪的基本问题是从含有噪声的角测量中估计出目标的状态(包括位置、速度和加速度). 近二十年来, 许多研究者发表了大量的有关这方面的研究论文^[1-18].

由于仅有角度测量, 单站被动式跟踪系统可能构成一个不可观测系统^[1-3], 这将导致跟踪滤波器的不稳定和发散. 文[1]率先对此进行了研究, 通过解三阶非线性微分方程, 给出了目标作匀速直线运动时可观测性判据. 文[2]则更进一步, 以较为直观的方式推导给出了 N 阶动态运动目标的可观测性判据. 至此, 单站被动式跟踪的可观测性有了理论上的依据.

以往的被动式目标跟踪通常假定目标作匀速直线运动^[4-9]. 对于在海洋环境中航行的舰船, 这种假设大多数情况下是合理的. 而一旦被跟踪的目标发

生机动时, 比如转弯, 改变航向等等, 通常通过设置机动检测器, 检测出机动发生的时刻, 并假设目标转弯后仍然作匀速直线运动, 对滤波器进行重新初始化, 并重新计算机动发生时刻与机动检测时刻之间的状态值, 这样就可保持对目标的持续跟踪^[10-12].

然而, 当对强机动目标进行跟踪时, 目标有可能长时间地进行机动, 上述假设通常并不成立. 因而需要研究相应的机动目标跟踪算法^[13-16]. 文[13]提出了一种带有机动目标检测器的修正增益卡尔曼滤波器, 当检测到机动时, 先通过加速度估值器估计出目标的加速度, 然后再进行修正增益卡尔曼滤波. 文[14, 15]研究了多模型方法在被动式机动目标跟踪中的应用, 交互式多模型方法不需要机动检测器, 而是计算各种模型的权概率值, 依据权概率共同给出目标的状态估计. 显然, 它的性能不及采用目标真实模型时的目标状态估计值. 但当无法确知目标的真

* 基金项目: 国家教育部跨世纪优秀人才培养计划基金, 国家教育部科学技术重点项目(01072)和航天创新基金资助项目.
收稿日期: 2001-06-23; 收修改稿日期: 2002-01-14.

实模型时,交互式多模型方法不失为一种非常好的解决方案.

本文致力于发展一种被动式机动目标跟踪自适应算法,考虑这种算法在单站及双站跟踪时的性能,并进行对比分析,说明单站被动式跟踪的弱可观测性对于目标状态估值的影响.本文第二节给出了跟踪站与目标运动的数学模型,推导了被动式机动目标自适应跟踪算法.第三节进行了仿真研究,并对结果进行了分析.第四节对全文进行了概括和总结.

2 数学模型及自适应跟踪算法(Mathematical model and adaptive tracking algorithm)

2.1 数学模型(Mathematical model)

考虑图1所示的二维平面下跟踪站与目标的运动几何关系.目标在坐标系中的位置是 (x_t, y_t) ,速度为 (v_{tx}, v_{ty}) ,加速度为 (a_{tx}, a_{ty}) .跟踪站以一定的速度运动,其位置为 (x_s, y_s) ,速度为 (v_{sx}, v_{sy}) ,加速度为 (a_{sx}, a_{sy}) ,它的任务是对目标进行跟踪.在笛卡尔坐标系中,传统的方法是选取目标与跟踪站的相对位置、相对速度作为状态向量,构造相对运动的状态方程.当目标机动时,状态方程中涉及到未知的目标机动加速度,因而再也无法对目标的状态进行估值,除非如文[13]那样采用一个加速度估值器,或者重新构造状态向量.本文将加速度作为一个新的状态变量,这样在平面情况下将构成六维状态向量.拟不采用相对坐标,这样可以使得在多站情况下,统一描述目标的机动方式,使之与跟踪站的机动方式无关.另外,由于跟踪站的状态是已知的,目标相对于每个跟踪站的运动也很容易求出.

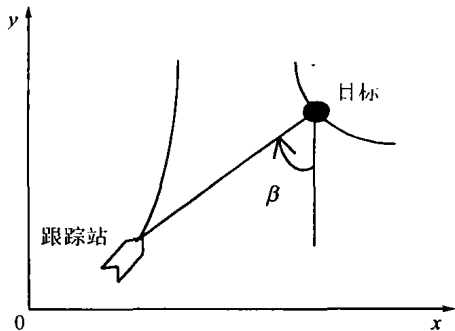


图1 典型的跟踪站与目标几何关系图

Fig. 1 Classical geometry relationship between observer and target

机动目标“当前”统计模型是较好地描述目标机动范围和强度变化的一种实用模型,它特别适合于目标高度机动的场合^[17].当采用“当前”统计模型和目标绝对坐标时,目标的离散状态方程可表示为

$$x(k+1) = \varphi(k+1, k)x(k) + u(k)a + w(k). \quad (1)$$

其中, $x(k) = (x_i(k), y_i(k), v_{ix}(k), v_{iy}(k), a_{ix}(k), a_{iy}(k))'$ 为选取的目标状态向量.

$$u(k) = \begin{pmatrix} u_1 & 0 & u_2 & 0 & u_3 & 0 \\ 0 & u_1 & 0 & u_2 & 0 & u_3 \end{pmatrix}, \quad (2)$$

$$\begin{cases} u_1 = \frac{1}{\alpha} \left(-T + \frac{\alpha T^2}{2} + \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} \right), \\ u_2 = T - \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha}, \quad u_3 = 1 - e^{-\alpha T}, \end{cases} \quad (3)$$

$$\varphi(k+1, k) =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 & \frac{-1 + \alpha T + e^{-\alpha T}}{\alpha^2} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T & 0 & \frac{-1 + \alpha T + e^{-\alpha T}}{\alpha^2} \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & e^{-\alpha T} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

$$Q(k) = E[w(k)w'(k)] =$$

$$2\alpha \begin{bmatrix} q_{11}\sigma_x & 0 & q_{12}\sigma_x & 0 & q_{13}\sigma_x & 0 \\ 0 & q_{11}\sigma_y & 0 & q_{12}\sigma_y & 0 & q_{13}\sigma_y \\ q_{12}\sigma_x & 0 & q_{22}\sigma_x & 0 & q_{23}\sigma_x & 0 \\ 0 & q_{12}\sigma_y & 0 & q_{22}\sigma_y & 0 & q_{23}\sigma_y \\ q_{13}\sigma_x & 0 & q_{23}\sigma_x & 0 & q_{33}\sigma_x & 0 \\ 0 & q_{13}\sigma_y & 0 & q_{23}\sigma_y & 0 & q_{33}\sigma_y \end{bmatrix}, \quad (5)$$

上式中 $q_{11}, q_{12}, q_{13}, q_{22}, q_{23}, q_{33}$ 按下式计算:

$$q_{11} = \frac{1}{2\alpha^5} \left[1 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T + \frac{2\alpha^3 T^3}{3} - 2\alpha^2 T^2 - 4\alpha T e^{-\alpha T} \right], \quad (6)$$

$$q_{12} = \frac{1}{2\alpha^4} \left[e^{-2\alpha T} + 1 - 2e^{-\alpha T} + 2\alpha T e^{-\alpha T} - 2\alpha T + \alpha^2 T^2 \right], \quad (7)$$

$$q_{13} = \frac{1}{2\alpha^3} \left[1 - e^{-2\alpha T} - 2\alpha T e^{-\alpha T} \right], \quad (8)$$

$$q_{22} = \frac{1}{2\alpha^3} \left[4e^{-\alpha T} - 3 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T \right], \quad (9)$$

$$q_{23} = \frac{1}{2\alpha^2} \left[e^{-2\alpha T} + 1 - 2e^{-\alpha T} \right], \quad (10)$$

$$q_{33} = \frac{1}{2\alpha^2} \left[1 - e^{-2\alpha T} \right]. \quad (11)$$

其中, α 为机动(加速度)时间常数的倒数; T 为采样时间; \bar{a} 为机动加速度均值; σ_x^2, σ_y^2 分别为目标在 x 和 y 两个坐标轴方向的加速度方差. x 轴方向可按下式计算:

当前加速度 $\hat{a}_x(k/k)$ 为正时

$$\sigma_x^2 = \frac{4-\pi}{\pi} [\alpha_{x \max} - \hat{a}_x(k/k)]^2, \quad (12)$$

当前加速度 $\hat{a}_x(k/k)$ 为负时

$$\sigma_x^2 = \frac{4-\pi}{\pi} [\alpha_{-x \max} - \hat{a}_x(k/k)]^2, \quad (13)$$

$\alpha_{x \max}, \alpha_{-x \max}$ 为目标在 x 坐标方向所能达到的最大正加速度和负加速度。 y 轴方向的 σ_y^2 可仿照 x 轴方向的 σ_x^2 进行计算, 此处不再详细列出。

根据图 1 所示的几何关系, 可得量测方程为

$$\beta_m(k) = \text{atan} \frac{x_i(k) - x_s(k)}{y_i(k) - y_s(k)} + v(k). \quad (14)$$

$v(k)$ 为均值为零, 方差为 $\sigma^2(k)$ 的高斯观测噪声。

2.2 自适应跟踪算法(Adaptive tracking algorithm)

下面我们推导基于状态方程(1)和非线性测量方程(14)的自适应跟踪算法。

将式(14)进行移项, 并取正切函数可得

$$\frac{\sin[\beta_m(k) - v(k)]}{\cos[\beta_m(k) - v(k)]} = \frac{x_i(k) - x_s(k)}{y_i(k) - y_s(k)}. \quad (15)$$

对式(15)展开、化简后, 并用到条件 $\cos v(k) \approx 1$ (这里假设噪声很小) 可得

$$Z(k) = x(k) \cos \beta_m(k) - y(k) \sin \beta_m(k) + \eta_k. \quad (16)$$

其中

$$Z(k) = x_s(k) \cos \beta_m(k) - y_s(k) \sin \beta_m(k), \quad (17)$$

$$\eta_k =$$

$$\begin{aligned} & [x_i(k) \sin \beta_m(k) + y_i(k) \cos \beta_m(k) - \\ & x_s(k) \sin \beta_m(k) - y_s(k) \cos \beta_m(k)] \sin v(k) \approx \\ & [x_i(k) \sin \beta_m(k) + y_i(k) \cos \beta_m(k) - \\ & x_s(k) \sin \beta_m(k) - y_s(k) \cos \beta_m(k)] v(k), \quad (18) \end{aligned}$$

式中 η_k 的方差为 $R(k)$ 。其中:

$$R(k) =$$

$$\begin{aligned} & [x_i(k/k-1) \sin \beta_m(k) + y_i(k/k-1) \cos \beta_m(k) - \\ & x_s(k) \sin \beta_m(k) - y_s(k) \cos \beta_m(k)]^2 \sigma^2(k). \quad (19) \end{aligned}$$

式(19)中, 由于目标真实位置值不可知, 故用一步预测值代替。

可见式(16)中人为定义的噪声中隐含了原有观测方程的非线性因素。对式(1)和(16)应用标准卡尔曼滤波算法, 运算整理可得到伪线性自适应卡尔曼滤波方程组为:

$$\hat{x}(k/k) = \hat{x}(k/k-1) + K(k)[Z(k) - H(k)\hat{x}(k/k-1)], \quad (20)$$

$$\hat{x}(k/k-1) = \varphi(k, k-1)\hat{x}(k-1/k-1) + u(k)\bar{a}(k), \quad (21)$$

$$K(k) = P(k/k-1)H'(k)[H(k)P(k/k-1)H'(k) + R(k)]^{-1}, \quad (22)$$

$$\begin{aligned} P(k/k-1) = & \\ & \varphi(k, k-1)P(k-1/k-1)\varphi'(k, k-1) + Q(k-1), \quad (23) \end{aligned}$$

$$P(k/k) = [I - K(k)H(k)]P(k/k-1). \quad (24)$$

在上述方程组中'代表矩阵转置, 且有

单站时:

$$H(k) = [\cos \beta_m(k) \quad -\sin \beta_m(k) \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0], \quad (25)$$

采用双站集中式融合处理时:

$$H(k) = \begin{bmatrix} \cos \beta_{1m}(k) & -\sin \beta_{1m}(k) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \cos \beta_{2m}(k) & -\sin \beta_{2m}(k) & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (26)$$

式(26)中 β_{1m} 是跟踪站 1 的角度测量值, β_{2m} 是跟踪站 2 的测量角。

另外, 对于式(21), 可取

$$\bar{a} = [\hat{a}_x(k/k-1) \quad \hat{a}_y(k/k-1)],$$

即把加速度的一步预测值看作在 KT 瞬时的“当前加速度”。代入 $u(k)$ 后整理可得

$$\hat{x}(k/k-1) = \varphi_1(k, k-1)\hat{x}(k-1/k-1), \quad (27)$$

且有

$$\varphi_1(k, k-1) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 & \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T & 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 0 & 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (28)$$

3 仿真研究及结果分析(Simulation research and results analysis)

3.1 仿真研究(Simulation research)

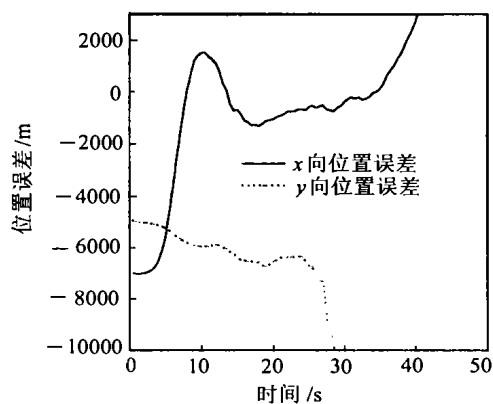
算例 1 目标做变加速直线运动, 其初值为 $x_i = 70000\text{m}, y_i = 80000\text{m}, v_{ix} = 24.3\text{m/s}, v_{iy} = 97\text{m/s}, a_{ix} = 0\text{m/s}^2, a_{iy} = 0\text{m/s}^2, \dot{a}_{ix} = 1\text{m/s}^3, \dot{a}_{iy} = 2\text{m/s}^3$ 。滤波初始值 $x_0 = [63000 \quad 75000 \quad 20 \quad 60 \quad 0 \quad 0]$; $P_0 = \text{diag}[1 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 1]$; 机动时间常数的倒数 $\alpha = 0.01$; 采样时间 $T = 0.5\text{s}$; 测量噪声方差为 $\sigma^2 = 0.2^\circ$ 。 $\alpha_{x \max} = \alpha_{y \max} = 80\text{m/s}^2, \alpha_{-x \max} = \alpha_{-y \max} = 80\text{m/s}^2$ 。

1) 采用单个跟踪站。跟踪站以点(60000, 0)为

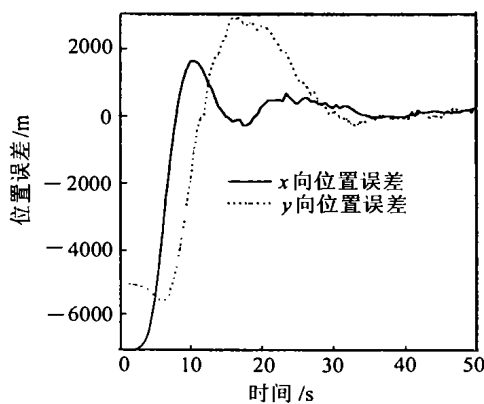
圆心,做半径为 3000m 的匀速圆周运动,速度为 200m/s.此时,目标的位置、速度和加速度估计误差如图 2,3,4 中(a)所示.

2) 两个跟踪站.一个跟踪站以原点为圆心,另

一个则以点(60000,0)为圆心,同时做半径为 3000m 的匀速圆周运动,速度仍为 200m/s.采用测量值融合,目标的位置、速度和加速度估计误差如图 2,3,4 中(b)所示.



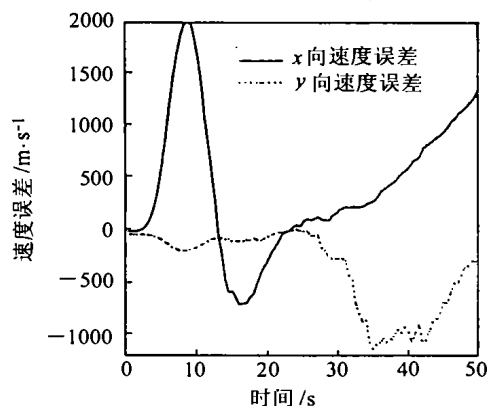
(a) 单站



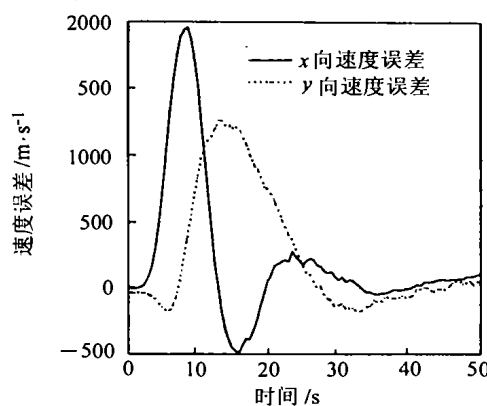
(b) 双站

图 2 x,y 方向的位置误差

Fig. 2 Position errors in x and y directions



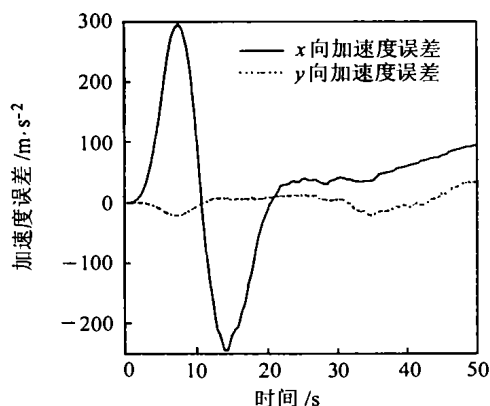
(a) 单站



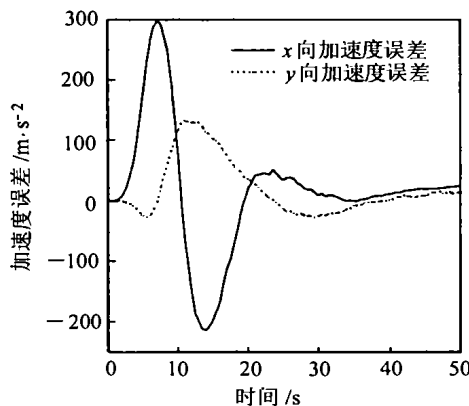
(b) 双站

图 3 x,y 方向的速度误差

Fig. 3 Velocity errors in x and y directions



(a) 单站



(b) 双站

图 4 x,y 方向的加速度误差

Fig. 4 Acceleration errors in x and y directions

算例 2 目标运动轨迹如下:第一段作匀加速直线运动(从 1s 到 20s).其初值为 $x_i = 40000\text{m}$, $y_i = 10000\text{m}$, $v_{ix} = 200\text{m/s}$, $v_{iy} = 0\text{m/s}$, $a_{ix} = -2\text{m/s}^2$,

$$a_{iy} = 0\text{m/s}^2.$$

第二段作弧形转弯运动(从 21s 到 50s).转弯角速度为 0.1rad/s .半径为 2000m .

第三段作匀速直线运动(从 51s 到 70s).

为保证目标可观测,采用双跟踪站.滤波初始值选为 $x_0 = [45000 \ 15000 \ 20 \ 60 \ 0 \ 0]$; $P_0 =$

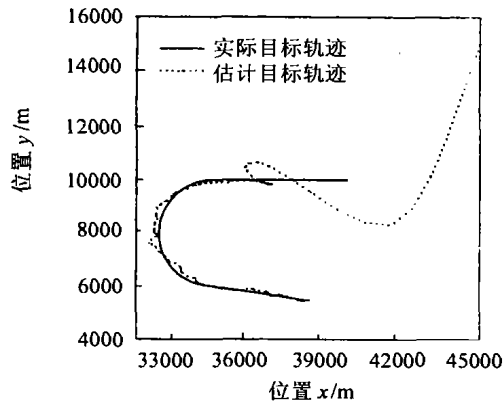


图 5 实际和估计的目标轨迹

Fig. 5 True and estimated target trajectories

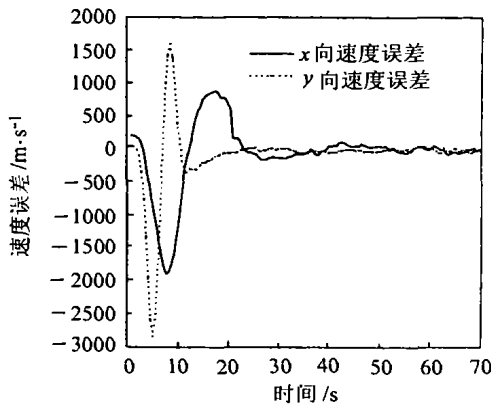


图 7 x, y 方向的速度误差

Fig. 7 Velocity errors in x and y directions

$\text{diag}[1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$; 其它条件同算例 1. 此时, 目标的真实轨迹与估计的轨迹如图 5 所示. 目标的位置、速度和加速度估计误差分别如图 6, 7, 8 中所示.

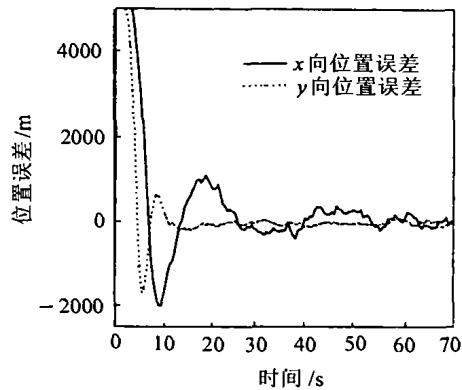


图 6 x, y 方向的位置误差

Fig. 6 Position errors in x and y directions

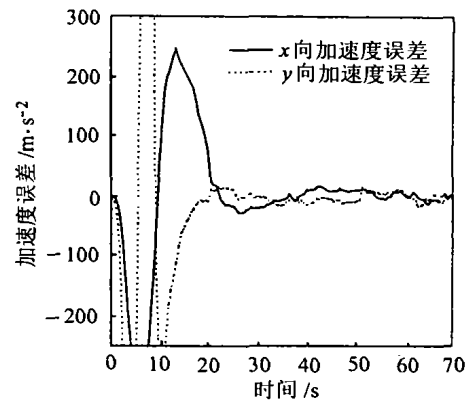


图 8 x, y 方向的加速度误差

Fig. 8 Acceleration errors in x and y directions

3.2 结果分析(Results analysis)

在算例 1 中,从图 2,3,4 可以看出,对于强机动目标,采用双站跟踪具有较好的收敛性能、算法稳定性及跟踪精度.要注意的是,此处单站跟踪先表现出收敛的趋向,而后又发散.分析其原因这是由于单站条件下,机动目标的弱可观测性^[3].而伪线性滤波算法本身则是稳定的^[4,5].根据文[2],目标的可观测性判据为

$$r(t) \neq \alpha(t) \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^4 a_{1i} t^{i-1} \\ \sum_{i=1}^4 a_{2i} t^{i-1} \end{bmatrix}. \quad (29)$$

其中, $r(t)$ 是目标与跟踪站的相对距离, a_{1i} 和 a_{2i} 是实系数, $\alpha(t)$ 是 t 的标量函数.

跟踪站做圆周运动时,式(29)左边 $r(t)$ 中第一行含 t 余弦函数,第二行含有 t 的正弦函数.右边列向量中的两行都是 t 的 3 阶多项式.故不可能找到

$\alpha(t)$ 使等号成立.因而目标满足可观测性条件.所以在图 2,3,4 的(a)中位置偏差、速度偏差及加速度偏差起先都表现出一定的减小趋势,即估计收敛性.但随着目标与跟踪站的距离的增大,在测量噪声不变的情况下,信噪比降低,因而估计误差增大,又逐渐趋向发散.而双站则严格保证目标的可观测,其理由是双站的三角定位原理.并且双站测量的角度之间可以互相融合,对于噪声的敏感性要好得多.所以跟踪机动目标,特别是强机动目标,采用多个被动式传感器应是一个很好的选择.

在算例 2 中,从图 5,6,7,8 可以看出,本算法均能较好地跟踪目标,这表明了算法具有较强的自适应能力,因而实用价值颇高.

另外,在本算法的推导中用 $\cos v(k) \approx 1$ 和 $\sin v(k) \approx v(k)$. 所以严格来说,只有噪声为零才能保证估计误差为零,即本算法存在稳态误差.它随着噪声级别的降低而减小.

4 结束语(Conclusion)

本文讨论了角测量被动式机动目标跟踪问题,提出了一种机动目标被动式跟踪自适应算法,并分析了这种算法在单站和双站跟踪时的性能.其结果可直接推广到三维空间的机动目标跟踪问题.由于本算法是线性的,非线性都包含在伪噪声中,故其稳定.为提高跟踪精度,需进一步减少噪声级别,优化目标与跟踪站的相对运动几何关系,这些都有待于进一步的研究.

参考文献(References)

- [1] Nardone S C, Aidala V J. Observerability criteria for bearings-only target motion analysis [J]. IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, 1981, 17(2): 162 - 166
- [2] Fogel E, Gavish M. Nth-order dynamics target observability from angle measurements [J]. IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, 1988, 24(3): 305 - 307
- [3] Zhang Hongju, Ding Zheng, Liu Xuchang. The observability analysis for passive tracking system [A]. Control Theory Technology and Application — the Paper Collection of the 10th Annual Meeting for Youth (the Automation Association of China) [C]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 1994 (in Chinese)
- [4] Aidala V J. Kalman filter behavior in bearing-only tracking applications [J]. IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, 1979, 15(1): 29 - 39
- [5] Lindgren A G, Gong K F. Position and velocity estimation via bearing observations [J]. IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, 1978, 14(4): 564 - 577
- [6] Berman Z. Reliable maximum likelihood algorithm for bearing-only target motion analysis [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control [C]. San Diego, CA, USA, 1997, 5, 10 - 12
- [7] Nardone S C, Lindgren A G, Gong K F. Fundamental properties and performance of conventional bearing-only target motion analysis [J]. IEEE Trans. Automatic Control, 1984, 29(9): 775 - 787
- [8] Nardone S C, Graham M L. Closed-form solution to bearings-only target motion analysis [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1997, 22(1): 168 - 178
- [9] Alfonso Farina. Target tracking with bearings-only measurements [J]. Signal Processing, 1999, 78(1): 61 - 78
- [10] Rao S K. Algorithm for detection of maneuvering targets in bearings-only passive target tracking [J]. IEE Proceeding of Radar, Sonar Navigation, 1999, 146(3): 141 - 146
- [11] Moorman M J, Bullock T E. A new estimator for passive tracking of maneuvering targets [A]. First IEEE Conference on Control Applications [C]. Dayton, OH, USA, 1992, 2: 1122 - 1127
- [12] Holst J, Holsberg A. On target manueveres in bearings-only tracking [A]. Conference Record of the Twenty-Fifth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers [C]. Pacific Grove, CA, USA, 1991, 1: 272 - 276
- [13] Quan Taifan, Yang Yongsheng, Liu Yongtan. Maneuvering target tracking system with bearing-only measurement [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 1991, 23(2): (in Chinese)
- [14] Dufour F, Mariton M. Tracking a 3D maneuvering target with passive sensors [J]. IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, 1991, 27(4): 725 - 739
- [15] Katsikas S K, Leros A K, Lainiotis D G. Passive tracking of a maneuvering target: an adaptive approach [J]. IEEE Trans. Signal Processing, 1994, 42(7): 1820 - 1825
- [16] Cadre J L, Tremois O. Bearings-only tracking for maneuvering sources [J]. IEEE Trans. Aerospace Electronic Systems, 1998, 34(1): 179 - 192
- [17] Zhou Hongren, Jing Zhongliang, Wang Peide. Tracking Maneuvering Target [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1991 (in Chinese)
- [18] Errington I. Non-linear estimation in bearings-only tracking of maneuvering targets [A]. IEE Colloquium on State Estimation in Aerospace and Tracking Applications [C]. London UK, 1989, 1 - 2

本文作者简介

王晓华 1975年生.博士研究生.主要研究方向为智能信息融合与控制,红外被动式跟踪与多传感器数据融合. Email: xiao_hua_wang@sjtu.edu.cn

敬忠良 见本刊2002年第4期第587页.