

文章编号: 1001-2486(2003)02-0051-05

# 基于 HMM 的机动目标识别\*

张 军, 陈付彬, 付 强, 肖怀铁

(国防科技大学 ATR 实验室, 湖南长沙 410073)

**摘要:** 利用弹载高重频脉冲多普勒体制雷达所能获得的目标运动特征(加速度、加速度的变化率), 将目标的机动性能与隐 Markov 模型(HMM)有机地相结合, 提出了一种基于隐 Markov 模型(HMM)的动目标跟踪识别方案, 并分析了其在不同条件下的有限识别能力。

**关键词:** 脉冲多普勒雷达; 隐 Markov 模型; 识别

**中图分类号:** TN957      **文献标识码:** A

## Moving Target Recognition Based on HMM

ZHANG Jun, CHEN Fu-bin, FU Qiang, XIAO Huai-tie

(ATR Lab, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** This paper puts forward a recognition method based on the parameter of the moving target that the missile-borne pulsed Doppler radar can achieve and the HMM, and then analyzes the limited performance of the method under different circumstances.

**Key words:** pulsed Doppler radar; HMM; recognition

隐 Markov 模型(HMM)是在 Markov 链的基础上发展起来的。实际问题比 Markov 链模型所描述的更为复杂, 观察到的事件并不是与状态一一对应, 而是通过一组概率分布相联系, 这样的模型就称为 HMM。它是一个双重随机过程, 其中之一就是 Markov 链, 这是基本随机过程, 它描述状态的转移。另一个随机过程描述状态和观测值之间的统计对应关系。这样, 站在观察者的角度, 只能看到观测值, 不像 Markov 链模型中的观测值与状态一一对应, 因此, 不能直接看到状态, 而是通过一个随机过程去感知状态的存在及其特性, 因而称之为隐 Markov 模型, 即 HMM。

### 1 机动目标运动状态

为了对目标运动状态进行识别, 首先我们定义运动目标一共包括如表 1 所示的  $N_p = 27$  种状态。每一种状态矢量  $V$  包括三个元素  $V(i) (i = 1, 2, 3)$ , 分别对应连续三次对目标进行检测的加速度信息  $a$  或加速度的变化率信息  $da$ 。为分析方便, 我们用变量  $s_p$  表示对目标进行检测所获得的加速度信息或加速度的变化率信息。选择一个门限因子  $\eta (\eta > 0)$ , 对于任意一次检测, 当检测到的信息  $s_p > \eta$  时, 状态矢量  $V$  中对应的元素  $V(i) (i = 1, 2, 3)$  赋值为 1; 当检测到的信息  $\eta > s_p > -\eta$  时, 状态矢量  $V$  中对应的元素  $V(i) (i = 1, 2, 3)$  赋值为 0; 当检测到的信息  $s_p < -\eta$  时, 状态矢量  $V$  中对应的元素  $V(i) (i = 1, 2, 3)$  赋值为 -1。也就是说, 状态矢量  $V$  中的每一个元素只有三个可能的取值: 1、0、-1, 分别对应检测时目标的三种运动状态:  $s > \eta$ ,  $\eta > s > -\eta$  和  $s < -\eta$ 。为了对目标的运动状态有一个精确的描述, 每两个相邻的运动状态矢量中有两个元素是重叠的。

很明显, 当门限因子  $\eta (\eta > 0)$  选择恰当后, 状态矢量  $V(i) (i = 1, 2, 3)$  随着目标类型的不同或目标运动状态的不同有着不同的条件概率分布。在决定状态矢量的条件概率分布时, 门限因子太小, 则大多数的状态矢量  $V$  的取值为  $V = [1 \quad 1 \quad 1]$ ; 而当门限因子太大时, 大多数的状态矢量  $V$  的取值为  $V =$

\* 收稿日期: 2002-07-12

基金项目: 国家部委基金项目资助(413010701-1)

作者简介: 张军(1973-), 男, 讲师, 博士生。

$[0 \ 0 \ 0]$ , 这两种情况下都不能对目标的类型或运动状态进行有效辨识。因此, 决定状态矢量的条件概率分布时, 门限因子  $\eta (\eta > 0)$  的选择是一个关键问题。

表1 运动目标的可能运动状态

Tab.1 Possible motion state of target

|   |    |    |    |    |   |    |    |    |   |    |    |
|---|----|----|----|----|---|----|----|----|---|----|----|
| 1 | -1 | -1 | -1 | 10 | 0 | -1 | -1 | 19 | 1 | -1 | -1 |
| 2 | -1 | -1 | 0  | 11 | 0 | -1 | 0  | 20 | 1 | -1 | 0  |
| 3 | -1 | -1 | 1  | 12 | 0 | -1 | 1  | 21 | 1 | -1 | 1  |
| 4 | -1 | 0  | -1 | 13 | 0 | 0  | -1 | 22 | 1 | 0  | -1 |
| 5 | -1 | 0  | 0  | 14 | 0 | 0  | 0  | 23 | 1 | 0  | 0  |
| 6 | -1 | 0  | 1  | 15 | 0 | 0  | 1  | 24 | 1 | 0  | 1  |
| 7 | -1 | 1  | -1 | 16 | 0 | 1  | -1 | 25 | 1 | 1  | -1 |
| 8 | -1 | 1  | 0  | 17 | 0 | 1  | 0  | 26 | 1 | 1  | 0  |
| 9 | -1 | 1  | 1  | 18 | 0 | 1  | 1  | 27 | 1 | 1  | 1  |

## 2 机动目标类型或运动状态的跟踪识别

对于门限因子  $\eta (\eta > 0)$  的选择一般是通过不断改变  $\eta$  的值, 比较在不同的  $\eta$  值下对不同类型或不同运动状态的目标进行识别的结果, 选择识别结果最好时的  $\eta$  值作为门限因子  $\eta (\eta > 0)$ 。

当确定了门限因子  $\eta (\eta > 0)$  后, 不同的目标类型在不同运动状态下其运动状态矢量有不同的分布; 反之, 通过确定运动状态的概率分布也可以对目标的类型和运动状态进行有效的识别。

为了对目标的类型或运动状态进行有效的实时识别, 我们将目标的运动状态用隐 Markov 模型来描述。首先定义动目标在观测时间  $t$  的隐藏状态为  $V_{i,t} (i = 1, 2, \dots, N_p)$ , 在观测时间  $t+1$  的隐藏状态为  $V_{j,t+1} (j = 1, 2, \dots, N_p)$ , 则称概率  $a_{ij} = P(V_{j,t+1}/V_{i,t}, T_n) (i = 1, 2, \dots, N_p; j = 1, 2, \dots, N_p)$  为目标  $T_n$  由  $t$  时刻的状态  $i$  转移到  $t+1$  时刻的状态  $j$  的转移概率。

假设目标的类型或运动状态为  $T_n (n = 1, 2, \dots, N_L)$ , 观测到的运动状态矢量为  $\mathbf{O}_k (k = 1, 2, \dots, M_p)$ , 则对运动目标类型或运动状态的识别实际上是一个计算条件概率  $P(n) = P(\bigcup_{k=1}^{M_p} \mathbf{O}_k / T_n)$ , 然后求取最大值的过程。当  $\max_{n=1,2,\dots,N} (P(n)) = P_n$  时, 我们认为检测到的目标为第  $n$  类目标。

计算条件概率  $P(n) = P(\bigcup_{k=1}^{M_p} \mathbf{O}_k / T_n)$  的具体步骤为:

(1) 初始化前向变量:  $x_1(i) = \pi_i b_i(\mathbf{O}_1) (i = 1, 2, \dots, N_p)$

(2) 递归计算:

$$x_{t+1}(j) = \left[ \sum_{i=1}^{N_p} x_t(i) a_{ij} \right] b_j(\mathbf{O}_{t+1}) (t = 1, 2, \dots, M_p - 1; j = 1, 2, \dots, N_p)$$

(3) 判决: 求取  $P(n) = P(\bigcup_{k=1}^{M_p} \mathbf{O}_k / T_n) = \sum_{i=1}^{N_p} x_{M_p}(i) (n = 1, 2, \dots, N_L)$  的最大值, 将最大值对应的

目标类型  $T_n$  作为识别的结果。其中:  $x_t(i) = P(\mathbf{O}_1, \mathbf{O}_2, \dots, \mathbf{O}_t, q_t = V_i / T_n) (t = 1, 2, \dots, N_T)$  为前向变量;  $\pi_i = P(V_i / T_n) (i = 1, 2, \dots, N_p)$  为目标初始状态的概率分布;  $b_j(\mathbf{O}_{t+1}) = P(\mathbf{O}_{t+1} / V_j, T_n)$  为观测值  $\mathbf{O}_{t+1}$  在  $V_j$  和  $T_n$  下的条件概率, 它是系统提取动目标信息的检测概率  $P_d$  的函数。

当检测信噪比足够高, 即  $P_d = 1$  时,

$$b_j(\mathbf{O}_{t+1}) = P(\mathbf{O}_{t+1} / V_j, T_n) = \begin{cases} P(\mathbf{O}_{t+1} = V_i, i = j / V_j, T_n) = 1 \\ P(\mathbf{O}_{t+1} = V_i, i \neq j / V_j, T_n) = 0 \end{cases}$$

则上述步骤可以简化为:

(1) 初始化变量:  $x_1 = P(\mathbf{O}_1 / T_n)$

(2) 递归计算:  $x_{t+1} = x_t \cdot P(\mathbf{O}_{t+1} / \mathbf{O}_t) (t = 1, 2, \dots, N_T - 1)$

(3) 判决: 求取  $P(n) = x_{N_T}(n)$  ( $n = 1, 2, \dots, N_L$ ) 的最大值, 将最大值对应的目标类型  $T_n$  作为识别的结果。

### 3 仿真实验结果

#### 3.1 机动目标 Singer 的模型

为了简单起见, 考虑单一坐标方向的目标模型, 假定目标的运动方程可以描述为:

$$X(t) = FX(t) + Ga(t) \quad (1)$$

其中:  $X(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \end{bmatrix}$ ,  $a(t)$  是目标的加速度,  $F = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ ,  $G = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$ 。

对于雷达系统而言, 目标的机动是未知的。很显然, 如何描述  $a(t)$  是一个复杂的问题, 也是雷达信号处理的关键。Singer 把加速度  $a(t)$  看做为平稳随机过程, 其自相关函数为:

$$R_a(\tau) = \delta_a^2 e^{-\alpha|\tau|} \quad (\alpha > 0) \quad (2)$$

式中  $\delta_a^2$ 、 $\alpha$  为在  $(t, t + \tau)$  区间内决定目标机动特性的待定参数,  $\delta_a^2$  是目标加速度的方差,  $\alpha$  为机动时常数的倒数(机动频率)。通常的经验值为: 转弯机动时  $\alpha = \frac{1}{60}$ ; 躲避机动时  $\alpha = \frac{1}{20}$ ; 大气扰动时  $\alpha = 1$ 。假定机动加速度的最大值为  $\pm a_{\max}$ , 发生的概率为  $P_{\max}$ , 无加速度的概率为  $P_0$ , 而加速度在  $(-a_{\max}, a_{\max})$  上均匀分布, 则容易计算方差  $\delta_a^2$  的值为:

$$\delta_a^2 = \frac{a_{\max}^2}{3} (1 + 4P_{\max} - P_0) \quad (3)$$

由(2)、(3)式可知: 目标加速度的方差  $\delta_a^2$  和机动时常数的倒数  $\alpha$  决定了目标的机动特性, 其中, 目标加速度的方差  $\delta_a^2$  主要与目标的类型有关, 而机动时常数的倒数  $\alpha$  则主要与目标的运动状态有关。因此, 在检测或跟踪过程中自适应地估计目标加速度的方差  $\delta_a^2$  和机动时常数的倒数  $\alpha$ , 在某种程度上可以实现对目标类型或运动状态的识别。

为了说明基于隐 Markov 模型的跟踪识别方法的性能, 利用仿真数据检验了该算法在不同应用背景下的识别性能。

假设系统提取动目标信息的周期为  $T_t$ , 提取信息的次数为  $N_T$ 。基于以上的假设, 目标的运动可以由不同参数的一阶 Markov 模型来表征。在二维平面的一个方向上, 目标的运动模型由下式产生:

$$a_{t+1} = \rho a_t + \sqrt{1 - \rho^2} \varepsilon_t \quad (4)$$

其中:  $a_t$  为动目标在  $t$  时刻的加速度值,  $\varepsilon_t$  为零均值单位方差的白噪声,  $\rho (= e^{-\alpha T_t})$  为一阶 Markov 模型的相关系数。

#### 3.2 算法对目标类型的识别

假设待识别的几类目标的参数如表 2 所示。由前面分析可知: 目标加速度的方差  $\delta_a^2$  主要与目标的类型有关, 而机动时常数的倒数  $\alpha$  则主要与目标的运动状态有关。因此, 在设定待识别目标的类型时, 我们将目标的机动时常数的倒数(机动频率)  $\alpha$  设定为大气扰动时的经验值  $\alpha = 1$ 。表 3、表 4、表 5 分别示出了  $s_p = a$ 、检测概率  $P_d = 100\%$ 、检测周期  $T_t = 1s$  时不同的识别点数对识别性能的影响。表 6、表 7、表 8 分别示出了在检测信息  $s_p = da$ 、检测概率  $P_d = 100\%$ 、检测周期  $T_t = 0.1s$  时不同的识别点数对识别性能的影响。

分析表 3~8 可知: 将该识别算法应用于对目标类型的识别背景时有以下几个特点:

(1) 在一定的范围内, 该算法的性能随着点数  $N_t$  的增加而呈上升趋势。

(2) 当检测性能  $P_d$  增加时, 该算法的识别性能也将增加。

(3) 系统提取加速度信息  $s_p = a$  时的识别性能要略高于系统提取加速度变化率信息  $s_p = da$  时的识别性能。

表2 待识别目标参数

Tab. 2 Parametre of target to recognise

| 参数         | I   | II  | III |
|------------|-----|-----|-----|
| $\alpha$   | 1   | 1   | 1   |
| $A_{\max}$ | 20  | 40  | 60  |
| $P_{\max}$ | 0.1 | 0.2 | 0.3 |
| $P_0$      | 0.7 | 0.5 | 0.3 |

表4 目标识别结果

Tab. 4 Result of recognition

 $(N_t = 50, T_t = 1s, s_p = a)$ 

| 参数  | I   | II | III |
|-----|-----|----|-----|
| I   | 100 | 0  | 0   |
| II  | 0   | 85 | 16  |
| III | 0   | 15 | 84  |

表6 目标识别结果

Tab. 6 Result of recognition

 $(N_t = 10, T_t = 0.1s, s_p = da)$ 

| 参数  | I  | II | III |
|-----|----|----|-----|
| I   | 69 | 28 | 14  |
| II  | 20 | 26 | 17  |
| III | 11 | 46 | 69  |

表8 目标识别结果

Tab. 8 Result of recognition

 $(N_t = 100, T_t = 0.1s, s_p = da)$ 

| 参数  | I  | II | III |
|-----|----|----|-----|
| I   | 95 | 12 | 0   |
| II  | 5  | 67 | 27  |
| III | 0  | 21 | 73  |

表3 目标识别结果

Tab. 3 Result of recognition

 $(N_t = 10, T_t = 1s, s_p = a)$ 

| 参数  | I  | II | III |
|-----|----|----|-----|
| I   | 96 | 12 | 0   |
| II  | 4  | 59 | 22  |
| III | 0  | 29 | 78  |

表5 目标识别结果

Tab. 5 Result of recognition

 $(N_t = 100, T_t = 1s, s_p = a)$ 

| 参数  | I  | II | III |
|-----|----|----|-----|
| I   | 94 | 0  | 0   |
| II  | 6  | 97 | 12  |
| III | 0  | 3  | 88  |

表7 目标识别结果

Tab. 7 Result of recognition

 $(N_t = 50, T_t = 0.1s, s_p = da)$ 

| 参数  | I  | II | III |
|-----|----|----|-----|
| I   | 91 | 9  | 1   |
| II  | 8  | 46 | 42  |
| III | 1  | 45 | 57  |

表9 待识别目标参数

Tab. 9 Parametre of target to recognise

| 参数         | I   | II   | III  |
|------------|-----|------|------|
| $\alpha$   | 1   | 1/20 | 1/60 |
| $A_{\max}$ | 20  | 20   | 20   |
| $P_{\max}$ | 0.1 | 0.1  | 0.1  |
| $P_0$      | 0.7 | 0.7  | 0.7  |

### 3.3 算法对目标运动状态的识别

假设待识别的几类目标的参数如表9所示。由前面分析可知:目标加速度的方差  $\delta_a^2$  主要与目标的类型有关,而机动时常数的倒数  $\alpha$  则主要与目标的运动状态有关。因此,在设定待识别目标的类型时,我们将目标的机动时常数的倒数  $\alpha$  设定为不同的三个值  $\alpha=1$ 、 $\alpha=1/10$  和  $\alpha=1/60$ , 分别表示不同的运动状态,而其它的参数均相同。表10、表11、表12分别示出了在检测信息  $s_p = a$ 、检测概率  $P_d = 100\%$ 、检测周期  $T_t = 1s$  时不同的识别点数对识别性能的影响。表13、表14、表15分别示出了在检测信息  $s_p = da$ 、检测概率  $P_d = 100\%$ 、检测周期  $T_t = 0.1s$  时不同的识别点数对识别性能的影响。

分析表10~15可知,将该识别算法应用于对目标运动状态的识别背景时有以下几个特点:

- (1) 在一定的范围内,该识别算法的性能随着识别点数  $N_t$  的增加而呈上升趋势。
- (2) 当检测性能  $P_d$  增加时,该算法的识别性能也将增加。
- (3) 系统提取加速度变化率信息  $s_p = da$  时的识别性能要略高于系统提取加速度信息  $s_p = a$  时的识别性能。

表 10 目标识别结果

Tab. 10 Result of recognition  
( $N_t=10, T_t=1s, s_p=a$ )

| 参数  | I  | II | III |
|-----|----|----|-----|
| I   | 81 | 30 | 3   |
| II  | 12 | 35 | 16  |
| III | 7  | 35 | 81  |

表 11 目标识别结果

Tab. 11 Result of recognition  
( $N_t=50, T_t=1s, s_p=a$ )

| 参数  | I  | II | III |
|-----|----|----|-----|
| I   | 97 | 3  | 0   |
| II  | 4  | 74 | 25  |
| III | 1  | 23 | 75  |

表 12 目标识别结果

Tab. 12 Result of recognition  
( $N_t=100, T_t=1s, s_p=a$ )

| 参数  | I   | II | III |
|-----|-----|----|-----|
| I   | 100 | 3  | 0   |
| II  | 9   | 87 | 17  |
| III | 9   | 10 | 83  |

表 13 目标识别结果

Tab. 13 Result of recognition  
( $N_t=10, T_t=0.1s, s_p=da$ )

| 参数  | I  | II | III |
|-----|----|----|-----|
| I   | 88 | 11 | 0   |
| II  | 12 | 80 | 3   |
| III | 0  | 9  | 97  |

表 14 目标识别结果

Tab. 14 Result of recognition  
( $N_t=50, T_t=0.1s, s_p=da$ )

| 参数  | I   | II  | III |
|-----|-----|-----|-----|
| I   | 100 | 0   | 0   |
| II  | 0   | 100 | 6   |
| III | 0   | 0   | 94  |

表 15 目标识别结果

Tab. 15 Result of recognition  
( $N_t=100, T_t=0.1s, s_p=da$ )

| 参数  | I   | II  | III |
|-----|-----|-----|-----|
| I   | 100 | 0   | 0   |
| II  | 0   | 100 | 2   |
| III | 0   | 0   | 98  |

## 4 结 论

由仿真实验结果可知,利用目标的运动特征(加速度  $a$  或加速度的变化率  $da$ )对目标的类型或运动状态进行识别是可行的。但是,在对运动目标的类型或运动状态进行识别前,首先要通过对目标真实运动参数的学习来设定隐 Markov 模型的各个参数。将模糊神经网络应用于对目标真实运动状态的学习和对未知运动状态的识别将是作者下一步研究的方向。该算法虽然在对运动状态相近的两类目标进行识别时的识别概率还有限,但无疑为基于脉冲多普勒雷达的运动目标识别开辟了一个新的前景。该算法针对目标在被跟踪过程中频繁改变自己的运动状态提出了一种对目标的类型和运动状态进行跟踪时识别的方案,改变了以前跟踪和识别互不相干的状态,将跟踪的结果用于识别,将识别的结果用于进一步提高跟踪的精度,必将对脉冲多普勒雷达的综合性能有一个极大地提高。

## 参 考 文 献:

- [1] Gini F, Montanari M. Estimation of Chirp Radar Signals in Compound-gaussian Clutter: A Cyclostationary Approach [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000, 48(4).
- [2] Madrid M. A Neural Network Approach to Doppler-based Target Classification [C]. IEEE. Radar. Conf., 1991.
- [3] Xi Y, Mahmood R. Neural Network Directed Bayes Decision Rule for Moving Target Classification [J]. IEEE Trans. AES., 2000, 36(1): 176-188.
- [4] Rabiner L R. A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(2).