

子空间法雷达目标一维像识别研究¹

刘本永

(电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

摘 要: 基于高分辨一维像, 研究特征子空间法和正则子空间法在雷达目标识别中的应用. 针对一维像敏感于目标姿态变化的特点, 提出一种子空间串识别法, 将所有姿态范围划分为一定数量的模区, 在每模区建立各类目标的子空间. 对未知目标, 所处模区由雷达测定后, 其一维像映射到该模区各类目标的特征子空间进行识别分类——单模区搜索准则. 模拟和实测数据实验表明所提出方法是有效的.

关键词: 雷达目标一维像识别, 特征子空间, 正则子空间, 子空间串, 单模区搜索

中图分类号: TN957.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2004)07-1137-07

Subspace Methods of Radar Target Recognition Using Range Profiles

Liu Ben-yong

(University of Electronic Science and Technology, Chengdu 610054, China)

Abstract Eigen-subspace and canonical-subspace methods are studied and applied to feature-extraction for target recognition using range profiles of a High-range-Resolution-Radar (HRR) system. Based on this study, a subspace cluster method is proposed to tackle the problem of aspect-sensitivity of range profiles. In subspace cluster method, the aspect scope of a radar target is divided into a proper number of zones, and eigen-subspaces are established for each zone. After the zone number of an unknown target is determined by radar, the range profile of this target is mapped into eigen-subspaces of the corresponding zone, and the class whose subspace has the maximum mapping energy is judged as the right class to which the unknown target belongs. This method is named as single-mode classification rule in the subspace cluster method. Experimental results on simulated data and field data show the efficiency of the subspace methods and subspace cluster method in target recognition.

Key words Range profile based radar target recognition, Eigen subspace, Canonical subspace, Subspace cluster, Single-mode classification rule

1 引言

雷达目标识别往往指对非合作目标的识别. 在高分辨雷达 (HRR) 系统中, 目标一维像 (Range profile) 反映了相应姿态下, 目标散射中心的散射强度和相对位置在雷达视线上的分布. 一维像敏感于目标姿态的变化^[1-4], 而非合作目标的航向是随机的, 且系统噪声、杂波、测量误差、建模误差等不可避免, 所以目标的一维像可视为随机矢量; 但在一定姿态角范围内, 目标不同姿态的一维像仍然十分相似, 具有相对不变性, 一维像随姿态的变化并非真正的随机变化^[5]. 所以, 从一维像变化历程中提取相对稳定的特征, 仍然可以有效地识别目标.

子空间特征提取和分类为模式识别提供了一种重要手段^[6], 已广泛用于语音^[6,7]、人脸的光学图像^[8-10]等的识别中. 目前讨论的基本子空间有两种: 特征子空间和正则子空间. 特征

¹ 2003-01-21 收到, 2003-09-08 改回

电子科学研究院军事电子预研基金项目 (JD70972) 资助课题

子空间方法用于雷达目标二维像识别已有报道^[6,11,12], 但该方法以及正则子空间法用于雷达目标一维像识别的研究报道较少, 本文的研究是上述应用的一个尝试。

2 特征子空间法和正则子空间法

子空间特征提取的本质是利用低维线性空间(子空间)来提取反映各类目标主要特性的信息, 或提取对于突出同类聚合性和异类分离性有用的信息。由于实际的测量模式矢量是随机的, 子空间的建立只能由训练样本按一定的统计准则完成。

设以子空间基矢为列的 $N \times p$ 维矩阵为 A , x 为 N 维模式列矢量, 则子空间所提取特征为^[10,13-15]:

$$y = A^T x \quad (1)$$

其中 T 表示转置, y 为所提取的特征(其维数为 p , 可以由所要求的压缩比确定^[6])。对于某类(如第 k 类)目标, 其特征子空间(Eigen-subspace) $A_{\text{eigen},k}$ 由训练样本散布矩阵 S_T 确定^[6,10,15]:

$$A_{\text{eigen},k} = [a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_p] = \arg \max_A |A^T S_T A| \quad (2)$$

其中 $S_T = \sum_{m=1}^{n_k} (x_m - \bar{x})(x_m - \bar{x})^T$ 或 $S_T = \sum_{m=1}^{n_k} x_m x_m^T$, $S_T a_i = \lambda_i a_i (i = 1, 2, \cdots, p)$, n_k 为该类目标的训练样本数。

正则子空间(Canonical-subspace)为各类目标所共用, 它由类内散布矩阵 S_w 和类间散布矩阵 S_b 确定^[10,14,16-19]:

$$A_{\text{canon}} = [a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_p] = \arg \max_A \left| \frac{A^T S_b A}{A^T S_w A} \right| \quad (3)$$

其中 $S_w = \frac{1}{n-g} \sum_{k=1}^g \sum_{j=1}^{n_k} (x_{k,j} - \bar{x}_k)(x_{k,j} - \bar{x}_k)^T$, $S_b = \frac{1}{g-1} \sum_{k=1}^g n_k (\bar{x}_k - \bar{x})(\bar{x}_k - \bar{x})^T$, $S_b a_i = \lambda_i S_w a_i (i = 1, 2, \cdots, p)$, g 为目标类别数, n 为目标的训练样本总数 ($n = \sum_{k=1}^g n_k$), $x_{k,j}$ 为第 k 类目标的第 j 个训练样本矢量, $\bar{x}$ 和 $\bar{x}_k$ 分别为总训练样本矢量的平均矢量和其中第 k 类训练样本矢量的平均矢量。

提取特征后, 对未知目标一维像 w 的分类准则为

$$\text{特征子空间} \quad \text{if } \max_j \|A_j^T w\| = \|A_k^T w\|, \text{ then } w \in \text{class } k \quad (4)$$

$$\text{正则子空间} \quad \text{if } \max_j \|A^T (w - \bar{x}_j)\| = \|A^T (w - \bar{x}_k)\|, \text{ then } w \in \text{class } k \quad (5)$$

从式(2)和式(3)可以看出, 建立两种子空间所使用的准则不一样: 特征子空间使变换结果的总离散度最大, 而且, 在建立某类目标特征子空间的过程中, 没有利用其它类目标的信息; 正则子空间则综合了各类目标的信息, 使得变换后同类目标的不同样本在子空间中更集中, 不同类目标的样本在子空间中更分散(即突出同类聚合性和异类分离性)^[14], 所以二者有不同的特征提取特性。

3 子空间串法

如上所述, 雷达目标一维像既含有随机成分, 又有非随机成分。在姿态范围很大时, 前述子空间只提取了目标所具有的最一般的特征, 用以刻划某一具体小范围内的目标特征并不是恰如其分的; 训练姿态范围越小, 对该范围内目标特征的反映就越准确。对图1中3种均匀散射点目标在方位姿态角范围为 0° – 359° (0° 俯仰、 0° 横滚) 的一维像^[15,17-19], 取偶姿态角的像进行训练建立特征子空间和正则子空间, 以 0° – 31° 内奇姿态角的像进行测试, 对比以 0° – 31° 内偶

姿态角一维像建立子空间的测试结果如图 2 所示。对应于某噪声电平, 正确识别率是对测试样本数和噪声实现数统计平均的结果(下文均按相同的方法统计正确识别率)。可以看到, 在适当的姿态范围内, 高输入信噪比 ($\text{SNR} > 20 \text{ dB}$) 时两种子空间有相近而且较高的正确识别率 (80% 以上); 但不同训练姿态范围的识别性能相差很大: 训练范围大者识别性能差。这是由一维像敏感于目标姿态变化的特点所导致的。

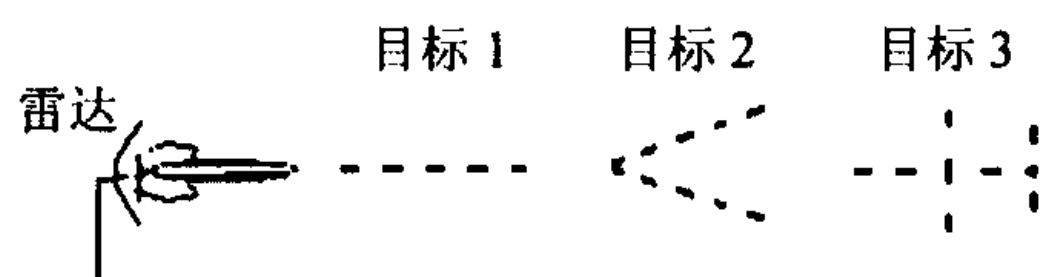


图 1 三种均匀散射点目标及其成像场景示意

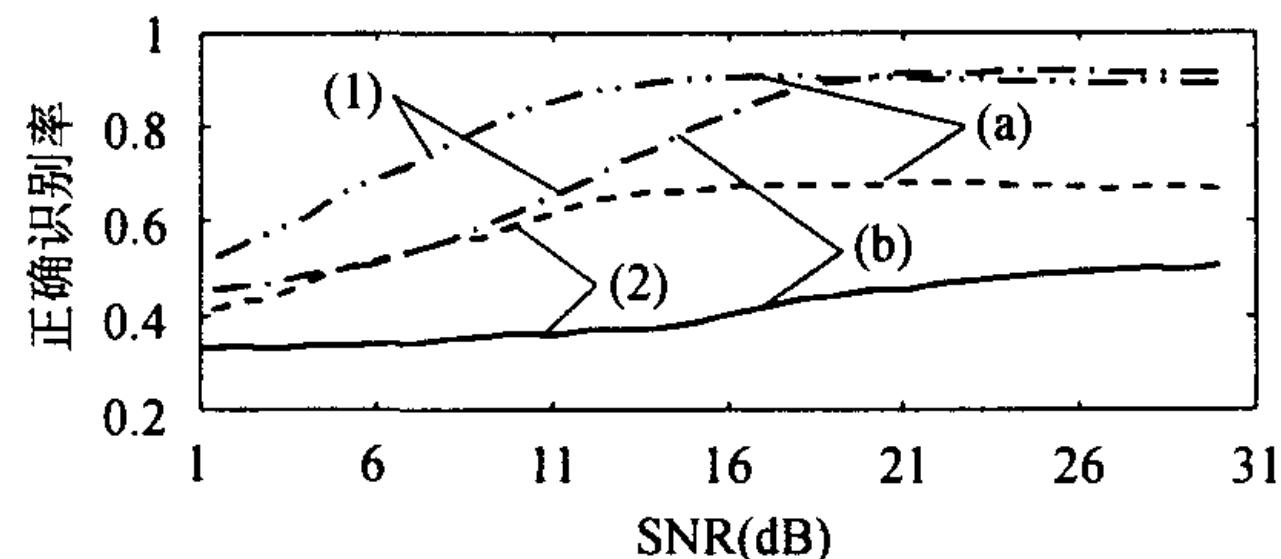


图 2 训练样本姿态范围对特征子空间法
(a) 正则子空间法 (b) 识别率的影响
(1) $0^\circ-31^\circ$ (2) $0^\circ-359^\circ$

针对上述情况, 将所有可能的姿态划分为一定数量的模区, 对每模区建立子空间以提取目标的相应特征, 利用雷达对目标航向的测量功能确定其一维像所处的模区, 一方面可以提高正确识别率, 另一方面可以提高分类速度, 这就是子空间串的思想。

子空间串就是对所有可能姿态 (如 $0^\circ-359^\circ$ 方位姿态) 所划定的一串模区所对应的一串子空间, 由每模区中训练样本建立。

子空间串的关键是确定模区的划分方式和模区数。最简单的方法是将所有可能姿态范围作均匀划分 (如图 3 所示, 相对于雷达视线, 方位姿态角为 θ 的目标处于第 2 模区); 具体的应用场合中可以进行非均匀划分, 把重要的或容易出现的姿态范围划分得细一些。模区数的多少影响识别率、运算速度和存储量: 模区数越多, 子空间对目标像与姿态对应关系的描述越具体, 识别率越高, 但子空间和库特征矢量数越大, 训练中对运算速度和存储空间的要求越高; 反之亦然。模区数的选择应以雷达分辨率和所关心目标的尺寸为参考。以均匀划分为例, 设雷达的距离分辨率为 Δr , 目标横向尺寸 (如飞机翼展) 为 W , 则目标在距离分辨单元内保持内容基本不变的方位姿态角范围为 $\Delta\theta \leq \Delta r/W^{[5]}$ 。考虑到子空间的特征提取特性, 不妨将模区范围取为 $\Delta r/W$ 的 2~3 倍。这样, 对于距离分辨率为 1m 的雷达和横向尺寸为 5m 的目标 (图 1), 模区范围可取为 30° 左右。

当模区范围较小时, 对于一维像之类高维矢量模式识别问题, 会因训练样本数小于模式矢量维数而导致式 (3) 的内散布矩阵 S_w 为奇异矩阵, 使得正则子空间无从建立, 即存在著名的小样本问题。所以, 这里的子空间串方法中采用特征子空间。

设对第 i 模区中第 j 类目标所建立的特征子空间为 A_{ij} , 未知目标一维像为 w 。当未知目标所处模区不能测定时, 目标分类准则 (称为全模区搜索) 为

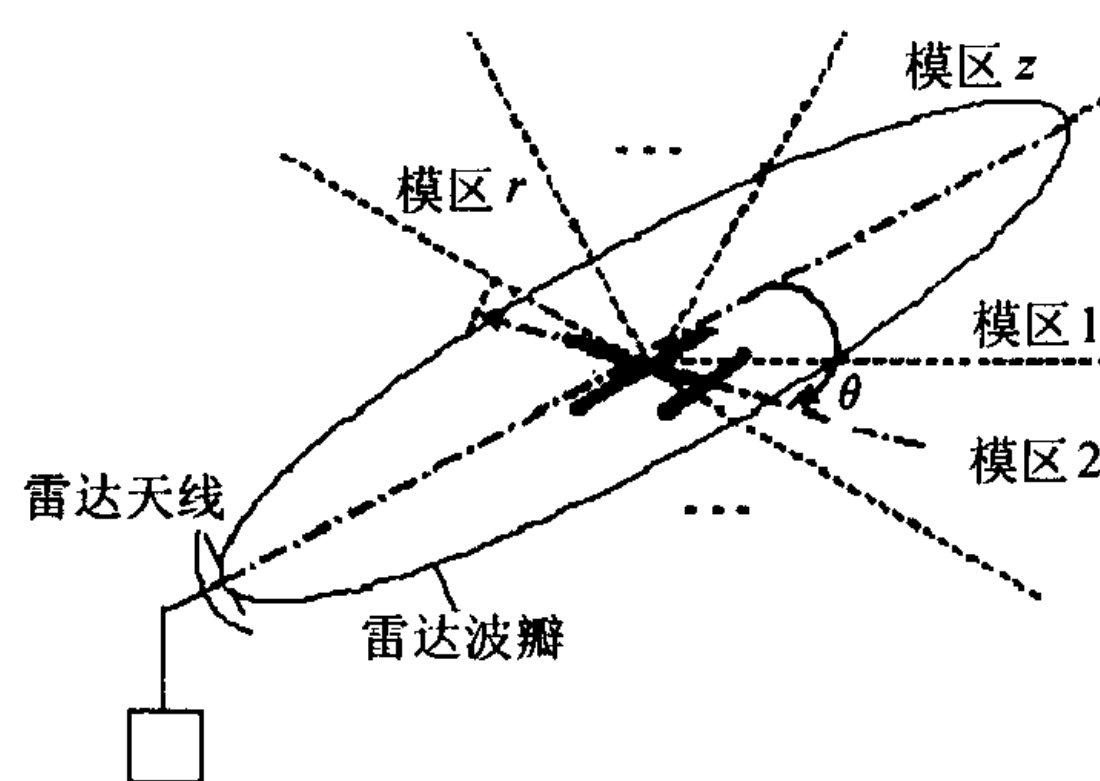


图 3 姿态模区的划分示意

$$\text{if } \max_j \max_i \|A_{ij}^T w\| = \|A_{mk}^T w\| \text{ for certain } m, \text{ then } w \in \text{class } k \quad (6)$$

对于未知目标所处模区为已知 (设为第 r 区), 对应的分类准则 (称为单模区搜索) 简化为

$$\text{if } \max_j \|A_{rj}^T w\| = \|A_{rk}^T w\| \text{ then } w \in \text{class } k \quad (7)$$

较之全模区搜索, 单模区搜索最明显的特点是速度快。利用雷达对目标航向的测量功能, 可以建立单模区搜索。

4 目标识别实验

4.1 模拟数据

对图 1 所示的 3 种目标, 以子空间串法单模区搜索准则式 (7) 进行实验。范围为 0° – 359° 的方位姿态被均匀划分成 60° , 40° , 30° 和 20° 共 4 种模区。每个模区中一维像按奇、偶姿态角分为训练样本组和测试样本组, 识别结果如图 4 所示。可以看到: 识别率随着模区范围的减小而提高 (范围为 30° 时, 子空间串法就足以可靠地识别上述目标; 范围减小 20° 时, 识别性能继续提高)。对其它模区和目标情况的实验结果也得出上述结论。所以, 实验结果与理论分析一致。

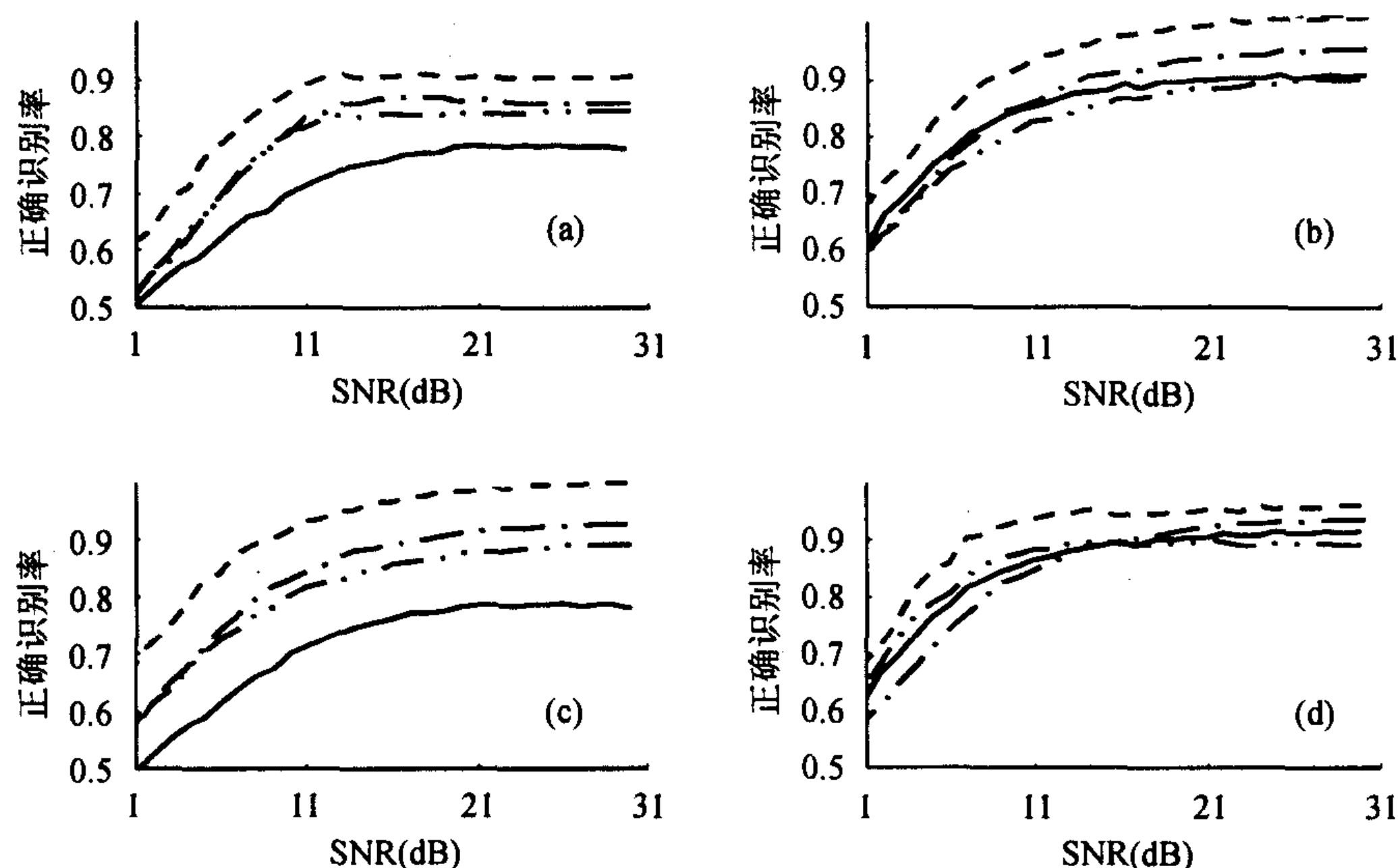


图 4 模区范围为 60° (实线)、 40° (两点划线)、 30° (点划线) 和 20° (虚线) 时, 子空间串法的正确识别率 (模拟数据), 测试样本:

(a) 均在 1 模区 (b) 均在 2 模区 (c) 分别在 1 模区 (实线)、2 模区 (两点划线、点划线和虚线); (d) 分别在 2 模区 (实线和两点划线)、3 模区 (点划线) 和 4 模区 (虚线)

4.2 实测数据

实测数据为 ISAR 雷达对 3 种飞行中的飞机 (安-26、奖状和雅克-42) 成的一维像^[20,21]。选取 3 种目标大姿态变化范围对应的一维像, 进行能量归一、Fourier 变换对齐等预处理, 并按上述“隔一取一”的方式分为训练样本和测试样本, 用文中方法进行识别实验, 结果如下:

4.2.1 特征子空间法和正则子空间法 如表 1 所示, 其中维数指子空间维数, 即输入矢量经子空间特征提取后的维数。

表 1 特征子空间法、正则子空间法的识别率 (实测数据)

方法	特征子空间				正则子空间			
目标	安-26	奖状	雅克-42	平均	安-26	奖状	雅克-42	平均
识别率 (%)	52	83	95	77	82	95	78	85
维数	20	16	25	20	2			

由表 1 可以看出:

(1) 两种子空间方法都有很高的数据压缩率 (特征子空间法使输入矢量从 128 维降到 20 维左右, 正则子空间法则使维数降为 2 维)。

(2) 正则子空间法比特征子空间法的识别率高得多; 对特征子空间法不能识别的目标, 正则子空间法仍有较高的识别率。

以上结论是在高信噪比的实验条件下得出的, 强噪声背景下两种子空间法的识别性能如图 5 所示。从总的情况来看, 高输入信噪比 ($\text{SNR} > 20 \text{ dB}$) 时正则子空间法的正确识别率高于特征子空间法; 随着输入信噪比的降低, 两种子空间法的正确识别率都降低, 但正则子空间法比特征子空间法降低得更快。所以正则子空间法的目标鉴别能力强于特征子空间法, 但抗噪能力不如特征子空间法。

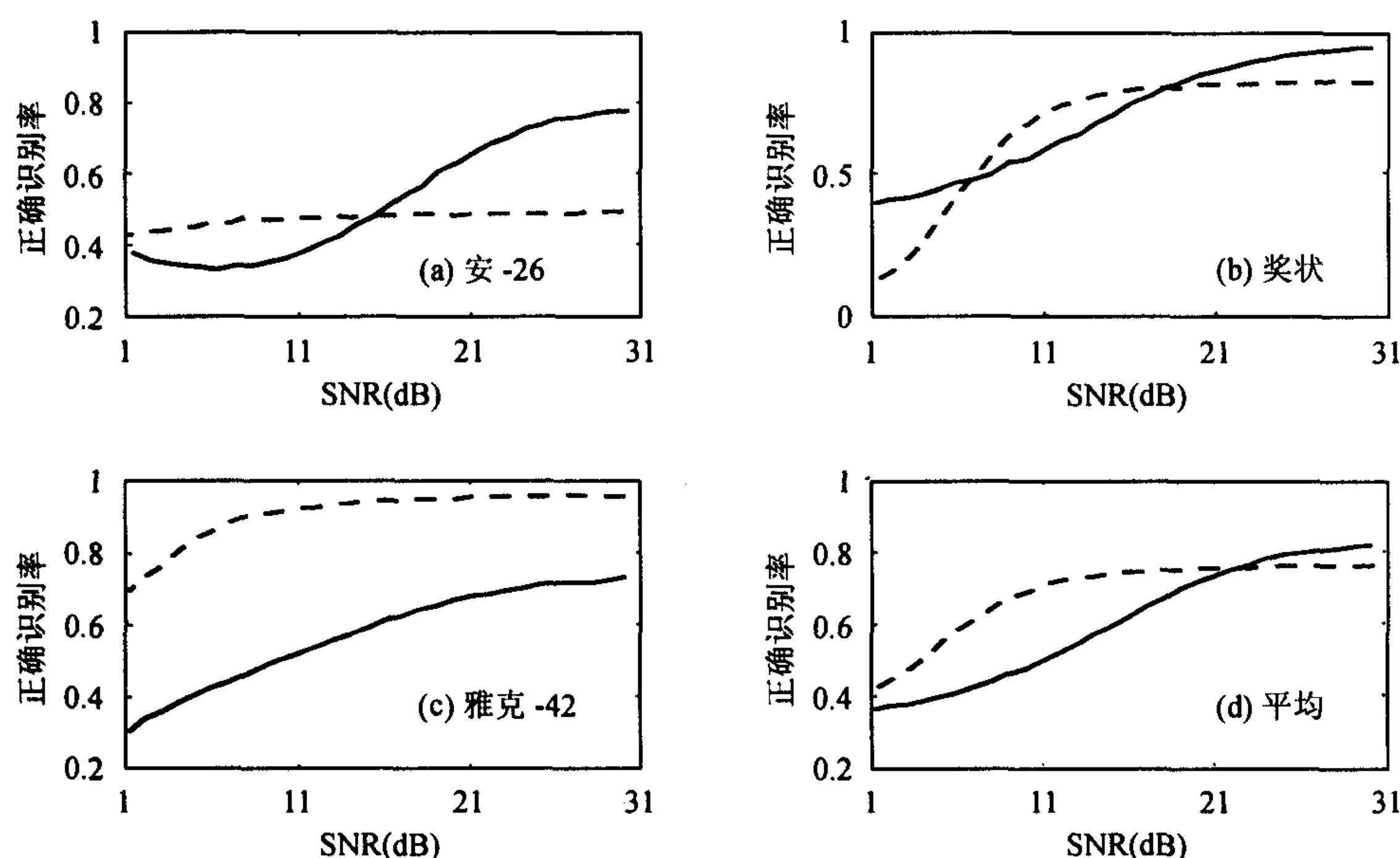


图 5 加性高斯噪声背景下特征子空间法 (虚线) 和正则子空间法 (实线) 的识别性能

4.2.2 子空间串法 实验中进行了 4 模区、10 模区、13 模区 3 种划分, 采用全模区搜索和单模区搜索分类准则, 结果如表 2。可以看到

- (1) 子空间串法与特征子空间法和正则子空间法相比, 识别率大大提高;
- (2) 模区数越多, 识别率越高;
- (3) 单模区搜索比全模区搜索除了分类速度快之外, 正确识别率也高。

应当说明的是, 由实测数据的特点决定了本实验中的模区与目标姿态范围没有一一对应关系, 即为非理想模区, 子空间串也并非理想串; 但即使进行 4 模区划分, 也使得普通子空间的识别率大幅度提高。所以, 实测数据实验进一步说明了子空间串法的优良效果。

图 6 是验证子空间串法抗噪性能的实验结果。可以看到, 随着模区数的增加, 子空间串法

表 2 子空间串法目标识别率 (%)					
模区数	13				
全模区搜索	测试区号	目标			
		安-26	奖状	雅克-42	平均
	1	90	100	100	97
	7	90	100	90	93
	13	90	100	70	87
单模区搜索	1	100	100	100	100
	7	100	100	90	97
	13	100	100	90	97
模区数	10				
全模区搜索	测试区号	目标			
		安-26	奖状	雅克-42	平均
	1	92	100	100	97
	7	92	100	85	92
单模区搜索	10	92	100	92	95
	1	100	100	100	100
	7	77	100	100	92
单模区搜索	10	92	100	92	95
模区数	4				
全模区搜索	测试区号	目标			
		安-26	奖状	雅克-42	平均
	1	81	94	97	91
	2	85	97	91	91
单模区搜索	4	88	100	88	92
	1	88	97	100	95
	2	81	100	91	91
单模区搜索	4	97	100	94	72

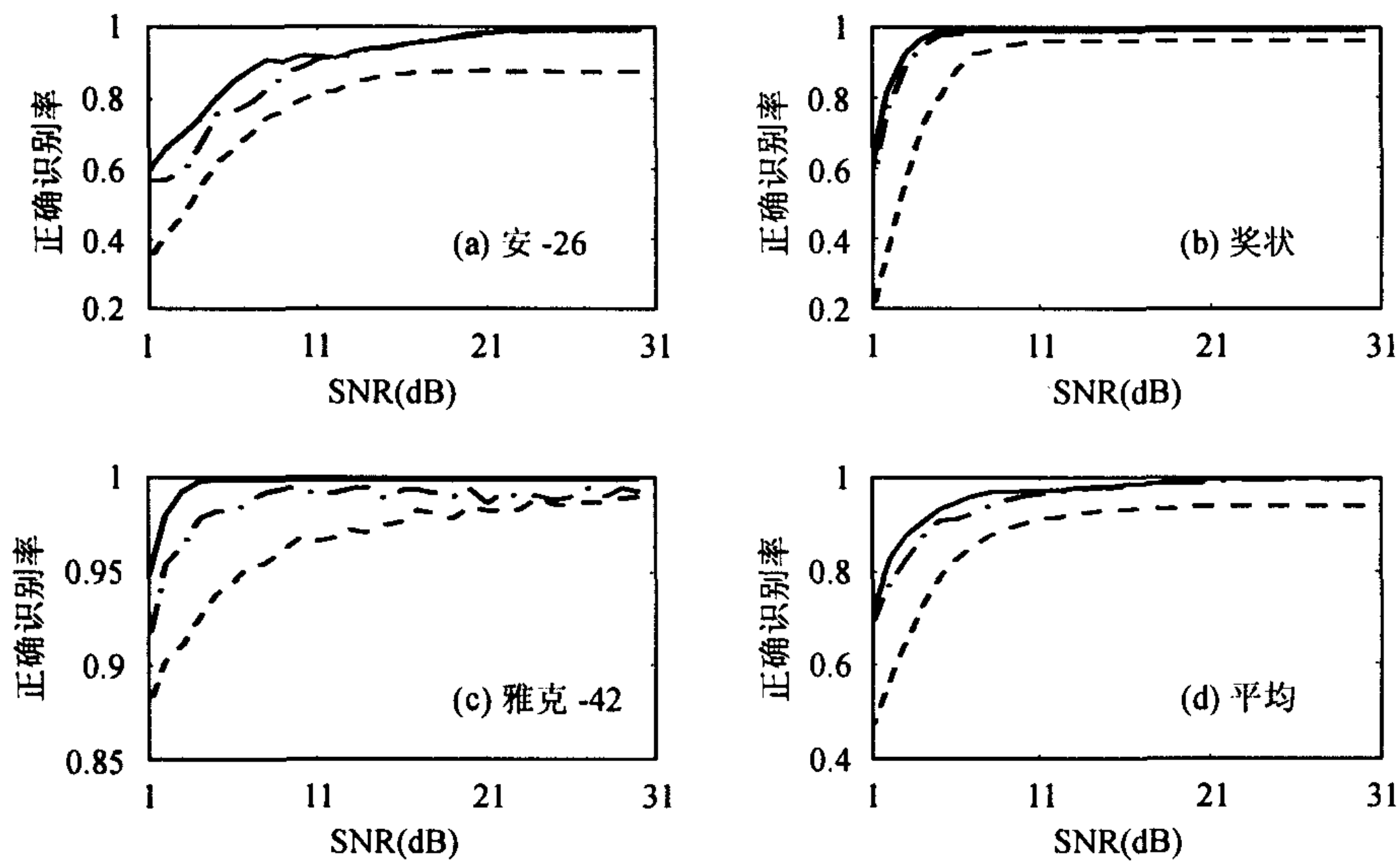


图 6 模区数为 4(虚线)、10(点划线) 和 13(实线) 时, 子空间串法的抗噪性能

在正确识别率和抗噪能力方面都明显提高。对高于 10 dB 的输入信噪比, 模区数为 10 和 13 的子空间串法使各个目标的正确识别率都在 90% 以上, 模区数为 4 时都在 85% 以上。在输入信噪比降低为 5 dB 时, 子空间串法的上述 3 种模区数划分方式都还能可靠地识别目标 (正确识别率均在 60% 以上)。

5 结束语

在适当的姿态范围内, 以特征子空间和正则子空间特征提取法能实现雷达目标一维像的可靠识别。针对雷达目标一维像敏感于目标姿态变化的特点, 结合这一变化与雷达分辨率、目标尺寸等的关系, 采用子空间串法和单模区搜索准则能进一步提高识别率和分类速度。

参 考 文 献

- [1] Cohen M N. Variability of ultra-high range radar profiles and some implication for target recognition. *Proc. SPIE*, 1992, Vol.1699: 256-266.
- [2] Li H J, Yang S H. Using range profiles as feature vectors to identify aerospace objects. *IEEE Trans. on Antenna and Propagation*, 1993, 41(6): 261-268.
- [3] Smith C R, Goggans P M. Radar target identification. *IEEE Antenna and Propagation Magazine*, 1993, 35(2): 27-38.
- [4] Hudson S, Psaltis D. Correlation filters for aircraft identification from radar range profiles. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic System*, 1993, 29(3): 741-748.
- [5] 郭桂蓉, 庄钊文, 陈曾平. 电磁特征抽取与目标识别. 长沙: 国防科技大学出版社, 1996: 147-174.
- [6] 奥亚 E. 著 (芬兰), 蔡国廉, 杨文瑜译. 子空间法模式识别. 北京: 科学出版社, 1987: 1-4.
- [7] McIlraith A L, Card H C. Birdsong recognition using backpropagation and multivariate statistics. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1997, 45(11): 2740-2748.
- [8] Sirovich L, Kirby M. Low-dimensional procedure for the characterization of human faces. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1987, 4(3): 519-524.
- [9] Turk M A, Pentland A P. Face recognition using eigenfaces. *Proc. IEEE Computer Soc. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Hawaii, 1991: 586-591.
- [10] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear-projection. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(7): 711-720.
- [11] Singstock B D, Rogers S K, Kabrisky M, Ruck D W. Automatic target recognition using Karhunen-Loeve transform. *Proc. SPIE*, 1992, Vol.1699: 232-240.
- [12] Novak L M, Owirka G J. Radar target identification using an eigen-image approach. *IEEE Nat. Radar Conf.*, Atlanta, 1994: 129-131.
- [13] Biswas G, Jain A K, Dubes R C. Evaluation of projection algorithms. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1981, 3(6): 701-708.
- [14] Siedlecki W, Siedlecka K, Sklansky J. An overview of mapping techniques for exploratory pattern analysis. *Pattern Recognition*, 1988, 21(5): 411-429.
- [15] 刘本永, 杨万麟. 噪声中目标距离剖面像识别的修正特征子空间方法. *系统工程与电子技术*, 2000, 22(3): 30-32.
- [16] Hong Z Q, Yang J Y. Optimal discriminant plane for a small number of samples and design method of classifier on the plane. *Pattern Recognition*, 1991, 24(4): 317-324.
- [17] Liu B Y, Yang W L. Radar target recognition using canonical transformation to extract features. *Proc. SPIE*, 1998, Vol.2545: 368-371.
- [18] 刘本永, 杨万麟. 基于正则变换的雷达目标成像识别. *系统工程与电子技术*, 1999, 21(3): 31-33, 59.
- [19] 刘本永, 杨万麟. 一种利用相位信息的雷达目标成像识别方法. *电子科学学刊*, 2000, 22(2): 274-278.
- [20] Zhang X D, Shi Y, Bao Z. A new feature vector using selected bispectra for signal classification with application in radar target recognition. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2001, 49(9): 1875-1885.
- [21] 刘本永. 子空间法雷达目标一维像识别研究. [博士论文], 成都: 电子科技大学, 1999.

刘本永: 男, 1968年生, 副教授, 研究兴趣包括微波成像、目标识别、多元分析、多维信号处理和计算智能。