

# 基于目标散射中心和 HMM 分类的多视角 雷达目标识别方法

裴炳南<sup>1,2</sup>, 保 铮<sup>1</sup>

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 陕西西安 710071; 2. 郑州大学电子工程系, 河南郑州 450052)

**摘 要:** 根据高分辨雷达目标的简单散射点模型, 提出用 Relax 算法从雷达回波提取目标强散射点分布的位置信息作为目标识别的物理特征, 用隐马尔可夫模型表征多视角雷达回波序列, 实现飞机类目标识别的方法. 实测数据的计算机仿真表明, 对训练数据段, 仿真可以指示飞机的姿态, 方位识别平均正确率为 96.77%, 类平均正确识别率为 99.80%; 当测试数据取自没有训练过飞行数据段时, 两种情况的类平均正确识别率分别为 81.25% 和 89.87%.

**关键词:** 雷达目标识别; 隐马尔可夫模型; Relax 方法; 高分辨距离像; 散射点模型; K-平均算法  
**中图分类号:** TN95; TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2003) 05-0786-04

## Multi-aspect Radar Target Recognition Method Based on Scattering Centers and HMMs Classifiers

PEI Bing-nan<sup>1,2</sup>, BAO Zheng<sup>1</sup>

(1. Key Lab of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;  
2. Dept of Electronics Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou, Henan 450052, China)

**Abstract:** A method for airplane-like targets recognition is suggested, by using the position information of prominent point scattering, taken from the high resolution radar echoes by means of Relax algorithm, as the physic feature for recognition, which is based on the simplified model of points scattering under high resolution radar condition. Computer simulations with radar data show that for the trained data segments that aircraft can be indicated at averaged rate of 96.77% to aspect recognition and of 99.80% to class recognition, respectively. For untrained data segments the averaged class recognition rate reaches 81.25% and 89.87%, respectively under two given conditions.

**Key words:** radar target recognition; HMM model; Relax algorithm; HRR profiles; points scattering model; K-means algorithm

### 1 引言

隐马尔可夫模型 (HMM) 成功应用于许多技术领域, 特别是语音识别领域. 近几年来, 人们尝试将 HMM 用于雷达和声纳目标识别方面的研究, 取得了一些初步的研究成果<sup>[1]</sup>. 这些研究通常采用 HRR 距离像矢量量化和离散 HMM 方式进行. 其缺点是不言而喻的, 因为: (1) 连续 HMM 比离散 HMM 的模型误差小得多<sup>[2,3]</sup>; (2) 模式特征不是基于物理模型的. 本文研究用简单散射点模型和连续 HMM 实现高分辨雷达目标识别问题. 我们利用一定方位角时, 目标散射点的位置分布和目标几何形状关联这一事实实现目标的分类与识别.

HMM 是一个时间序列模型, 它是一个无记忆的非常平稳随机过程. 而距离向对齐的雷达数据具有“转台数据”的特征. 不同方位角的 HRR 是不同的, 它决定了 HRR 回波序列的不平稳性; 另一方面, 相隔数个回波的两个 HRR 的相关性很弱<sup>[4]</sup>,

因而前后回波 (适当抽取后) 之间具有无记忆特征, 可以用马尔可夫模型描述. 本文研究: 从雷达波提取散射点位置以及将其表示为高斯概率模型的方法; 建立其与 HMM 的逻辑关系; 如何把雷达 HRR 像表示成 HMM 状态进行目标识别.

### 2 雷达目标模式特征向量的选取

雷达目标识别问题本质上是模式识别问题. 目标特征向量的选取与模式分类器的设计密切相关. 当选用多视角 (Multi-look) 雷达距离像和 HMM 模型识别飞机类目标时, 考虑到实时识别要求, 模式特征向量的维数不能太高. 因此, 目标距离像本身不宜作为 HMM 的训练和识别数据. 本文将采用 Relax 方法从目标回波中提取若干强散射点沿距离向分布的位置信息作为 HMM 分类器的输入模式特征向量.

#### 2.1 用位置信息 $\{f_i\}$ 作为识别特征向量

高分辨雷达目标回波可以用简单散射点表示为<sup>[5]</sup>

$$\sum_{k=1}^K r_k \exp(j2 f_k t) \quad (1)$$

其中  $r_k$  表示第  $k$  个散射点的复振幅,  $f_k = 2\mu f_0 (R_k - R_0) / \lambda$  是频率, 它包含该散射点沿径向距离的相对位置信息.  $f_k$ ,  $r_k$  表征了雷达某一个视角目标散射点回波沿径向距离分布的位置和强度信息. 散射点的强弱固然反映了几何体的物理属性(材质、表面光滑度), 但散射点的位置信息更为重要<sup>[6,7]</sup>. 为了减少特征的维数, 我们选用位置信息  $\{f_k\}$  作为表征目标形态的特征向量. 在这种情况下, 对应的散射点模型相当于

$$S_r(n) = \sum_{k=1}^K r_k \exp(j2 f_k n) \quad (2)$$

相应的目标参数为  $\{f_1, 1; f_2, 1; \dots; f_k, 1\}$ .

图 1 画出了雅克-42 型飞机的一次雷达回波经 Relax 方法抽取 10 个强散射点后重构 HRR 距离像情况.

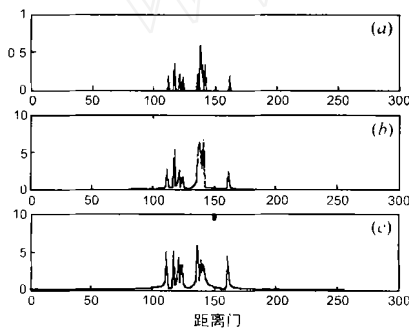


图 1 由 Relax 方法抽取雅克-42 飞机一次雷达回波的 10 个强散射点重构的 HRR 像. (a) 是抽取 10 个正弦波的频率分布; (b) 是由式(1)重构的 HRR 距离像; (c) 是由式(2)重构的 HRR 距离像

比较图 1 的 (b) 和 (c) 知, 由式(2)重构的 HRR 距离像基本反映了飞机散射点的分布状况; 由于仅利用了散射点的位置信息, 它与从式(1)重构的 HRR 距离像有一定的误差. 第 4 节的仿真结果表明, 尽管丢掉了散射点强度信息, 但仍有令人满意的识别率. 这是本文识别目标的物理根据.

## 2.2 目标模式特征的数据结构与 HMM 状态的产生

选用 Relax 提取的相对位置信息  $f_i = 2\mu f_0 (R_i - R_0) / \lambda$  作为模式特征时, 每一次回波对应一个特征向量, 可表示为  $F_i = [f_1^{(i)}, f_2^{(i)}, \dots, f_k^{(i)}]^T$ ; 相邻的  $M$  次回波构成的距离像序列映射为一个模式特征矩阵  $F = [F_1, F_2, \dots, F_M]$ .

为使  $F$  可看作是一个平稳矢量过程, 必须限制  $M$  的大小.  $M$  的选取应以保证目标散射点模型近似不变为条件. 经验和实验表明, 对  $f_0 = 5520\text{MHz}$ ,  $f = 400\text{MHz}$  的 ISAR 雷达来说,  $M$  次回波所张角度(目标相对于雷达视角)以不超过 5 度为宜. 为分析方便, 假设形成“转台模型”的雷达回波数据的转动是匀速, 因而可将目标回波数据按  $M$  次回波顺序分割成若干帧, 每一帧构成一个准平稳随机矢量序列, 用一个统计状态(均值矢量和协方差阵)来表示. 这个状态就是 HMM 的状态. 相继若干帧整体上表示目标对应一定转角相应的若干散射点模型. 假设雷达接收到来自某类飞机的  $L$  次回波, 以  $M$  次回波成为一帧, 形成  $MM = L/M$  帧回波数据阵. 对每帧内的各

次回波进行去均值归一化和包络对齐<sup>[8]</sup>, 形成一系列具有“转台数据”特征的帧回波阵. 假设有 3 类目标, 每类目标用 4 个 HMM 模型构成的模型链表示, 可得到由表 1 表示的矩阵. 它的每个元素是一个 HMM 模型.

表 1 各个目标的方位角与 HMM 子链之间的关系

HMM	子链 1	子链 2	子链 3	子链 4
目标类 1	HMM <sub>11</sub>	HMM <sub>12</sub>	HMM <sub>13</sub>	HMM <sub>14</sub>
目标类 2	HMM <sub>21</sub>	HMM <sub>22</sub>	HMM <sub>23</sub>	HMM <sub>24</sub>
目标类 3	HMM <sub>31</sub>	HMM <sub>32</sub>	HMM <sub>33</sub>	HMM <sub>34</sub>

## 2.3 帧距离像的统计表示

设每帧距离像有  $M$  次回波, 经 Relax 特征抽取后的模式特征向量矩阵为  $F \in R^{K \times M}$ , 由于雷达回波的重复频率 PRF 通常高达数百赫兹, 在飞机机动不是很大时, 相邻回波有很大的相关性或信息冗余. 采用数据抽取的方法降低相关性后, 可以将抽取后的回波看成是独立同分布的矢量随机过程(在一帧内, 散射点模型不变), 进一步可以假定, 回波序列是一个矢量高斯过程. 考虑到帧内回波在统计上的离散性, 可以用一个混合高斯模型<sup>[2,3]</sup>来表征它.

假设待测数据包括  $M \times Q$  次回波,  $Q$  是选定的状态数. 用模式识别技术中的  $k$ -均值算法<sup>[3]</sup>实现数据的动态聚类, 得到  $Q$  个聚类中心和协方差矩阵  $C_i$ . 则观察数据序列可以用数学模型表示为

$$O_{T_i} = \sum_{j=1}^M m_{jT_i} g(x, \mu_{T_i}, C_{T_i}) \quad (3)$$

此处  $\sum_{j=1}^M m_{jT_i} = 1$ ,  $m_{jT_i} \geq 0$ . 在本文中, 马尔可夫状态的物理意义是指目标雷达回波的 Relax 特征经动态聚类后形成的平均矢量.

## 3 HMM 分类器的参数估计

本节讨论 HMM 分类器的参数估计(训练)问题. 隐马尔可夫过程可用参数模型  $\theta = \{A, B\}$  表示<sup>[2,3]</sup>, 其中  $B$  是观察数据概率矩阵,  $A$  是状态转移矩阵,  $\theta$  是初始状态发生概率矢量. HMM 的参数估计采用 Baum-Welch 算法或 EM 算法求得<sup>[3]</sup>. 考虑到当目标相对雷达运动时, 姿态(方位角)变化是一个时间过程, 选择 HMM 模型为左右模型<sup>[2]</sup>.

在对 HMM 模型作了上述规定后, 关键问题是如何构造观测数据的统计模型  $B$  和表示雷达回波特征.

假定: (1) 目标状态集  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}$ , 回波特征序列为  $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$ , 其中  $o_i$  是一个 HRR 的特征表示; (2)  $O$  是列满秩的, 各列互不相关; (3) 每帧数据服从高斯分布; 则由  $k$ -平均算法可以得到每帧数据的均值矢量和协方差阵, 构成该帧的聚类中心  $\{\mu_i, C_i\}$ . 帧内每个数据向量  $o_j$  到的第  $i$  个聚类中心的马氏距离为  $d_{ij}^2 = (o_j - \mu_i)^T C_i^{-1} (o_j - \mu_i)$ , 则该帧数据的概率分布可以表示为

$$b(o_j) = (2 \det(C_i))^{-1} \exp(-d_{ij}^2) \quad (4)$$

帧内所有数据的概率集合构成该帧的观测矩阵  $b_i$ ;  $T$  次观测的概率矩阵为  $B = [b_1, \dots, b_T]$ .

对每类目标及其方位角, 用其训练数据得到如表 1 所示由 HMM 构成的集合, 并对之标号或贴类别方位标签.

设测试数据集为  $O$ , 各类目标等概出现, 则由贝叶斯后验概率公式知, 目标识别问题可以用测试数据的最大似然概率实现. 其数学原理如下. 对所有训练得到的  $Q_i$ , 分别计算<sup>[2]</sup>

$$P(O|Q_i) = \frac{P(O, Q_i)}{P(Q_i)} = \frac{P(O|Q_i) P(Q_i)}{P(Q_i)}$$

$$= \prod_{q_1, q_2, \dots, q_M} b_{q_1}(o_1) a_{q_1, q_2}(o_2) \dots a_{q_{M-1}, q_M}(o_M),$$

从而得到目标方位 (类):

$$j = \arg \max_i \{ P(O|Q_i) \} \quad (5)$$

## 4 目标 HMM 模型链的构造

### 4.1 训练数据的选择原则

雷达目标识别所用信息是不完备的. 为使模式分类器能有效地识别目标, 应该尽可能使训练数据集具有完备性, 即数据集尽可能包括飞机各个姿态角的信息.

### 4.2 雷达回波的方位取样

一般地说, 雷达的 PRF 高达数百赫兹, 而飞机的方位多普勒频率变化往往小得多. 因此雷达相邻回波之间存在很强的相关性或信息冗余; 另一方面, HMM 模型要求其输入数据前后不相关. 这两方面要求应对雷达回波下采样. 一般地说, 飞行方位角变化小时, 采样因子应大些, 方位角变化大时, 采样因子应小些. 由于目标飞行状态通常未知, 原则上可依相邻回波的相关系数与设定门限比较作为采样因子选择的依据.

### 4.3 目标回波序列分帧

雷达回波序列实际上是一个统计特性慢变化的非平稳的矢量随机过程. 它同时存在着距离上的不对齐和方位上的非平稳性. 前者是由目标与雷达之间距离变化引起的, 后者是部分由散射点模型随方位变化而变化产生, 部分是由“闪烁”现象引起. 在序列分帧后, 只要帧足够小, 可以认为一帧内的所有回波是由同一个散射点模型产生的, 因而可用简单散射点模型 (1) 表示. 各个距离对齐后的子帧序列排列成一个大的帧回波序列, 它只与目标的方位角有关.

### 4.4 HMM 状态个数的选择和由多个模型构成的模型链

对齐后的回波构成一个“转角数据”序列. 一帧数据对应的“转角”定义为马尔可夫过程的状态. 根据 ISAR 成像理论和实践, 在大约  $3 \sim 5^\circ$  方位角范围内, 飞机的散射点模型近似是不变的<sup>[4]</sup>. 因此, 取  $3^\circ$  方位角范围内目标回波为一个马尔可夫过程状态. 如果采用  $180^\circ$  的转角, 则表征每个飞机至少需要 60 个状态 (只考虑偏航角). 选择每个马尔可夫模型有 5 个状态, 对应数据转角为  $3^\circ \times 5 = 15^\circ$ , 则一个目标可以用包含 12 个 HMM 的模型链表示, 如图 2 所示.

## 5 雷达实测飞机数据的算法仿真

为了检测上述原理和方法的正确性, 我们用航天部二院的 ISAR 雷达数据进行了仿真和分析.



图 2 多个雷达视角观察到的子目标序列构成的类目标

图 3 是 ISAR 雷达测量三类飞机 (雅克-42、安-26 和奖状) 飞行轨迹在地平面上的投影. 由于目标离雷达较远, 可以认为飞机只有方位角变化而无俯仰角变化. 图中绘出了雷达的位置. 因此可以估计飞机的姿态方位角.

### 5.1 仿真 1. 段内数据识别

选择图 3 (a) 的 1~2 段、图 3 (b) 中的 1~2 段和图 3 (c) 中的 2~3 段飞行轨迹作为生成 HMM 模型和识别测试的数据. 三段数据对应目标姿态方位角大约为  $75^\circ$ , 按  $3^\circ$  度分帧分成 25 帧. 对每帧数据 (复数) 按幅度进行标准化处理 (幅度归一化和去均值) 和包络对齐, 然后采用 Relax 方法抽取 10 个强散射点分布位置特征, 作为 HMM 的生成和测试数据. 取 5 帧特征向量为一个子目标, 每帧 (对应一个马尔可夫状态, 一个子目标物理意义上由 5 帧 HRR 像组成, 对应 5 个散射点模型或  $15^\circ$  方位角 (相当于雷达从 5 个不同角度照射同一目标). 因此,  $75^\circ$  视角范围的数据段的目标可由这样的 5 个马尔可夫模型表示, 构成一个形如图 2 的 HMM 模型链.

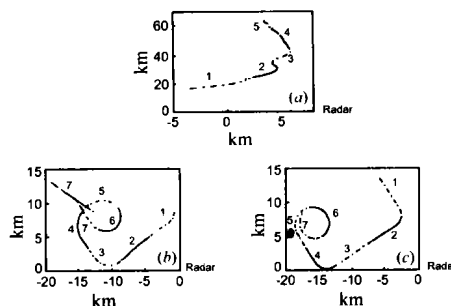


图 3 ISAR 雷达测量 3 类飞机的飞行轨迹的大地投影图  
(a) 雅克-42; (b) 安-26; (c) 奖状

(1) 训练方法 每类飞机的两段数据包含  $26000 \times 2 = 52000$  次回波. 每个特征帧包括  $52000/25 = 2080$  个模式特征向量. 按 1~33 顺序抽取 315 个特征像组成一个 HMM 模型的训练数据集  $\{T_i\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, 5$ . 用第三节方法得到三类目标的 HMM 参数集  $i = \{i, A_i, B_i\}$ , 分别对应某一目标的子目标的标号. 进一步, 将各类目标写成矩阵形式:

$$^{(k)} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ A_1 & A_2 & A_3 & A_4 & A_5 \\ B_1 & B_2 & B_3 & B_4 & B_5 \end{bmatrix} \quad (k)$$

此处符号  $k = 1, 2, 3$  分别是雅克-42、安-26 和奖状飞机的标号. 将三种飞机的 HMM 参数存入数据文件中作为识别飞机的先验信息.

(2) 识别方法 从每个目标的模式特征向量集中除去生成 HMM 用过的数据, 得到测试数据向量集. 按 1~33 顺序抽 315 个特征向量作为测试数据集, 用各个子目标的 HMM 参数计算其似然比, 按似然比最大原则判定测试每个子目标类属.

为便于说明, 将雅克-42 飞机的子目标 (帧方位) 顺序编号为 1, 2, 3, 4, 5; 安-26 飞机的子目标顺序编号为 6, 7, 8, 9, 10; 奖状飞机子目标顺序编号为 11, 12, 13, 14, 15. 定义  $I_1 = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ ,  $I_2 = \{6, 7, 8, 9, 10\}$ ,  $I_3 = \{11, 12, 13, 14, 15\}$  分别为雅克-42、安-26 和奖状飞机的类别标号集.  $I = \{I_1, I_2, I_3\}$  为三类

飞机的复合标号集. 图 4 画出了用图 3 中 6 段数据识别三类飞机的结果. 其中横坐标表示试验次数序号, 纵坐标是三类飞机的复合标号集: 纵坐标(1~5)是雅克-42 飞机的 5 个帧方位状态, 纵坐标(6~10)是安-26 飞机的 5 个帧方位状态, 纵坐标(11~15)是奖状飞机的 5 个帧方位状态. 每个帧方位状态对应一个 HMM 模型. 虚线是类别分界线. 理想情况下, 图中的所有曲线应该是水平线. 当图中的曲线偏离水平线时, 表明发生识别错误. 当曲线跨越虚线时, 发生类别判别错误.

从图 4 可以看出, 在 32 次试验中: (1) 关于雅克-42 的识别结果: 对第 1-2 帧(0-30 度)相对度数和第 5 帧(60-75 度)能完全正确识别, 对第 3 帧的识别中, 有 9 次将该帧判为第 5 帧, 在第 4 帧中, 有 1 次将其判为第 2 帧, 因所有标号都属于标号集  $I_1$ , 故类正确识别率为 100%; (2) 关于安-26 飞机的识别结果: 在第 2 帧(标号 7 对应 15-30 度)中有 5 次出现标号不是 7 而是标号 10, 但标号仍属于标号集  $I_2$ , 是方位识别错误; 有一个标号错位为 2, 但标号 2 不属于标号集  $I_2$  而属于标号集  $I_1$ , 因而此次识别既是方位识别错误, 又是类识别错误. 方位识别正确率 96.37%, 类识别率为 99.40%; (3) 关于奖状飞机的识别结果: 只有一次将方位标号 14 识别为标号 11, 因此, 方位识别率为 99.40%, 类识别率为 100%. 三种飞机的类平均识别率为 99.8%, 平均方位识别率为 96.77%.

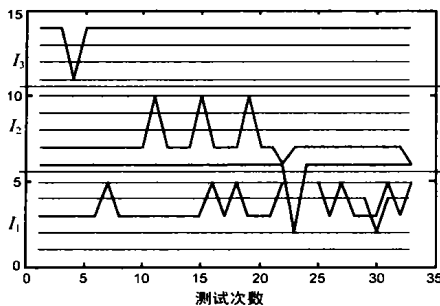


图 4 用 HMM 识别(33 次)三类飞机的结果比较曲线

## 5.2 仿真 2. 段外数据识别

为了研究训练数据的选择方法对识别结果的影响, 我们进行了下面仿真. 限于篇幅, 简述方法和结果如下. 用图 3(a) 的 1~2 段、图 3(b) 的 1~2 段、图 3(c) 的 2~3 段数据产生 HMM 模型链, 用其它段数据作测试数据, 结果是, 平均类识别率仅为 55%. 这表明, 由上述数据段产生的 HMM 模型链缺乏推广能力, 这是由于这些段数据包含其它段的飞机方位信息太少, 数据不完备. 然而, 当用图 3(a) 的 2~5 段、图 3(b) 的 5~6 段和图 3(c) 的 6~7 段数据训练生成 HMM 模型链时, 识别结果要好的多. 同段识别的平均方位识别率和平均的类别识别率与仿真 1 相近, 但用其它段数据(图 3(a) 的 1、3、4、6、7, 图 3(b) 的 1、2、3、4、7, 图 3(c) 的 1~5 段)测试时, 关于雅克-42、安-26、奖状三类飞机的类识别率分别为 91.4%、65.1%、97%, 平均类别识别率为 81.2%. 之所以如此, 是由于此时的训练数据(在俯仰角一定意义上)包含了上述测试段的目标散

射点信息. 由图 3 可以看出, 在训练数据段上, 三类飞机经历了大于 180 度的方位变化. 这说明, 训练数据完备性对正确识别的重要性.

另一个例子. 图 3(b) 的第 5 段和第 6 段近似围成一个圆, 图 3(c) 的第 6 段和第 7 段近似围成一个圆. 同前方法, 识别结果是, 对安-26 飞机的识别率为 84.5%, 对奖状飞机的识别率为 95.24%, 平均识别率为 89.87%.

## 5.3 用 HMM 识别目标的时间问题

微机硬件: CPU: Celeron 333MHz, 内存: 32MHz; 软件: Windows 98 平台, 仿真软件 Matlab 6.1 版. 计算机仿真结果表明, 在事先估计(训练)得到 HMM 模型参数后, 用 315 次雷达回波识别一次飞机(3 类共 15 个 HMM 模型)的时间为 50.367 秒. 这表明, 采用低级语言和 DSP 技术有可能完成实时识别.

## 6 结束语

本文采用 HMM 描述飞机飞行状态(方位角)的变化, 并用 HMM 模型链描述飞机方位角大范围变化过程. 这相当于用顺序多视角信息关联识别一个飞机. 本文对此进行了理论分析, 并用雷达实测数据(已知飞行轨线)仿真研究了这一个问题. 得到的结果表明, HMM 模型适合雷达目标的自动识别问题. 本文方法适用于跟踪雷达和声纳的目标识别; 在这两种情况下, 有足够的目标回波信息可供 HMM 训练与识别.

## 参考文献:

- [1] Zhou D, Liu G, Wang J. Spatio-temporal target identification method of high-range resolution radar [J]. Pattern Recognition, 2000, 33:1 - 4.
- [2] Rabiner L R. A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition [J]. Proc of IEEE, 1989, 77(2): 262 - 270.
- [3] Huang X D, Ariki Y, Jack M A. Hidden Markov Models for Speech Recognition [M]. Edinburgh: Edinburgh University Press, 1990.
- [4] Xing M, Bao B, Pei B. Properties of high-resolution range profiles [J]. Optical Engineering, 2002, 41(2): 1 - 10.
- [5] Li J, Stoica P. Efficient mixed-spectrum estimation with applications to target feature extraction [J]. IEEE Trans Signal Processing, 1996, 44(2): 281 - 294.
- [6] Smith C A, Goggans P M. Radar target identification [J]. IEEE Antennas and Propagation Magazine, 1993, 35(2): 27 - 38.
- [7] Mitchell R A, Westerkamp J J. Robust statistical feature based aircraft identification [J]. IEEE Trans AES, 1999, 35(3): 1077 - 1079.
- [8] 保铮等. ISAR 成像处理中的一种运动补偿方法[J]. 电子学报, 1992, 20(6): 1 - 6.

## 作者简介:

裴炳南 男, 1956 年 1 月生于河南省新安县, 教授, 中国通信学会会员, 现在西安电子科技大学攻读博士学位, 从事雷达信号处理和雷达目标识别方面的研究工作.