

自适应混合多模算法在机动目标跟踪中的应用¹

戴 筠 王建海* 李 英*

(上海大学理学院 上海 201800)

*(上海大学通信学院 上海 201800)

摘 要 本文介绍了用于机动目标跟踪的自适应混合多模算法。这个算法不需要预先定义模型。它利用一个二级卡尔曼滤波器来估计目标的加速度。这个加速度被用于混合多模算法中具有不同确定性加速度的子滤波器中。文中给出了自适应混合多模算法的一个计算机模拟结果并与无自适应混合多模算法的结果进行了比较。

关键词 机动目标, 算法, 跟踪

中图分类号 TN953

1 引 言

机动目标跟踪困难之处在于目标模型的不确定性。近年来, 有很多方法被用于跟踪机动目标。一种方法是设计出机动检测准则, 一旦检测到机动发生或消除, 立即进行模型转换^[1]。它的缺点是在机动识别中的延时会引起模型切换过程中大的跟踪误差。一个改进的方法是混合多模算法 (Interacting Multiple-Mode Algorithm, IMM)。IMM 算法能成功地从一个模型平滑过渡到另一个模型, 相对第一种方案来说有较好的结果。当有一个模型与目标运动匹配时, IMM 算法能成功地获得比较好的结果。但实际情况并不是这样, 它需要增加滤波器的数目来适合较大范围的机动加速度。这将由于复合计算的增多而导致计算量的增加, 并且建立最佳模型需要时间, 跟踪的精确度会在机动改变时恶化。因此, 对实际情况而言, 仅选择最接近于目标真实运动的模型自适应方案就具有了一定优势。一种方法是用一个估计器来决定影响系统动力的随机偏差。这个偏差相当于目标的确定性机动加速度, 而模型的选择由它决定, 所以此算法不需要预定义模型。这就是本文所采用的新方法——自适应混合多模算法 (Adaptive Interacting Multiple-Mode Algorithm, AIMM)。

文中首先给出了问题的公式, 然后提出 AIMM 算法, 最后比较了 IMM 算法和 AIMM 算法的模拟结果并进行讨论。

2 问题的公式

在直角坐标系中, 目标运动动力学模型为

$$X(n+1) = \Phi X(n) + \Gamma\{U(n) + W(n)\}, \quad (1)$$

其中 $X(n)$ 是目标的状态矢量, 它包括位置量 x 和速度量 \dot{x} 。

Φ 是状态转移矩阵:

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad (1a)$$

¹ 1997-06-24 收到, 1998-01-04 定稿
航天总公司预研项目和上海市教委项目资助

Γ 是已知激励矢量:

$$\Gamma = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix}; \quad (1b)$$

$W(n)$ 是未知系统噪声, 它是协方差矩阵为 Q 的零均值白高斯噪声序列; $U(n)$ 为未知确定性机动加速度; T 是采样周期。

测量模型为

$$Z(n) = HX(n) + V(n), \quad (2)$$

H 是测量转移矩阵:

$$H = [1 \ 0], \quad (2a)$$

$V(n)$ 是观测噪声, 它是协方差矩阵为 R 的零均值白高斯噪声序列。

IMM 算法^[2] 用几个模型描述目标的运动, 每个模型为真的概率用模型的似然函数获得, 模型间的转换可用一转移概率获得, 联合估计值为各子滤波器估计值加权, 加权系数为模型的后验概率。IMM 算法可分为四个部分: 状态量混合、滤波、模型概率计算和状态量联合估计。

IMM 算法的精确度很大程度上取决于目标模型是否接近目标真实运动状态, 因而为了达到高精度的跟踪, 在 IMM 算法中用了许多可能的目标状态模型来模拟目标运动状态。这样就导致了算法的计算负荷增大。

AIMM 算法的思想是用一个有限数目的子滤波器 (目标模型) 来跟踪机动目标。这些子滤波器的确定性加速度输入是一个二级卡尔曼滤波器目标加速度的估计值, 因而能自适应地调整到目标状态^[3]。见图 1。

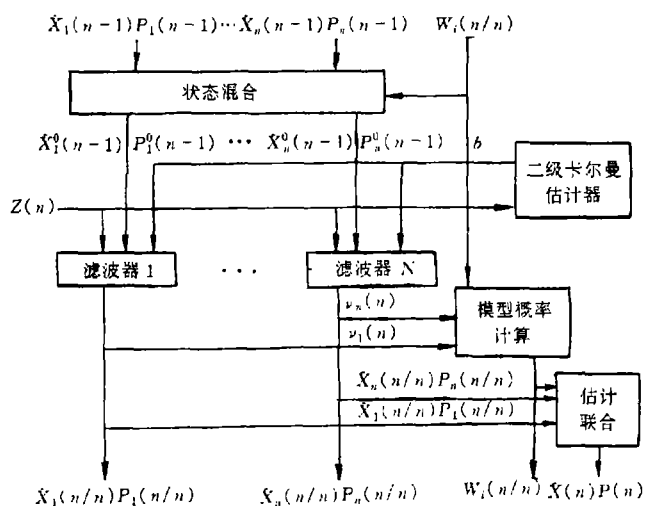


图 1 AIMM 算法

一个子滤波器中包括了由二级卡尔曼滤波器输入的确定性加速度, 其它子滤波器的确定性加速度输入由二级卡尔曼滤波器输入对称分布得到。

在我们的研究中, 为了避免任何细微测量相关性的影响, 采用目标测量是无相关 X 和 Y 的位置量。这样, IMM 算法中的卡尔曼滤波器可分别在每个轴上单独进行^[4], 同样估

计目标加速度的二级卡尔曼滤波器也适合在 X 和 Y 轴上分别进行。所以 AIMM 算法完全适合并行处理。

3 模拟结果和讨论

3.1 目标运动轨迹及其方案配置

模拟是在直角坐标系 $X-Y$ 平面内进行的, 传感器被固定在直角坐标系的原点, 取样时间为常数。 X 和 Y 轴上的量测噪声是均值为零标准偏差为 50m 的高斯序列。目标的起始位置是 (22,4)km, 并以 15m/s 的速度关于 X 轴为 45° 作直线飞行, 在 1-40 次扫描和 80-100 次扫描中目标是匀速运动, 在 41-79 次扫描中假设目标有一个关于 X 轴加速度为 30m/s^2 的加速运动^[3]。

为了跟踪目标运动, AIMM 算法中用了两种配置, 如表 1 所示。第一种配置中, 每个轴用了三个卡尔曼滤波器; 第二种配置中, 每个轴用了五个卡尔曼滤波器。表 1 是根据二级卡尔曼估计器的估计值 a_e , 指出了每个子滤波器的加速度变化。

表 1 AIMM 算法的子模型加速度

配置	子模型数 N	子模型的 U_x 和 $U_y(\text{m/s}^2)$				
		$m1$	$m2$	$m3$	$m4$	$m5$
1	3	a_e	$a_e + 10$	$a_e - 10$		
2	5	a_e	$a_e + 10$	$a_e - 10$	$a_e + 20$	$a_e - 20$

在 IMM 算法中, 也提出了两种配置, 第一种配置用了 5 个卡尔曼滤波器, 第二种配置同样用了 5 个卡尔曼滤波器, 它们在两轴上的卡尔曼滤波器中使用了不同的加速度变化等级。表 2 给出了加速度值的变化。

表 2 IMM 算法的子模型加速度

配置	子模型数 N	子模型的 U_x 和 $U_y(\text{m/s}^2)$				
		$m1$	$m2$	$m3$	$m4$	$m5$
3	5	0.0	10	-10	20	-20
4	5	0.0	15	-15	30	-30

为了更好地评价跟踪性能, 在 AIMM 算法中, 最初 15 次扫描中确定性机动加速度值假设为 0, 然后使用了二级卡尔曼估计器中的加速度估计值作为确定性机动加速度。无论在 IMM 算法和 AIMM 算法中, 子滤波器的过程噪声的标准偏差都为 1m/s^2 。在二级卡尔曼估计器中, 偏差滤波器和无偏差滤波器过程噪声的标准偏差都是 1m/s^2 。

3.2 结果比较

用下述统计指标来评价 AIMM 和 IMM 算法的性能。

位置误差降低因子 $P_e(n)$

$$P_e(n) = \frac{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^{N_1} [(x^i(n) - \hat{x}^i(n))^2 + (y^i(n) - \hat{y}^i(n))^2] / N_1\right]}}{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^{N_1} [(x^i(n) - z_x^i(n))^2 + (y^i(n) - z_y^i(n))^2] / N_1\right]}} = \frac{R_e(n)}{Q_e(n)}, \quad (3)$$

其中 $x^i(n)$, $y^i(n)$ 和 $\hat{x}^i(n)$, $\hat{y}^i(n)$ 表示目标在第 i 次模拟试验中第 n 次扫描时的真值和估计; $z_x^i(n)$, $z_y^i(n)$ 是目标的量测值; N_1 是模拟试验次数, 模拟次数至少 100 次以上。类似可定义速度降低因子 $V_e(n)$ 。

图 2 表示了配置 2 和 3 一次典型的位置误差降低因子 P_e 变化曲线。图 3、图 4 分别给出了 IMM 算法和 AIMM 算法中目标 X 分量的模型概率变化。在 IMM 算法的配置 3 中没有匹配于目标在 41-79 次扫描的子模型, 在此期间严重恶化, 可由图 3 进一步说明, 最可能的概率被分配给目标模型 4(确定性加速度为 20m/s^2)。正如我们所希望的, 图 2 显示了 AIMM 算法具有较好的精确度。用 AIMM 算法配置 1 的子模型概率由图 4 所示。在机动的初始阶段, 由于包含在二级卡尔曼估计器中加速度估计的延时, 模型 2 变为占有有一定优势, 不过在第 60 次扫描以后, 模型 1 重新成为占有优势。在第 82 次扫描以后, 当目标接近常速运动时, 模型 3 成为最主要的, 这还是由于包含在二级卡尔曼估计器中的加速度估计延时所造成, 模型 1 总共有 30 次扫描中没有取得重要地位。

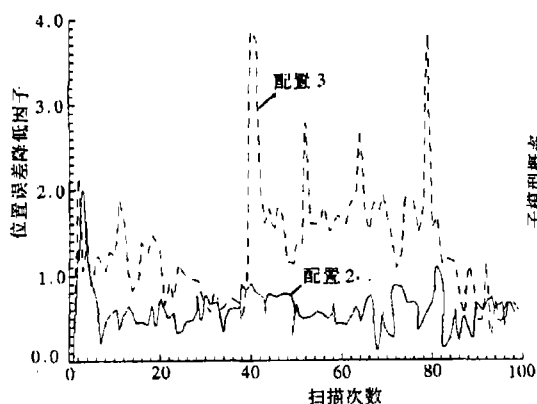


图 2 AIMM 和 IMM 的性能比较

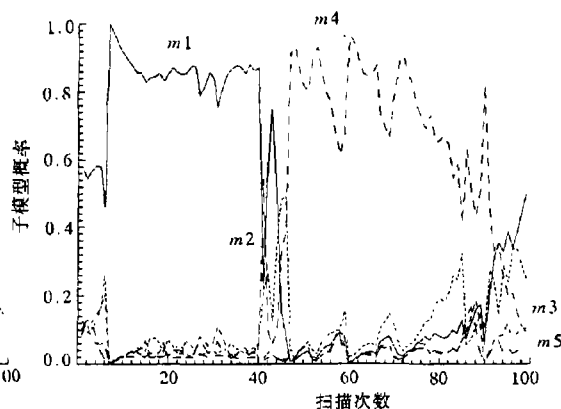


图 3 配置 3 子模型概率变化曲线

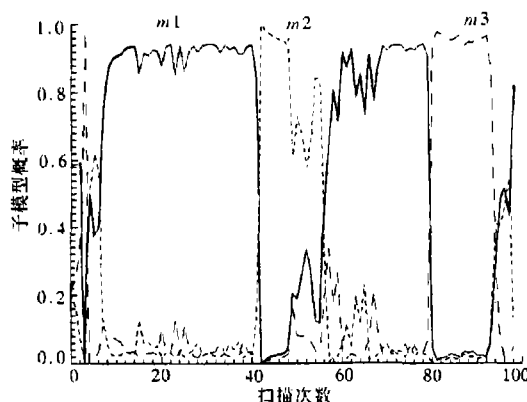


图 4 配置 1 子模型概率变化曲线

另外, 本文又给出两个单值统计指标:

$$\xi_p = \sum_{n=1}^s P_e(n)/S \quad (4)$$

$$\xi_v = \sum_{n=1}^s V_e(n)/S \quad (5)$$

表 3 ξ_p 和 ξ_v 的比较

算法	配置	子滤波器数	ξ_p	ξ_v
AIMM	1	3	0.3096	0.1074
	2	5	0.3948	0.0954
IMM	3	5	0.8932	0.3254
	4	5	0.6351	0.1251

式中 S 是扫描次数, $P_e(n)$ 和 $V_e(n)$ 分别是位置误差降低因子和速度误差降低因子。

由表 3 可见, 配置 2 的跟踪性能最好, 配置 3 的跟踪性能最差, 配置 1 和配置 4 的跟踪性能介于两者之间。虽然配置 1 有三个子滤波器可适合目标机动时运动状态的改变, 相对配置 2 的五个子滤波器来说, 对目标机动时运动状态改变还不能完全平滑过渡。配置 3 没有子滤波器的确定性加速度适合目标机动时运动状态模型, 因而性能最差。配置 4 虽然有子滤波器适合目标机动时的运动状态, 但由于子滤波器间的确定性加速度变化是 15m/s^2 (在 AIMM 中确定性加速度是 10m/s^2), 因而同样不能从一个模型平滑过渡到另一个模型, 所以性能没有配置 2 好。这也充分说明了能用较少的子滤波器来适合大范围机动目标变化。

另外, 二级卡尔曼估计器中的偏差滤波器的性能取决于跟踪系数^[5], 可用不同的跟踪系数来控制二级卡尔曼滤波器的加速度估值, 从而达到更精确的跟踪目的。由于篇幅关系, 文中没有给出计算机模拟结果。

4 结束语

本文中, 我们提出的自适应混合多模算法用了二级卡尔曼估计器中的估计值来替代子模型加速度, 使之更接近目标的运动状态。模拟显示了在跟踪机动目标方面, AIMM 算法完成得比 IMM 算法好。可以得到以下几个结论: (1) AIMM 算法的一个主要优点是它不需要预先确定子模型的加速度值。(2) IMM 算法中当一个子模型与目标运动状态相匹配时能提供较好的精确度。但是 AIMM 算法可用较少的子模型提供较大范围目标加速度变化的目标跟踪。(3) 包含在二级卡尔曼估计器目标加速度估计延时可用适当的跟踪系数来控制。大的跟踪系数可得到更快的模型匹配, 但以降低跟踪精度为代价, 小的跟踪系数则相反。实际模拟中在两者间折中选择。(4) AIMM 算法和 IMM 算法都可用并行处理技术使其运算速度加快。

参 考 文 献

- [1] Blackman S S. Multiple-target Tracking With Radar Applications, Dedham: Artech House, Inc. 1986, Chapter 3.
- [2] Blom H A, Bar-shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients. IEEE Trans. on AC, 1988, AC-33(8): 780-785.
- [3] Munir A, et al. Adaptive interacting multiple model algorithm for tracking a manoeuvring target. IEE Proc-F, 1995, 142(1): 11-16.
- [4] Atherton D P, H J Lin. Parallel implementation of IMM tracking algorithm using transputers. IEE Proc-F, 1994, F-141(6): 325-332.

- [5] Kalata P R. The tracking index: A generalized parameter for $\alpha - \beta$ and $\alpha - \beta\gamma$ target trackers. IEEE Trans. on Aerosp. Electron. Syst., 1984, AES-20(2): 174-182.

APPLICATION OF ADAPTIVE INTERACTING MULTIPLE MODEL ALGORITHM FOR TRACKING A MANOEUVRING TARGET

Dai Jun Wang Jianhai Li Ying

(*Shanghai University, Shanghai 201800*)

Abstract The paper describes an Adaptive Interacting Multiple-model(AIMM) algorithm for use in manoeuvring target tracking. The algorithm does not need predefined models. A two-stage Kalman estimator is used to estimate the acceleration of the target. This acceleration value is then fed to the subfilters in an Interacting Multiple Model (IMM) algorithm where the subfilters have different acceleration parameters. The simulation results of the performance of the AIMM algorithm and that of the IMM algorithm are given.

Key words Manoeuvring target, Algorithm, Track

戴 筠, 女, 1966 年生, 讲师, 从事计算机的科研和教学工作.

王建海, 男, 1964 年生, 副研究员, 博士, 从事数字信号处理等的科研和教学工作.

李 英, 男, 1936 年生, 教授, 博士生导师, 从事电子学的科研和教学工作.