

杂波环境下基于红外传感器和雷达融合的机动目标跟踪算法

刘 晨, 冯新喜

(空军工程大学 电讯工程学院, 陕西 西安 710077)

摘要:提出一种在密集杂波环境下多传感器机动目标跟踪算法,在利用雷达测量数据的基础上,融合红外(IR)传感器获得的精确角度信息来提高机动目标跟踪性能。通过计算机仿真,该算法较传统概率数据关联(PDA)对于航迹跟踪成功率和位置估计的准确率更为有效。

关键词:多传感器;数据融合;概率数据关联;IR

中图分类号: TN911.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2006)02-0025-04

PDA 算法适用于杂波环境下目标跟踪。在简单环境下,对一个单目标机动探测的可行方法是去检测新息。当检测到目标机动时,可以利用自适应滤波技术。复杂杂波环境往往会产生不正确的目标关联^[1],从而导致错误的目标机动检测。因此,解决复杂杂波环境下的机动目标是相当困难的问题。本文提出的新算法改善了传统 PDA 算法,在运动学模型中引入多机动模型,该算法中机动目标的预测协方差相对于在标准卡尔曼滤波方程中得到的有所增加,能有效跟踪高机动目标^[2]。本文除了雷达数据之外,利用了来自红外(IR)传感器获得的目标精确的方位角、高低角信息,并与雷达测量数据进行融合,在 M3PDA 基础上提出 IM3PDA(IR-integrated Multiple Maneuver Model PDA)算法。为了简化计算,假设雷达与红外的采样时间相等。

1 目标模型和测量模型

1.1 目标模型

目标运动的数学模型为^[3]

$$x_k = \Phi_{k-1}x_{k-1} + G(k-1)w_{k-1} + F(k-1)u_{k-1} \quad (1)$$

式中: x_k 是目标状态向量; Φ 是状态转移矩阵; $G(k)$ 是过程噪声分布矩阵; w_k 是具有零均值和方差矩阵为 Q_k 的高斯白噪声; $F(k)$ 是输入控制加权矩阵; $u_k = \{\alpha_a = 1, 2, \dots, N\}$ 是从一组机动加速度量化值中选取的输入或控制函数,在匀速模型中包含零重力加速矢量。加速矢量 α_a 服从稳态马尔可夫过程,转移概率 $P_{ab} = P[\Psi_{k,a} | \Psi_{k-1,b}]$, 表示 $u_{k-1} = \alpha_a$ 。

图 1 为 T-V-O 坐标系。本文使用了 7 个机动矢量:零重力加速度,改变速度矢量方向的匀加速度,加速和减速的匀加速度。

1.2 雷达测量模型和红外测量模型

雷达测量模型为

$$z_k^1 = H^1 x_k + G_2^1(k) v_k^1 \quad (2)$$

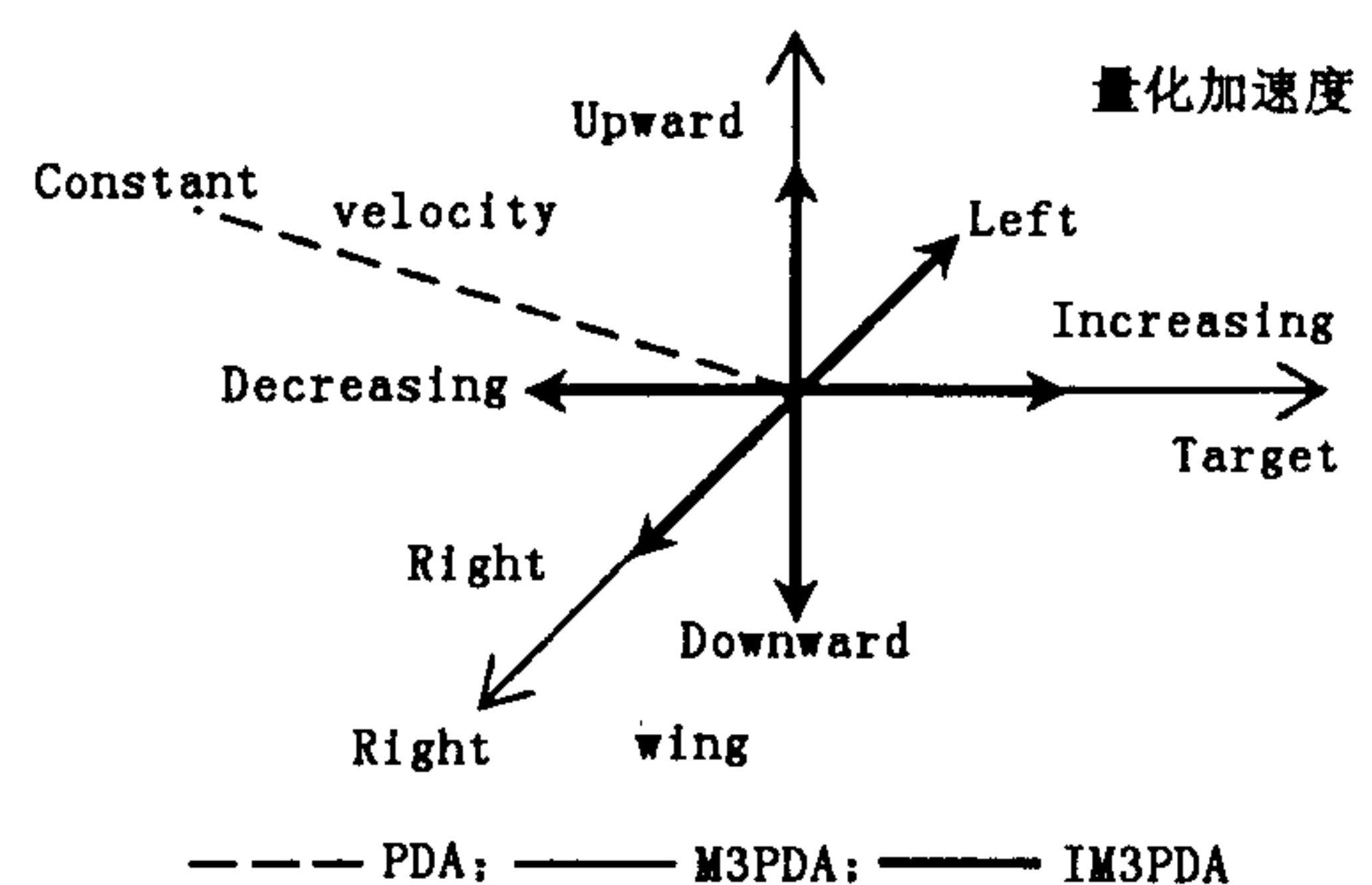


图 1 T-V-O 坐标系图

收稿日期:2005-07-26

基金项目:军队科研基金资助项目

作者简介:刘 晨(1977-),男,辽宁新民人,讲师,硕士,主要从事数据融合研究;

冯新喜(1962-),男,陕西西安人,教授,博士生导师,主要从事自动控制、数据融合技术研究。

红外测量模型为
$$z_k^2 = h(x_k) + v_k^2 \quad (3)$$

式中: z_k 是雷达测量向量; H^1 是量测矩阵; $h(x_k)$ 是角度测量的真值; v_k 是测量噪声, 服从零均值和方差 R_k 的高斯白噪声(上标: 1 表示雷达、2 表示红外)。

时间 t_k 内来自雷达和红外传感器的有效的测量表示为 $Z_k^s = [z_{k,1}^s, z_{k,2}^s, \dots, z_{k,m_k}^s]$ 。其中, m_k^s 是有效测量的总数, 到时间 t_k 为止有效测量的积累 $X^{k,s} = [Z_1^s, Z_2^s, \dots, Z_k^s]$ 。在每个时间 t_k 上测量值的个数作为集合的元素, 表示为 $M^{k,s} = [m_1^s, m_2^s, \dots, m_k^s]$ 。

2 IM3PDA 算法

2.1 机动加速度的确定

假设目标轨迹的初值是已知的, 机动加速度 u_{k-1} 的先验概率密度函数为

$$\left. \begin{aligned} P[u_{k-1} | \Psi_{k,a}, Z^{k-1}, M^{k-1}] &= \delta(u_{k-1} - \alpha_a) \\ P[u_{k-1} | Z^{k-1}, M^{k-1}] &= \sum_{a=1}^N P[\Psi_{k,a} | Z^{k-1}, M^{k-1}] \delta(u_{k-1} - \alpha_a) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

机动加速度 u_{k-1} 的条件均值为

$$\left. \begin{aligned} \hat{u}_{k-1}^a &= E[u_{k-1} | \Psi_{k,a}, Z^{k-1}, M^{k-1}] = \alpha_a \\ \hat{u}_{k-1} &= E[u_{k-1} | Z^{k-1}, M^{k-1}] = \sum_{a=1}^N P[\Psi_{k,a} | Z^{k-1}, M^{k-1}] \alpha_a \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

机动加速度 u_{k-1} 的条件协方差矩阵为

$$E[(u_{k-1} - \hat{u}_{k-1})(u_{k-1} - \hat{u}_{k-1})^T | Z^{k-1}, M^{k-1}] = \sum_{a=1}^N P[\Psi_{k,a} | Z^{k-1}, M^{k-1}] (\alpha_a - \hat{u}_{k-1})(\alpha_a - \hat{u}_{k-1})^T \quad (6)$$

在数据处理过程中, 使用卡尔曼滤波增益进行加权, 经过修正后的估计, 以“ $\hat{\cdot}$ ”表示, 未经过修正的估计以“ $\hat{\cdot}^-$ ”表示^[4]。

$$\hat{x}_k^- = \Phi_{k-1} \hat{x}_{k-1}^+ + F(k) \hat{u}_{k-1} \quad (7)$$

t_k 内机动加速度 \hat{u}_{k-1} 通过先验概率 $P[\Psi_{k,a} | Z^{k-1}, M^{k-1}]$ 得到

$$\begin{aligned} P_k^- &= \Phi_{k-1} P_{k-1}^+ \Phi_{k-1}^T + G(k-1) Q_{k-1} G^T(k-1) + \\ &\quad \sum_{a=1}^N P[\Psi_{k,a} | Z^{k-1}, M^{k-1}] F(k-1) (\alpha_a - \hat{u}_{k-1})(\alpha_a - \hat{u}_{k-1})^T F^T(k-1) \end{aligned} \quad (8)$$

方程的最后一项是半正定矩阵, 反映了增加预测协方差对目标机动的影响。

式中: $P_k^- = \Phi_{k-1} P_{k-1}^+ \Phi_{k-1}^T + G(k-1) Q_{k-1} G^T(k-1)$ 。

2.2 雷达数据处理

雷达数据滤波过程中, 一组新的雷达测量值 Z^k 到来, 计算新息 $Z_k^1 - H^1 \hat{x}_k^{1,a-}$ ($i = 1, 2, \dots, m; a = 1, 2, \dots, N$), 以后每个新息根据标准 Kalman 滤波增益 K_k^1 加权, K_k^1 对于 $i = 1, 2, \dots, N$ 是相等的, 用 K_k^1 修正估计。经过修正的 x_k 可以表示为

$$\hat{x}_k^{1+} = \Phi_{k-1} \hat{x}_{k-1}^+ + F(k-1) \tilde{u}_{k-1}^1 + K_k^1 v_{1,k} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} P_k^{1+} &= \beta_{1,k,0} \hat{P}_k^{1-} + (1 - \beta_{1,k,0}) \hat{P}_k^{1+} + F(k-1) \left[\sum_{a=1}^N \beta_{1,k}^a \alpha_a \alpha_a^T - \tilde{u}_{k-1}^1 \tilde{u}_{k-1}^{1T} \right] F^T(k-1) + \\ &\quad F(k-1) \left[\sum_{i=1}^{m_k} \sum_{a=1}^N \beta_{1,k,i}^a \alpha_a v_{1,k,i}^{aT} - \tilde{u}_{k-1}^1 v_{1,k}^T \right] K_k^{1T} + \\ &\quad K_k^1 \left[\sum_{i=1}^{m_k} \sum_{a=1}^N \beta_{1,k,i}^a \alpha_a v_{1,k,i}^a \alpha_a^T - v_{1,k} \tilde{u}_{k-1}^{1T} \right] F^T(k-1) + K_k^1 \left[\sum_{i=1}^{m_k} \sum_{a=1}^N \beta_{1,k,i}^a \alpha_a v_{1,k,i}^a \alpha_a^T - v_{1,k} v_{1,k}^T \right] \end{aligned} \quad (10)$$

式中: $\hat{P}_k^{1+} = (I - K_k^1 H^1) \hat{P}_k^{1-}$, $v_{1,k,i}^a = z_{k,i}^1 - H^1 \hat{x}_k^{1,a-}$, \tilde{u}_{k-1}^1 是在时间 t_k 内目标机动加速度, $\tilde{u}_{k-1}^1 = \sum_{a=1}^N \beta_{1,k}^a v_{1,k,i}^a$ 。

2.3 红外数据处理

红外结合于雷达跟踪的困难在于红外提供的数据中不含任何距离信息, 在构造 IM3PDA 中利用红外信

息角度测量的线性逼近,通过目标在正交坐标系中的预测状态向量进行计算。为了简化计算,假设雷达与红外的采样时间相等。

IR 预测状态向量和处理 Z_k^2 前的误差协方差矩阵以及来自 IR 的 m_k^2 , 在时间 t_k 上可以表示如下:

$$\hat{x}_k^{2-} = E[x_k | Z^{k-1}, Z_k^1, M^{k-1}, m_k^1] \quad (11)$$

$$P_k^{2-} = E[(x_k - \hat{x}_k^{2-})(x_k - \hat{x}_k^{2-})^T | Z^{k-1}, Z_k^1, M^{k-1}, m_k^1] \quad (12)$$

在时间 t_k 内没有融合雷达信息, IR 预测状态向量由下式给出:

$$\hat{x}_k^{2-} = \hat{x}_k^-, \quad P_k^{2-} = P_k^- \quad (13)$$

在时间 t_k 内融合雷达信息后, IR 预测状态向量由下式给出:

$$\hat{x}_k^{2-} = \hat{x}_k^{1+}, \quad P_k^{2-} = P_k^{1+} \quad (14)$$

红外测量状态向量的线性逼近

$$h(x_k) - h(\hat{x}_k^{2-}) \approx H^2(\hat{x}_k^{2-})(x_k - \hat{x}_k^{2-}) \quad (15)$$

式中 $h(x_k)$ 为红外测量状态向量的真值的线性近似值。

$$H^2(x_k) = \begin{bmatrix} \frac{\partial E}{\partial x(k)}(x_k) & \frac{\partial E}{\partial y(k)}(x_k) & \frac{\partial E}{\partial z(k)}(x_k) & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\partial Az}{\partial x(k)}(x_k) & \frac{\partial Az}{\partial y(k)}(x_k) & \frac{\partial Az}{\partial z(k)}(x_k) & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

红外传感器中后验概率 $\beta_{2,k,i}^{a,b}$ 是在 $u_{k-1} = \alpha_a$ 的情况下由 Bayes 理论通过递归计算^[5]

$$\beta_{2,k,i}^{a,b} = P[X_2^{k,i}, \Psi^{k,a}, \Psi^{k-1,b} | Z^k, M^k] = \frac{\gamma_{2,k,i}^{a,b} \beta_{2,k-1}^b}{\sum_{a=1}^N \sum_{b=1}^N \sum_{i=1}^N \gamma_{2,k,i}^{a,b} \beta_{2,k-1}^b} \quad (17)$$

当新的一组 IR 的测量值 Z_k^2 到来, 计算新新息 $Z_k^2 - h(\hat{x}_k^{2,a-})$ ($i = 1, 2, \dots, m_k; a = 1, 2, \dots, N$), 以后每个新息根据扩展 Kalman 滤波增益 K_k^2 加权, 修正估计。这个经过修正的状态向量可以表示为

$$\hat{x}_{k,i}^{2,a+} = \hat{x}_{k-1,i}^{2,a-} + K_k^2 \sum_{i=1}^{m_k} \beta_{2,k,i}^a (z_{k,i}^2 - h(\hat{x}_k^{2,a-})) \quad (18)$$

$$K_k^2 = \hat{P}_k^{2-} H^2(\hat{x}_k^{2-})^T [H^2(\hat{x}_k^{2-}) \hat{P}_k^{2-} H^2(\hat{x}_k^{2-})^T + R_k^2]^{-1} \quad (19)$$

最后, 通过方程的一些处理得到:

$$\hat{x}_k^{2+} = \Phi_{k-1} \hat{x}_{k-1}^+ + F(k-1) \bar{u}_{k-1}^2 + K_k^2 v_{2,k} \quad (20)$$

$$P_k^{2+} = \beta_{2,k,0} \hat{P}_k^{2-} + (1 - \beta_{2,k,0}) \hat{P}_k^{2+} + F(k-1) \left[\sum_{a=1}^N \beta_{2,k}^a \alpha_a \alpha_a^T - \bar{u}_{k-1}^2 \bar{u}_{k-1}^{2T} \right] F^T(k-1) + \\ F(k-1) \left[\sum_{i=1}^{m_k} \sum_{a=1}^N \beta_{2,k,i}^a \alpha_a v_{2,k,i}^{aT} - \bar{u}_{k-1}^2 v_{2,k}^T \right] K_k^{2T} + K_k^2 \left[\sum_{i=1}^{m_k} \sum_{a=1}^N \beta_{2,k,i}^a \alpha_a v_{2,k,i}^a \alpha_a^T - v_{1,k} \bar{u}_{k-1}^{2T} \right] \times \\ F^T(k-1) + K_k^2 \left[\sum_{i=1}^{m_k} \sum_{a=1}^N \beta_{2,k,i}^a \alpha_a v_{2,k,i}^a \alpha_a^T - v_{1,k} v_{2,k}^T \right] K_k^{2T} \quad (21)$$

式中: $\hat{P}_k^{2+} = (I - K_k^2 H^2(\hat{x}_k^{2-})) \hat{P}_k^{2-}$, $v_{2,k,i}^a = z_{k,i}^2 - h(\hat{x}_k^{2,a-})$, $\bar{u}_{k-1}^2 = \sum_{a=1}^N \beta_{2,k,i}^a \alpha_a$, \bar{u}_{k-1}^2 是时间 t_k 内目标机动的扰动矢量。 \bar{u}_{k-1}^2 是通过后验概率 $\beta_{2,k,i}^{a,b}$ 计算的。

2.4 融合中心处理

当来自 IR 的目标数据没有能够在时间 t_k 内处理, 状态向量的滤波向量由以下公式给出:

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^{1+}, \quad P_k^+ = P_k^{1+} \quad (22)$$

如果, 当来自 IR 的目标数据能够在时间 t_k 内处理, 状态向量的滤波向量由以下公式给出:

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^{2+}, \quad P_k^+ = P_k^{2+} \quad (23)$$

3 仿真结果

设定目标速度为 331.45 m/s, 高度 1 km。目标机动时的轨迹如图 2 所示, 目标 1 是径向飞行 30 s 后, 以

恒加速度 $3g$ 做水平 180° 转弯,后又径向飞行 $30s$;目标 2 是径向飞行 $30s$ 后,以恒加速度 $5g$ 做水平 180° 转弯,后又径向飞行 $30s$ 。每条轨迹的机动中点距离传感器(radar and IR)都是 $25km$ 。

雷达测量噪声标准差:距离为 $20m$,每个角度为 $5mrad$ 。认为错误检测是不规则的,服从泊松分布,杂波环境下的虚警概率 $P_{fa} = 0.08$ 。红外测量噪声标准差为 $0.1mrad$ 。IR 对每种环境下的探测概率为 1.0 。雷达和红外布置在图 3 坐标系的原点,使用同频同步采样,采样率 $1Hz$ 。

PDA、M3PDA 和 IM3PDA 3 种滤波器的过程噪声的标准差为 $3g$ 。在 M3PDA 和 IM3PDA 滤波器中,我们假设从当前时间 t_k 到下一时刻 t_{k+1} 的转移概率在不改变机动模型的情况下近似为 0.3 ,在从一个机动模型改变到另一个机动模型的情况下近似为 $(1 - 0.3)/6$ 。

表 1,显示了在简单环境和杂波环境下,150 次蒙特卡洛仿真目标跟踪成功率的结果,很明显 IM3PDA 滤波器在杂波环境下表现出优越的性能。图 3 至图 8 分别为目标 1 和目标 2 的距离、仰角、方位角估计误差。

表 1 跟踪成功率

	简单环境			杂波环境		
	PDA	M3PDA	IM3PDA	PDA	M3PDA	IM3PDA
轨迹 1(3 g)	100	100	100	24	52	59
轨迹 2(5 g)	85	97	100	416	25	

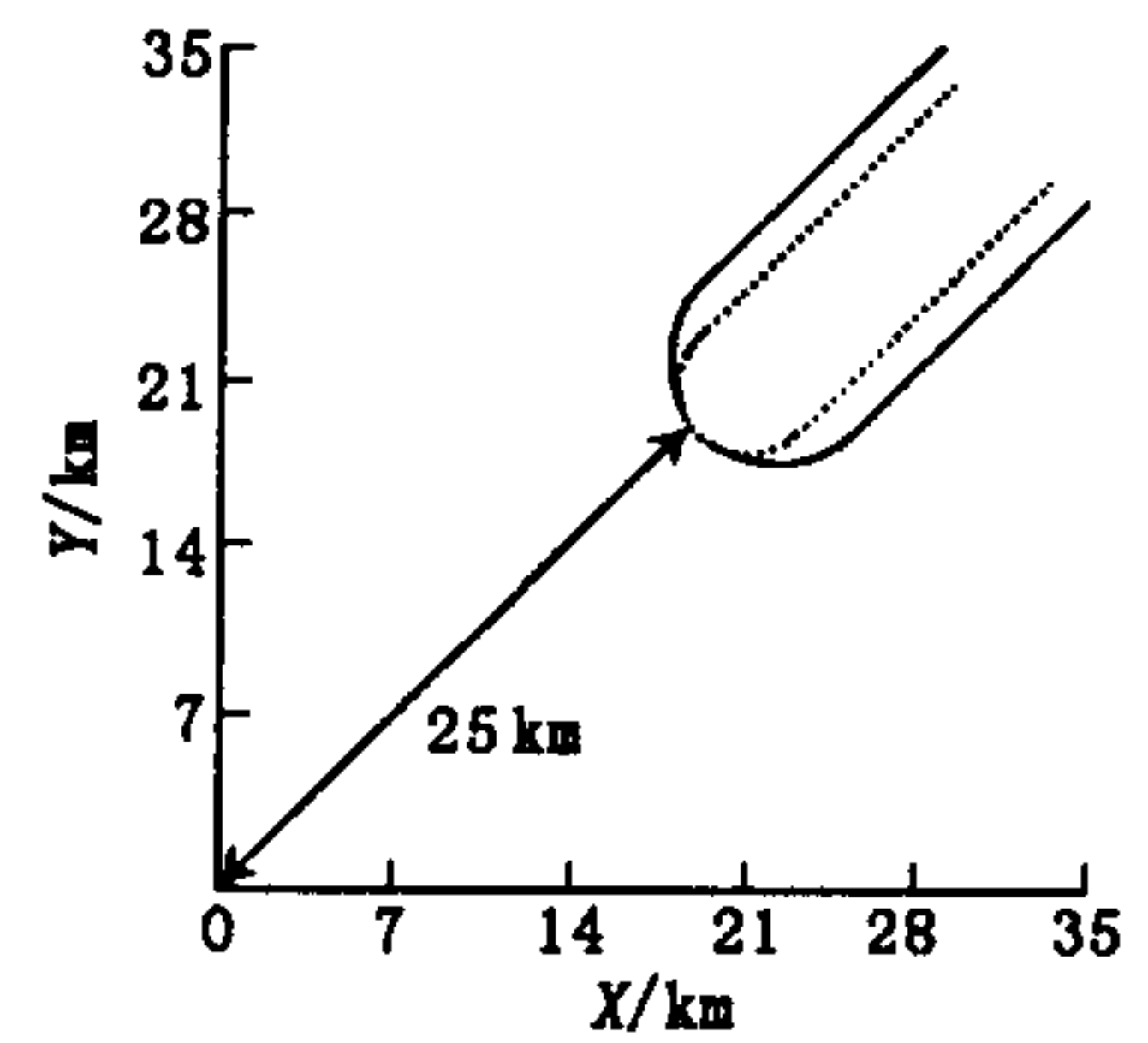


图 2 目标机动轨迹图。

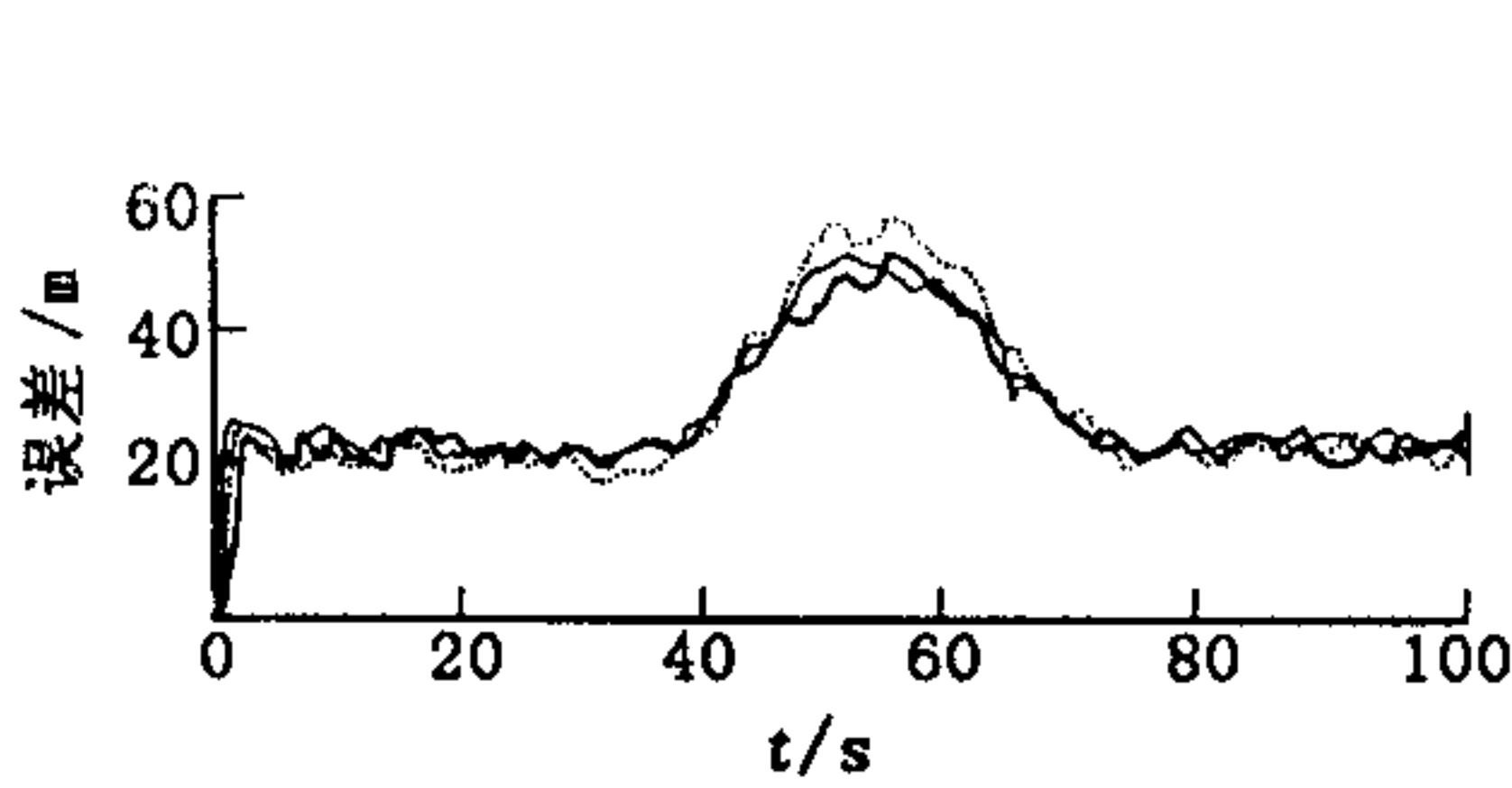


图 3 目标 1 距离估计误差图

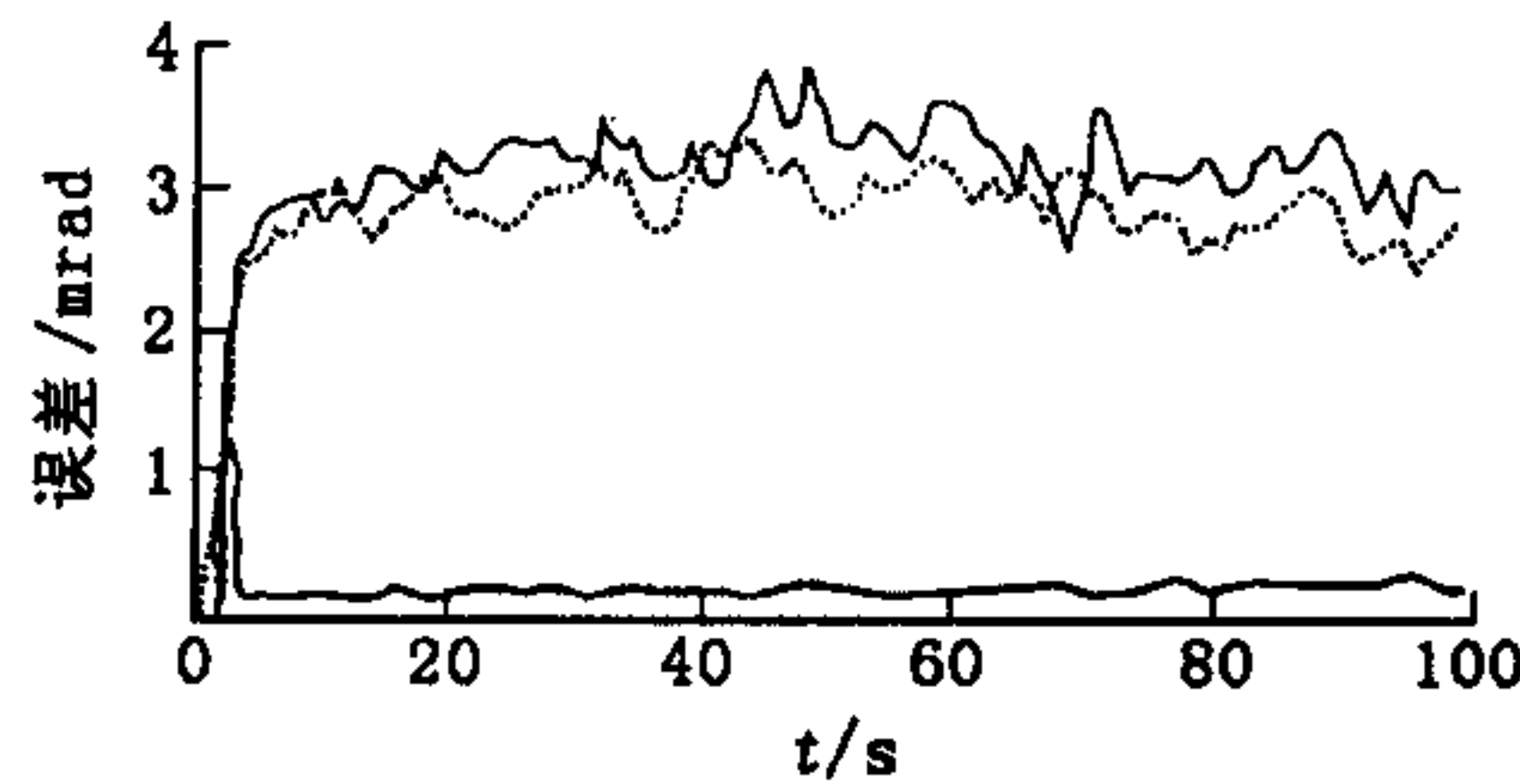


图 4 目标 1 仰角估计误差图

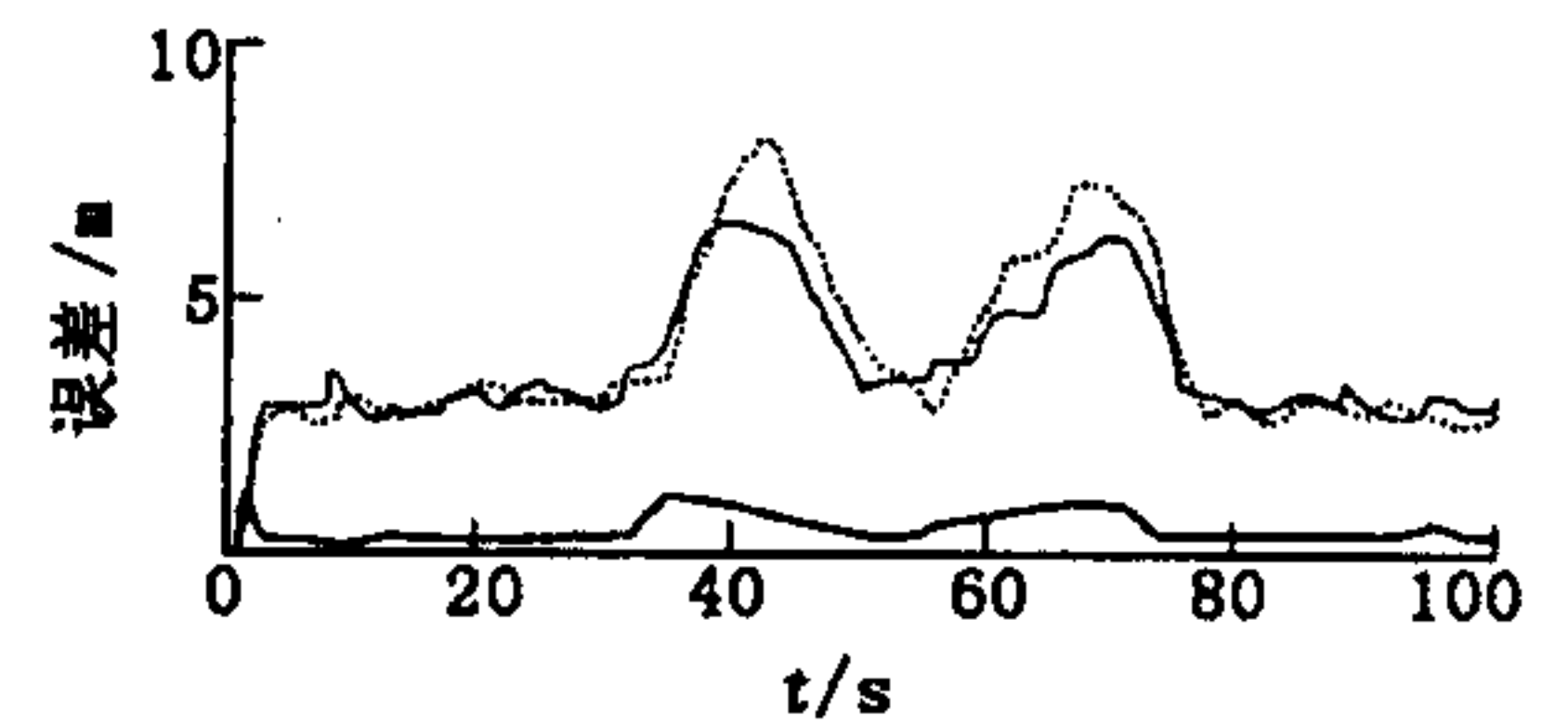


图 5 目标 1 方位角估计误差图

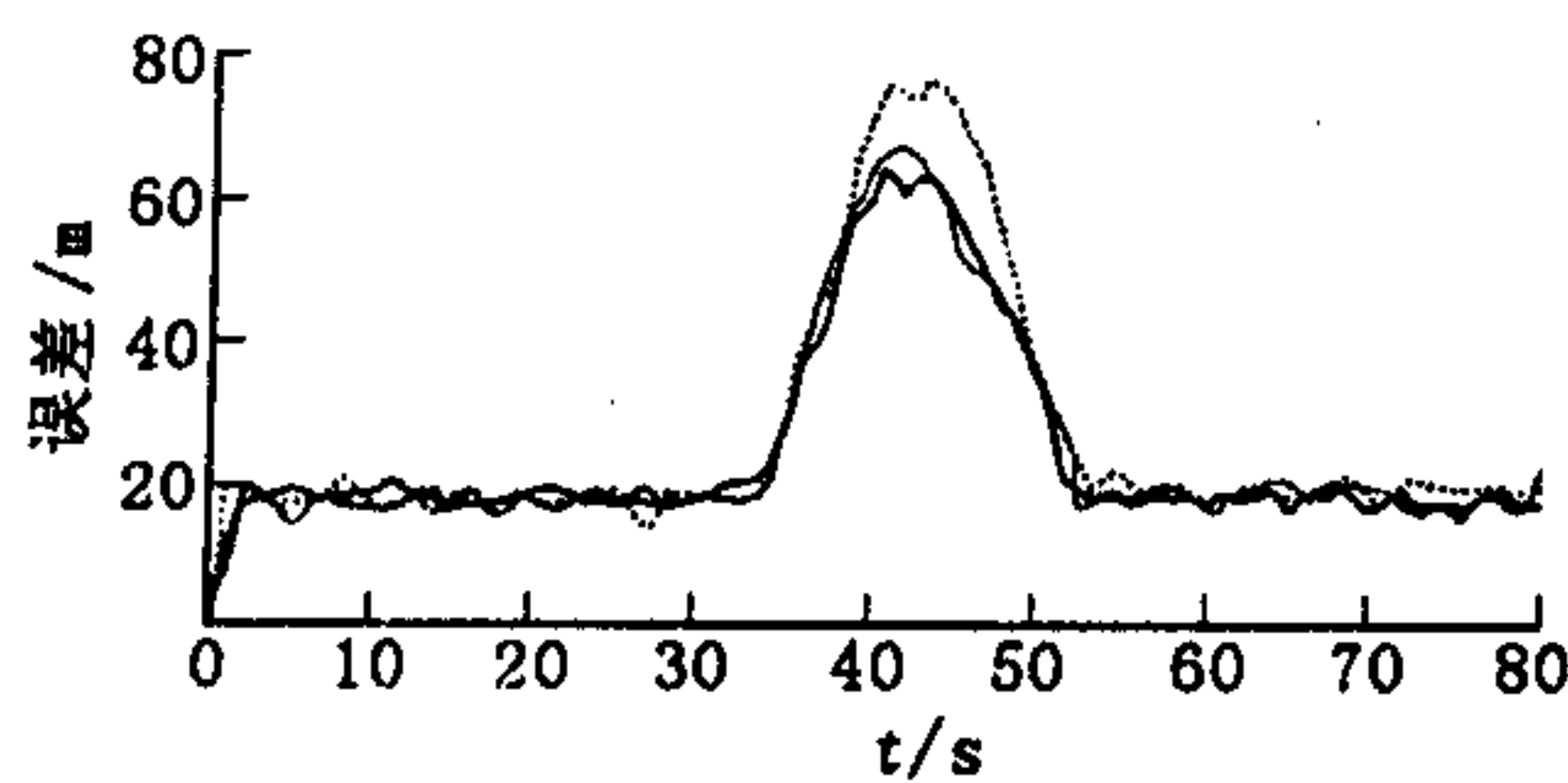


图 6 目标 2 距离估计误差图

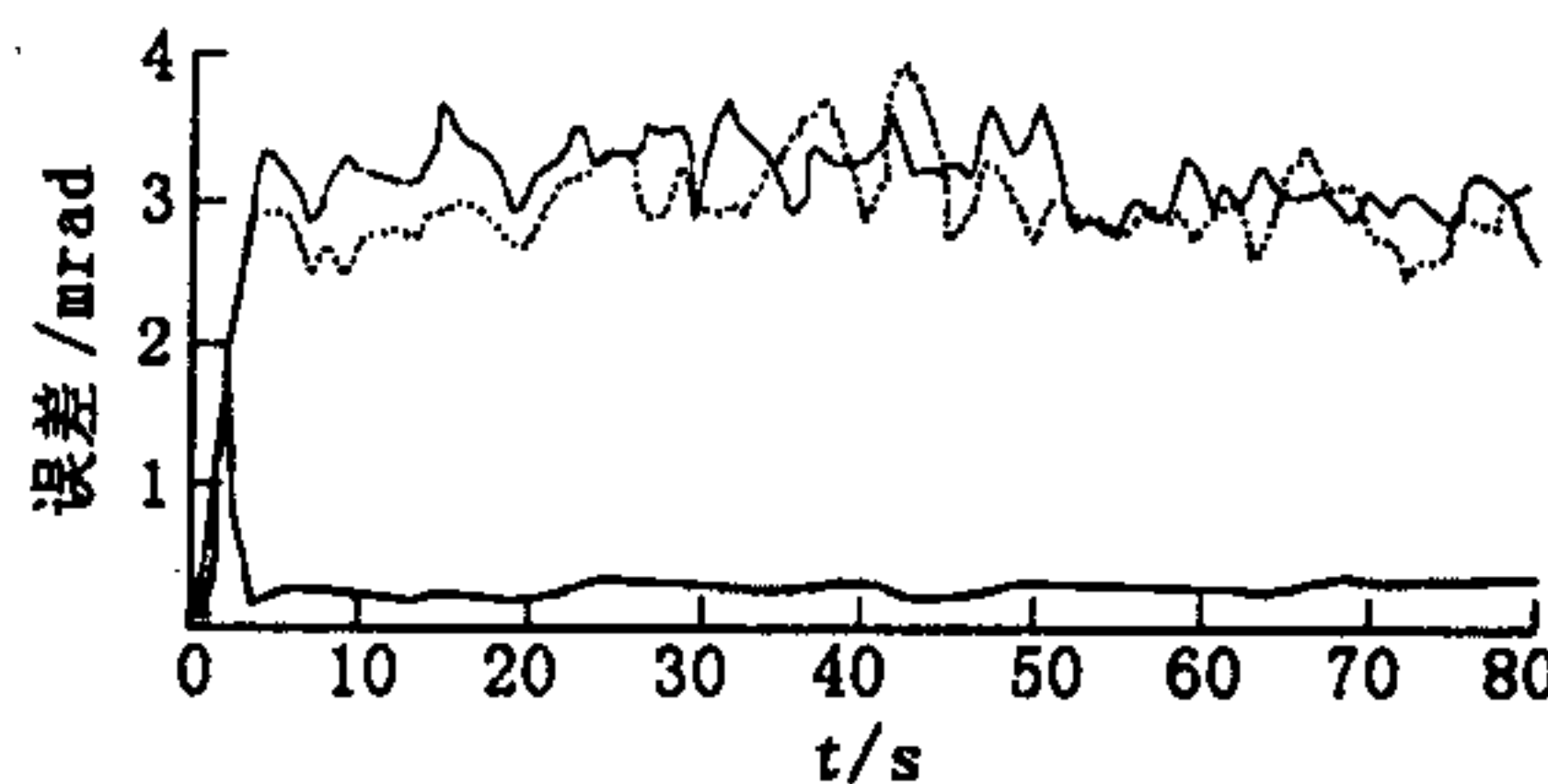


图 7 目标 2 仰角估计误差图

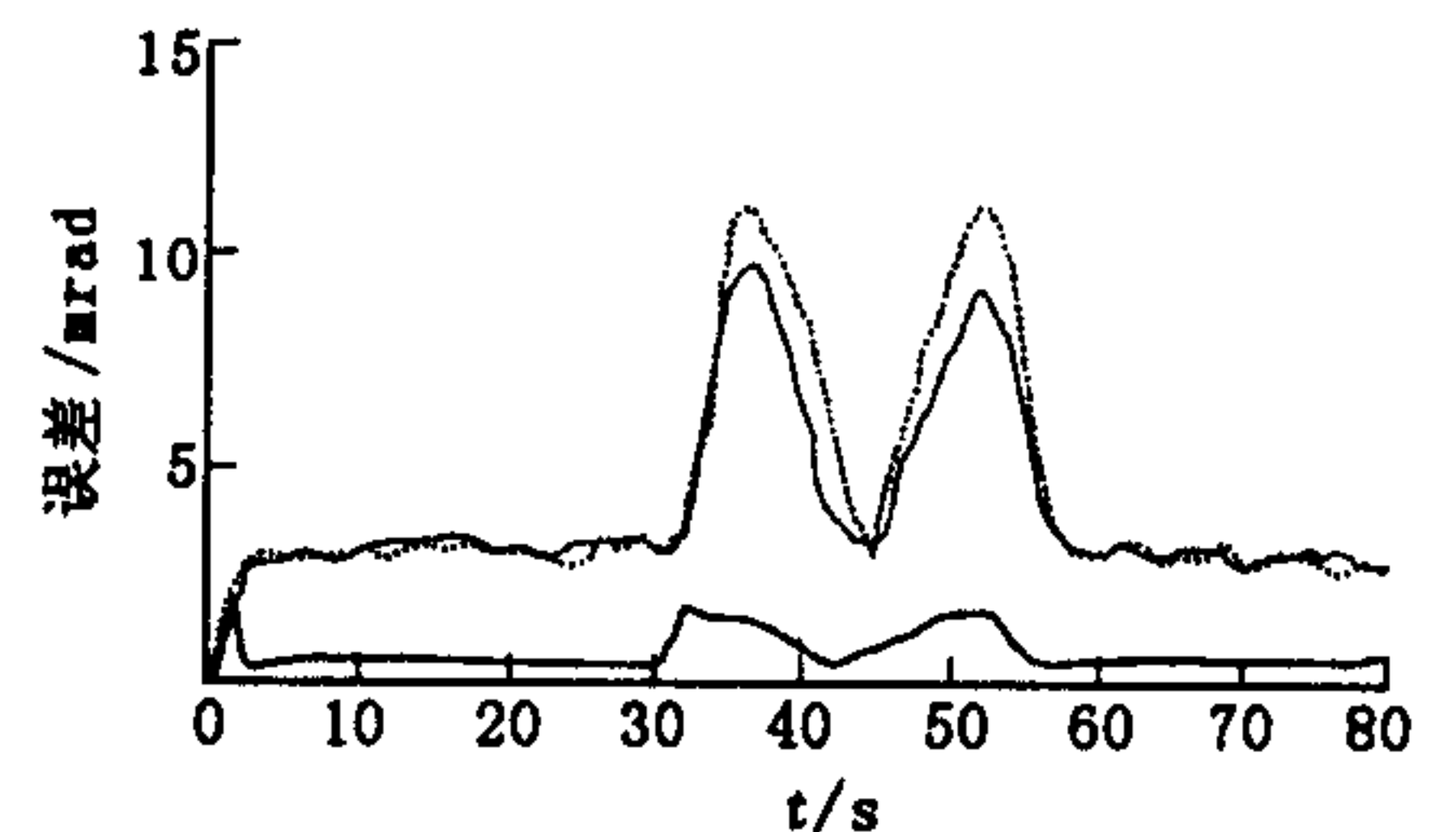


图 8 目标 2 方位角估计误差图

注:图 3 至图 8 中:“——”表示 IM3PDA 算法,“——”表示 M3PDA 算法,“……”表示 PDA 算法。

4 结论

本文提出了 IM3PDA 算法。在目标加速度 $3g$ 和 $5g$ 的两种情况下,通过蒙特卡洛仿真在航迹连续性和准确性方面对 IM3PDA, M3PDA 和 PDA 的性能进行了评价和比较,仿真结果表明在简单环境($P_{fa} = 0.0$)和严重杂波环境下($P_{fa} = 0.08$),IM3PDA 算法都优于 M3PDA 和 PDA 算法。

参考文献:

- [1] Houles A, Bar - Shalom Y. Multisensor Tracking of a Maneuvering Target in Clutter[J]. IEEE Aerosp. & Electron. Syst, 1989, 25:176 - 189.
- [2] 何友,王国宏. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京:电子工业出版社,2000.
- [3] 周宏仁,敬忠良,王培德. 机动目标跟踪[M]. 北京:国防工业出版社,1991.