

基于改进的子类判决分析的 SAR 目标特征提取与识别

胡利平 刘宏伟 吴顺君

(西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室 西安 710071)

摘要: 针对大多文献中假设合成孔径雷达(SAR)数据服从单模分布带来的问题, 该文提出改进的子类判决分析(ICDA), 它假设 SAR 目标数据服从更合理更实际的多模分布。首先采用快速全局 k -均值聚类算法找到每类目标的子类划分, 然后基于子类判决分析(CDA)准则寻找最优的投影矢量, 使得投影后不同类别的子类样本之间距离最大而每个子类内部的样本散布最小。用美国运动和静止目标获取与识别(MSTAR)计划录取的 SAR 地面静止目标数据的实验结果表明, ICDA 可获得较好的对真实目标的分类性能和对干扰目标的拒判能力。

关键词: 合成孔径雷达; 自动目标识别; 子类判决分析; 快速全局 k -均值聚类算法

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)09-2264-05

SAR Target Feature Extraction and Recognition Based on Improved Clustering-based Discriminant Analysis

Hu Li-ping Liu Hong-wei Wu Shun-jun

(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: In many literatures, Synthetic Aperture Radar (SAR) data is usually supposed to obey the unimodal distribution, unsuitable in the applications. To overcome the limitation, an Improved Clustering-based Discriminant Analysis (ICDA) method is proposed, which assumes the distribution of each class for SAR data is multimodal, a more reasonable and practical assumption. The detailed procedure of ICDA is to first partition each class of the SAR data into multiple clusters via the fast global k -means clustering algorithm, and then try to find the projection vectors such that the projections of every pair of clusters from different classes are well separated while the within-cluster scatter is minimized. Experimental results performing on SAR ground stationary targets based the Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition (MSTAR) public database show that ICDA has better classification capabilities of three true objects classes and rejection capabilities of two confusers classes.

Key words: Synthetic Aperture Radar (SAR); Automatic Target Recognition (ATR); Clustering-based Discriminant Analysis (CDA); Fast global k -means clustering algorithm

1 引言

随着雷达应用领域中对目标识别越来越大的需求, 合成孔径雷达自动目标识别(SAR ATR)已经成为比较活跃的研究领域。目前有关SAR图像地面目标识别已有大量文献, 有些同时考虑了对真实目标的识别和干扰目标的拒判性能^[1-7], 而有些只考虑了对真实目标的识别性能^[8-11]。Ross等人提出模板匹配法^[1], 它考虑3类真实目标的分类及2类干扰目标(未知坦克目标)的拒判。文献[2-4]分别将多项式支撑矢量机(SVM)、高斯SVM、支撑矢量表示与判别器(SVRDM)用于3类真实目标的分类和2类干扰目标(2S1和D7)的拒判。文献[5-7]分别用特征空间轨迹(FST)、改进的FST、最小噪声和相关能量(MINACE)算法实现对3类真实目标的分类和2类干

扰目标(ZIL131和D7)的拒判。文献[8]首先估计目标姿态, 然后提取目标的粗精两类特征, 再采用自适应增强(Adaptive Boosting)算法对它们融合完成目标识别。文献[9-11]先对原始图像规则化处理, 再在小波域内做主分量分析(PCA)、独立分量分析(ICA)后用SVM或SVM+HMM完成目标识别。

虽然上述文献均取得较好的性能, 但文献[1-7]直接在图像域内完成目标识别, 文献[8-10]也只利用PCA对图像降维。线性判决分析(LDA)^[12]是一种有效的降维方法, 但它假设每类数据均服从协方差相同但均值不同的单高斯分布, 这一单模分布假设具有局限性。LDA也存在奇异问题。为此, Chen等人提出子类判决分析(CDA)^[13]方法, 它首先用模糊 c -均值聚类算法将每类目标划分为多个子类, 然后基于这些子类采用判决分析准则找到最优的投影方向。CDA假设每类数据服从多模分布, 可在一定程度上缓解LDA的线性及奇异问题, 且多模分布假设更适用。但文献[13]采用的聚类算法不能保证聚类结

2008-09-09 收到, 2009-05-11 改回

教育部长江学者和创新团队支持计划(IRT0645), 国家自然科学基金(60772140)资助课题

果达到全局最优且聚类结果严重依赖聚类初始点的选取, 这会影响系统性能。为此, 本文提出改进的子类判决分析(ICDA), 它首先用快速全局 k -均值聚类算法^[14]找到每类目标最优子类划分, 然后基于这些子类用CDA准则找到最优的投影方向。因此, ICDA的性能不依赖聚类时初始的聚类中心且能保证全局最优。另外, 文献均没有将目标从杂波背景中提取出来, 因此本文也给出SAR图像预处理方法。

2 改进的子类判决分析(ICDA)

2.1 聚类算法

求取投影矢量之前, 要找到每类目标的子类划分。给定数据 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N\}$ 且 $\mathbf{x}_i \in R^d$, K 聚类问题就是按某个聚类准则将该数据划分为 K 个子集 C_1, \dots, C_K , 且使该聚类准则最优。

2.1.1 k -均值聚类算法 k -均值算法的聚类准则是:

$$E(\mathbf{m}_1, \dots, \mathbf{m}_K) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K \text{sgn}(\mathbf{x}_i \in C_k) \|\mathbf{x}_i - \mathbf{m}_k\|^2 \quad (1)$$

其中 $\mathbf{m}_1, \dots, \mathbf{m}_K$ 为质心, $\text{sgn}(\mathbf{x}_i \in C_k) = \begin{cases} 1, & \mathbf{x}_i \in C_k \\ 0, & \mathbf{x}_i \notin C_k \end{cases}$ 。

该算法的聚类结果依赖初始质心的选取且不能保证达到全局最优。

2.1.2 全局 k -均值聚类算法 为了克服 k -均值算法的缺点, 文献^[14]给出全局 k -均值聚类算法, 它在求解 K 个聚类问题时过程如下: (1) 令初始质心个数 $k=1$, 则 $\mathbf{m}_1^* = \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i / N$ 为此时的最优质心; (2) $k=$

2时, 以 $(\mathbf{m}_1^*, \mathbf{x}_i), i=1, \dots, N$ 为初始质心执行 N 次 k -均值算法后将最优的聚类结果作为此时的最优划分; ...; (3) 若已知 $(k-1)$ 时的质心 $(\mathbf{m}_1^*(k-1), \dots, \mathbf{m}_{(k-1)}^*(k-1))$, 则执行 N 次初始质心为 $(\mathbf{m}_1^*(k-1), \dots, \mathbf{m}_{(k-1)}^*(k-1), \mathbf{x}_i)$ 的 k -均值找到的最优解就是 k 时的聚类结果; (4) 采用同样的方式可找到 K 个聚类的最优解。该算法不依赖初始质心的选择且能达到全局最优, 但对于每个 $k (k=1, \dots, K)$ 都要执行 N 次 k -均值, 这会大大增加计算负担。

2.1.3 快速的全局 k -均值聚类算法 为了减少计算负担, 采用快速全局 k -均值聚类算法。给定 $(k-1)$ 个聚类问题的最优解 $(\mathbf{m}_1^*(k-1), \dots, \mathbf{m}_{(k-1)}^*(k-1))$ 和聚类误差 E 。对于初始质心 $(\mathbf{m}_1^*(k-1), \dots, \mathbf{m}_{(k-1)}^*(k-1), \mathbf{x}_i), i=1, \dots, N$, E_i 为此时的聚类误差。由于 $E_i \leq (E - b_i)$, $b_i = \sum_{j=1}^N \max(d_{k-1}^j - \|x_i - x_j\|^2, 0)$, d_{k-1}^j 为 x_j 到最近的聚类中心的距离的平方。有 $n = \arg \min_i E_i \Leftrightarrow n = \arg \max_i b_i$ 。求得 n 后, 将 $(\mathbf{m}_1^*(k-1), \dots, \mathbf{m}_{(k-1)}^*(k-1), \mathbf{x}_n)$ 作为初始质心执行 k -均值算法即可得到 k 个聚类的最优聚类结果。因此, 快速全局 k -

均值算法在求解 K 个聚类问题时, 对于每一个 k 只需执行一次 k -均值算法即可, 且可获得跟全局 k -均值算法相当的性能, 而计算负担却大大降低了。

2.2 子类判决分析(CDA)

给定 c 类 M 个训练样本 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_M$ 且 $\mathbf{x}_i \in R^d$ 。采用快速全局 k -均值算法找到每类目标的子类划分: 第 i 类目标有 d_i 个子类 ($i=1, \dots, c$), 第 i 类目标的第 j 个子类中有 $N^{i,j}$ 个样本, $\mathbf{x}_k^{i,j}$ 是第 i 类目标的第 j 个子类中的第 k 个样本, $\boldsymbol{\mu}^{i,j}$ 表示 i 类目标的第 j 个子类的均值。CDA通过下式寻找最优投影方向:

$$\mathbf{C}_B \mathbf{V} = \mathbf{C}_W \mathbf{V} \boldsymbol{\Lambda} \quad (2)$$

$$\mathbf{C}_B = \sum_{i=1}^{c-1} \sum_{l=i+1}^c \sum_{j=1}^{d_i} \sum_{h=1}^{d_l} p_{i,j} p_{l,h} (\boldsymbol{\mu}^{i,j} - \boldsymbol{\mu}^{l,h})(\boldsymbol{\mu}^{i,j} - \boldsymbol{\mu}^{l,h})^T \in R^{d \times d}$$

$$\text{和 } \mathbf{C}_W = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{d_i} \sum_{k=1}^{N_{i,j}} (\mathbf{x}_k^{i,j} - \boldsymbol{\mu}^{i,j})(\mathbf{x}_k^{i,j} - \boldsymbol{\mu}^{i,j})^T \in R^{d \times d}$$
 分

别为子类类间和子类类内散布矩阵, $p_{i,j} = N^{i,j} / M$ 为第 i 类目标的第 j 个子类的先验概率, $\boldsymbol{\Lambda}$ 为 $\mathbf{C}_W^{-1} \mathbf{C}_B$ 的特征值组成的对角阵, \mathbf{V} 的列向量为 $\mathbf{C}_W^{-1} \mathbf{C}_B$ 的特征向量。CDA的目标是最大化不同类别的子类间的散布, 同时最小化子类的类内散布。

3 实验结果

实验采用的是美国MSTAR计划录取的实测 SAR 地面静止目标数据, 如表1所示。17° 时的成像数据作训练, 15° 时的成像数据作测试, 真实目标数据用于评估系统的分类性能, 干扰目标数据用于评估系统的拒判能力。原始图像大小为128×128。

3.1 训练和测试图像的预处理

原始 SAR 图像中既包含目标又包含杂波(如图1(a)所示), 需要对其预处理, 实现步骤如下: (1) 原始图像作对数变换, 可将相干斑由乘性变为加性, 还可压缩图像灰度动态范围^[15], 降低训练和测试样本俯仰角不同带来的影响^[4]; (2) 在对数域内用自适应阈值分割获得目标图像 \mathbf{T}_{ar} (如图1(b)所示); (3) 对 \mathbf{T}_{ar} 作形态学滤波^[15]以平滑边界、去除小洞等(如图1(c)所示); (4) 对 \mathbf{T}_{ar} 作几何聚类^[16]以去除任何非目标区域(如图1(d)所示); (5) 为了获得目标的幅度信息, 将得到的二值图像 \mathbf{T}_{ar} 与对数图像 \mathbf{G} 作点乘运算得到目标图像 \mathbf{H} ; (6) 对 \mathbf{H} 基于幂变换作图像增强^[15]以增强目标图像质量; (7) 为了克服目标距离雷达不同产生的影响, 对增强后的图像作归一化处理; (8) 为了克服目标在场景中位置不确定性, 将目标图像傅里叶幅频的一半作为特征提取的输入。

3.2 测试结果

预处理后的 SAR 图像维数(128×64=8192)远大于训练样本总数(698), 若直接将 8192 维的样本向量作为 ICDA 的输入, 会导致 \mathbf{C}_W 不可逆。先用 PCA 降维后再执行 ICDA。图2给出本文的 SAR ATR 流程:

表1 实验中采用的训练和测试数据(“-”表示没有用到)

	真实目标				干扰目标				
	BMP2		BTR70		T72		2S1或ZIL131		D7
	SNC21	SN9563	SN9566	C71	SN132	SN812	SNS7		
17°	-	233	-	233	232	-	-	-	-
15°	196	195	196	196	196	195	191	274	274

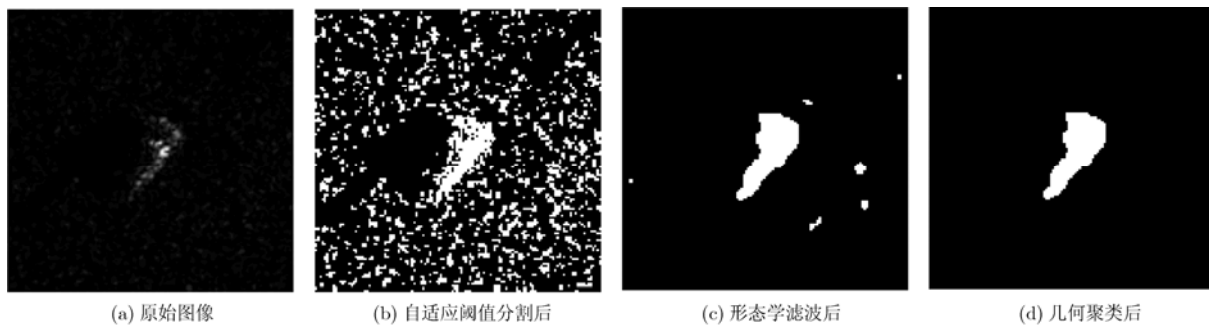


图1 预处理前后的SAR图像(T72)

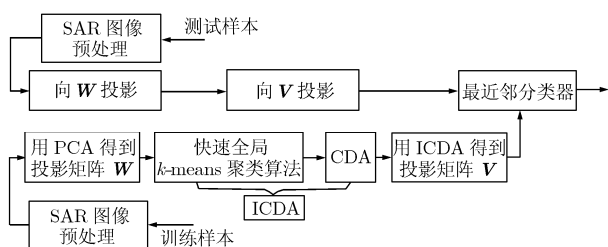


图2 本文的SAR ATR系统流程

先对原始图像预处理,再用PCA对预处理后的样本降维,然后对每类降维后的训练数据用快速全局 k -均值算法划分为多个子类,再用CDA求得投影矢量,将降维后的训练和测试样本向投影矢量投影得到特征向量,最后用最近邻分类器分类。文中参数:预处理中幂变换的幂次(为3.5),PCA的主分量个数 d 和子类数目 k_{\max} 。通过实验选 $d = 95$ 能保证 C_W 可逆且系统性能达到最优。已知幂次和 d 后,将 k_{\max} 从1到30变化选出使性能最优的那个值。

3.2.1 不考虑干扰目标时的实验结果 表2给出不同方法的识别性能。LDA假设每类目标均服从单模分布且特征维数仅为 $c-1$ 。ICDA假设每类目标服从多模分布且特征维数为 $c'-1$,可在一定程度上缓解LDA的上述问题,因此ICDA可获得比LDA优的识别性能。与PCA相比,PCA+ICDA可降低特征维数、改善识别性能。PCA+ICDA也优于文献的最好结果,因为:(1)采用了有效的SAR图像预处理,可抑制背景杂波、增强目标图像质量;(2)采用了有效的特征提取方法,多模分布假设更适用。

3.2.2 考虑干扰目标时的实验结果 下面考虑对真实目标的分类和对干扰目标的拒判。便于性能对比

表2 不同方法的分类性能比较(不考虑拒判)

不同方法	识别率(%)
PCA +最近邻 (结合本文预处理)	96.41($d = 95$)
PCA +LDA+最近邻 (结合本文预处理)	86.67($d = 95$, 特征维数 $= c - 1 = 3 - 1 = 2$)
PCA+ICDA+最近邻 (结合本文预处理)	97.38 ($d = 95$, $k_{\max} = 24$, 特征维 数 $= 3 \times k_{\max} - 1 = 3 \times 24 - 1 = 71$)
文献[4] SVRDM	94.50
文献[8] Adaptive Boosting	96.12
文献[9] PCA+SVM	94.21
文献[10] PCA+SVM +HMM	95.09
文献[11] ICA+SVM	96.92

采用统一的符号: P_D 为检测概率; P_{CC} 为对检测到的真实目标的正确分类率; P_{FA} 为虚警率; P_C 为正确分类率, $P_C = P_{CC}P_D$ 。识别时首先计算测试与训练样本的特征向量之间的距离,调整判决阈值Thr,使检测概率 P_D 达到0.9并计算 P_C 和 P_{FA} 。数值搜索得到子类数目 $k_{\max} = 29$,判决阈值Thr = 15.8。

(1)干扰目标为2S1和D7时的性能 图3和图4分别为 P_D 与 P_{FA} 、 P_C 与 P_{FA} 的ROC曲线,粗点为标准工作点。系统取得了较好的分类和拒判性能,且在标准工作点 $P_D = 90.14\% \approx 90\%$ 处,真实目标的分类率为 $P_C = 88.75\%$ 和干扰目标的虚警率为 $P_{FA} = 18.07\%$ 。表3也给出标准工作点的混淆矩阵。由于BTR70的测试与训练来自同一目标型号,而BMP2和T72的测试和训练来自不同的目标型号,因此

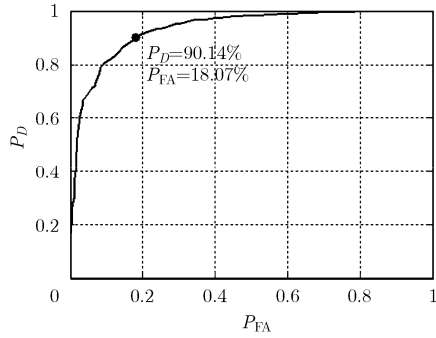


图3 P_D 与 P_{FA} 的关系曲线(干扰目标为2S1和D7)

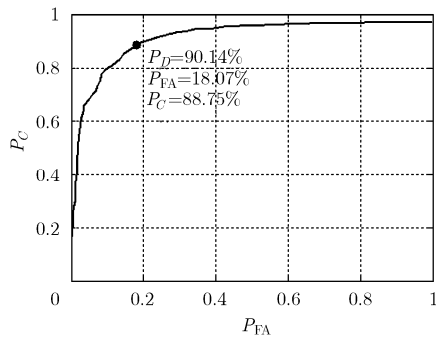


图4 P_C 与 P_{FA} 的关系曲线(干扰目标为2S1和D7)

表3 本文方法得到的混淆矩阵(干扰目标为: 2S1和D7)

	BMP2	BTR70	T72	拒判
BMP2	0.9696	0.0038	0.0266	0.1022
BTR70	0	1.0000	0	0.0561
T72	0.0159	0	0.9841	0.1375
2S1	0.1387	0.1022	0.0474	0.7117
D7	0	0	0.0730	0.9270
平均	$P_D = 90.14\% \approx 90\%$ 时, $P_{CC} = 98.46\%$ $P_C = 88.75\%$ $P_{FA} = 18.07\%$			

BMP2和T72产生了较多的错误。另外, 2S1的虚警率为28.83%, 而D7的虚警率仅为7.3%, 因为2S1是军用火箭发射装置, 与目标很相像, 而D7是推土机, 与目标的差异较大。

表4将本文方法与文献[3,4]对比。标准工作点处, 本文的分类性能比文献[3,4]仅高了3%多, 但虚警率远低于文献, 因此本文方法明显优于文献[3,4]。

(2)干扰目标为ZIL131和D7时的性能 图5、图6给出 P_D 与 P_{FA} 、 P_C 与 P_{FA} 的ROC曲线, 粗点为标准工作点。干扰目标为ZIL131和D7时, 本文的分类和拒判性能更好。表5给出标准工作点处的混淆矩阵。对比表3和表5得, 2S1的虚警率远高于ZIL131, 因为ZIL131是卡车, 与ZIL131相比, 2S1更像真实目标。表6给出本文方法与文献[5-7]的对比。标准工作点处, 虽然本文方法的分类性能(88.75%)稍优于文献的最好结果(87.7%), 但虚警率(8.03%)却大大低于

表4 不同方法的分类和拒判性能比较(干扰目标为: 2S1和D7)

不同方法	P_D (%)	P_C (%)	P_{FA} (%)
本文方法 PCA($d = 95$)+ ICDA($k_{max} = 29$)+最近邻	90.14 \approx 90	88.75	18.07
文献[3] 高斯 SVM	90	84.9	34.3
文献[4] SVRDM	90	85.4	45.3

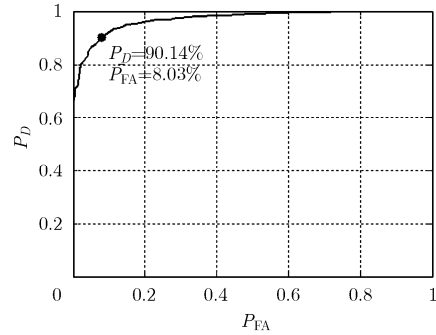


图5 P_D 与 P_{FA} 的关系曲线(干扰目标为ZIL131和D7)

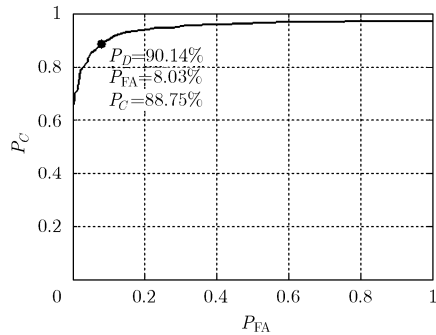


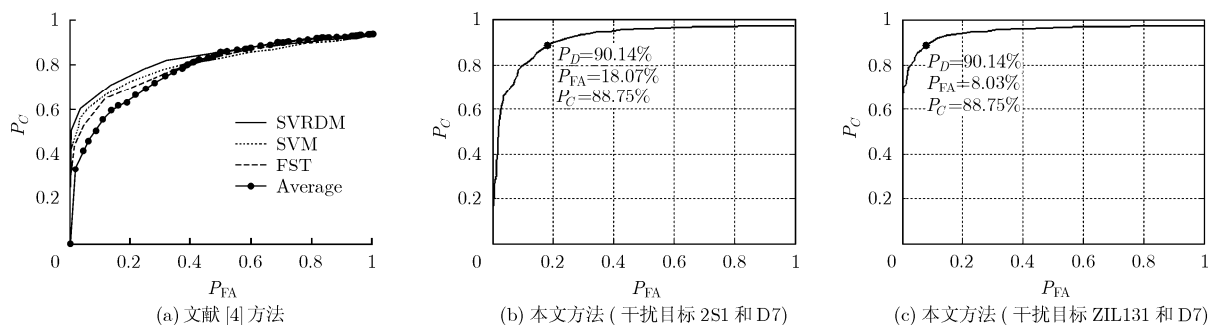
图6 P_C 与 P_{FA} 的关系曲线(干扰目标为ZIL131和D7)

表5 本文方法得到的混淆矩阵(干扰目标为: ZIL131和D7)

	BMP2	BTR70	T72	拒判
BMP2	0.9696	0.0038	0.0266	0.1022
BTR70	0	1.0000	0	0.0561
T72	0.0159	0	0.9841	0.1375
ZIL131	0.0292	0.0109	0.0474	0.9124
D7	0	0	0.0730	0.9270
平均	$P_D = 90.14\% \approx 90\%$ 时, $P_{CC} = 98.46\%$ $P_C = 88.75\%$ $P_{FA} = 8.03\%$			

表6 不同方法的分类和拒判性能比较(干扰目标为: ZIL131和D7)

不同方法	P_D (%)	P_C (%)	P_{FA} (%)
本文方法 PCA($d = 95$)+ ICDA($k_{max} = 29$)+最近邻	90.14 \approx 90	88.75	8.03
文献[5] FST	90	83	17
文献[6] 改进的 FST	90	87.7	20.8
文献[7] MINACE	90	86.45	17.52

图7 不同方法的 P_C 与 P_{FA} 的关系曲线对比

文献的最好结果(17%)。

上述着重对比不同方法在标准工作点处的性能,下面对比不同方法的 P_C 与 P_{FA} 的关系曲线,如图7所示。不难发现,虚警率 P_{FA} 从0到1变化的过程中,不论干扰目标为2S1和D7还是ZIL131和D7,本文方法的正确分类率 P_C 明显高于文献。

4 结束语

本文给出一个分类和拒判性能都较好的SAR ATR系统,其优点:(1)采用快速全局 k -均值聚类算法找到每类目标最优的子类划分,进而最终的识别结果也最优;(2)与CDA类似,ICDA考虑了数据的多模分布结构,充分利用了同类目标的不同子类及异类目标间的可分性信息,缓解了LDA的线性和奇异问题。基于实测数据的实验结果表明,结合本文的预处理,ICDA可获得较低的虚警概率和较好的分类性能。由于很难从理论上确定聚类算法中子类数目,本文通过实验确定该参数,因此如何理论上定量地确定子类数目将是我们未来工作的一个重点。

参考文献

- [1] Ross T D, Worrell S W, and Velten V J, *et al.* Standard SAR ATR evaluation experiments using the MSTAR public release data set. Proc. of SPIE on SAR Imagery V, Orlando, Florida, 1998, 3370: 566-573.
- [2] Bryant M L and Garber F D. SVM classifier applied to the MSTAR public data set. Proc. of SPIE on SAR Imagery VI, Orlando, Florida, 1999, 3721: 355-360.
- [3] Zhao Q and Principe J C. Support vector machines for SAR automatic target recognition. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2001, 37(2): 643-654.
- [4] Yuan C and Casasent D P. A new SVM for distorted SAR object classification. Proc. of SPIE on Optical Pattern Recognition XVI, Bellingham WA, 2005, 5816: 10-22.
- [5] Ramamoorthy L D and Casasent D P. Classification and rejection of MSTAR data. Proc. of SPIE on Optical Pattern Recognition XV, Orlando, Florida, 2004, 5437: 265-276.
- [6] Bryant M L. Target signature manifold methods applied to the MSTAR database: preliminary results. Proc. of SPIE on SAR Imagery VIII, USA: SPIE, 2001, 4382: 389-394.
- [7] Patnaik R and Casasent D. MSTAR object classification and confuser and clutter rejection using minace filters. Proc. of SPIE on ATR XVI, Bellingham, 2006, 6234: 1-13.
- [8] Sun Y J, Liu Z P, and Todorovic S, *et al.* Adaptive boosting for SAR automatic target recognition. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(1): 112-125.
- [9] 宦若虹, 杨汝良, 岳晋. 一种合成孔径雷达图像特征提取与目标识别的新方法. 电子与信息学报, 2008, 30(3): 554-558.
- Huan Ruo-hong, Yang Ru-liang, and Yue Jin. A new method for synthetic aperture radar images feature extraction and target recognition. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(3): 554-558.
- [10] 宦若虹, 杨汝良, 岳晋. SVM和HMM相结合的合成孔径雷达图像目标识别. 系统工程与电子技术, 2008, 30(3): 447-451.
- Huan Ruo-hong, Yang Ru-liang, and Yue Jin. Synthetic aperture radar images target recognition combined SVM with HMM. *Systems Engineering and Electronics*, 2008, 30(3): 447-451.
- [11] 宦若虹, 杨汝良. 基于ICA和SVM的SAR图像特征提取与目标识别. 计算机工程, 2008, 34(13): 24-28.
- Huan Ruo-hong and Yang Ru-liang. SAR images feature extraction and target recognition based on ICA and SVM. *Computer Engineering*, 2008, 34(13): 24-28.
- [12] Belhumeur P N, Hespanha J P, and 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.
- [13] Chen X W and Huang T. Facial expression recognition: A clustering-based approach. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24: 1295-1302.
- [14] Likas A, Vlassis N, and Verbeek J J. The global k-means clustering algorithm. *Pattern Recognition*, 2003, 36: 451-461.
- [15] Gonzalez R C and Woods R E. Digital image processing. New York: Prentice-Hall, 2003: 75-147.
- [16] Musman S and Kerr D. Automatic recognition of ISAR ship images. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1996, 32(4): 1392-1404.

胡利平: 女, 1979年生, 博士生, 研究方向为合成孔径雷达图像处理及目标识别。

刘宏伟: 男, 1971年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为雷达信号处理、雷达自动目标识别等。

吴顺君: 男, 1942年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为雷达系统、雷达信号处理等。