

基于二维子分类鉴别分析的 SAR 图像识别方法研究

张 静¹, 王国宏¹, 杨智勇², 刘福太¹

(1. 海军航空工程学院电子信息工程系, 山东烟台 264001; 2. 海军航空工程学院 7 系, 山东烟台 264001)

摘 要: 本文在分析传统二维鉴别分析方法局限性的基础上, 提出了一种基于二维子分类鉴别分析的合成孔径雷达图像识别方法. 该方法首先对 SAR 图像进行图像预处理, 然后利用图像欧氏距离对每类目标进行子类划分, 并由图像的行信息和列信息提出了两种二维子分类鉴别分析方法, 最后利用最近邻分类器对提取的特征投影矩阵进行分类识别. 本文利用美国实测的 MSTAR 数据对算法进行了仿真验证, 实验结果表明了本文方法的正确性和有效性.

关键词: SAR; 自动目标识别; 二维子分类鉴别分析; 图像欧氏距离; 特征提取

中图分类号: TN951, TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 04-0798-06

An Efficient Two-Dimensional Subclass Discriminant Analysis Approach for SAR Image Recognition

ZHANG Jing¹, WANG Guo-hong¹, YANG Zhi-yong², LIU Fu-tai¹

(1. Department of Electronic and Information Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai, Shandong 264001, China;

2. The 7th Department, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai, Shandong 264001, China)

Abstract: By analyzing the limitation of the traditional two-dimensional LDA, a new SAR image recognition algorithm based on two-dimensional subclass discriminant analysis is proposed in this paper. First, image preprocessing of SAR image is performed, which includes image aligning and power transformation. Then image Euclidean distance NN-Clustering is proposed to divide the datasets per class into multi-subclasses, and feature matrix is extracted by two new methods, i. e. 2DSDA and Alternative-2DSDA. Finally, a nearest neighbor classifier is employed to classify the extracted features. Experimental results with MSTAR dataset verify the correctness and effectiveness of the proposed method.

Key words: synthetic aperture radar (SAR); automatic target recognition; two-dimensional subclass discriminant analysis (2DSDA); image Euclidean distance (IED); feature extraction

1 引言

随着遥感技术的发展, 基于合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)的自动目标识别已经成为一种不可或缺军事侦察手段^[1]. 目前, 国内外许多学者在该方面已经作了许多工作, 如 Novak^[2]提出的基于模板匹配的目标识别方法, 韩萍^[3]提出的基于 KPCA 的识别算法和 Banau^[4]提出的基于几何散列表技术的识别算法等等. 这些算法虽能实现目标的识别, 但普遍存在对姿态角要求严格、提取特征易导致图像像素相关性破坏等局限性. 为了能够更有效地识别目标, 需要研究一种更有效的识别方法.

二维线性鉴别分析方法(Two Dimension Linear Discriminant Analysis, 2DLDA)是近年发展起来的一种新的

特征提取方法, 它较传统的线性鉴别分析方法具有: (1) 易于准确估计类间、类内离散度矩阵; (2) 计算最优鉴别特征向量的时间较少等优点^[5-7], 因此在目标识别领域得到广泛应用. 然而应用现有的二维鉴别分析方法处理 SAR 图像时, 仍存在一定的问题——多子类问题. 所谓的多子类问题就是, 同类样本数据在空间中的分布可用多个子类描述^[8]. SAR 是一种特殊成像雷达, 其图像数据对姿态角高度敏感, 但一定姿态范围内的 SAR 图像又具有相对稳定性. 就某种程度而言, SAR 图像样本数据可以看成是一种典型的多子类结构数据. 因此利用现有的二维子空间方法提取特征进行识别时, 显然会降低目标的正确识别率.

本文在借鉴二维线性鉴别分析方法的基础上, 提出了一种新的 SAR 图像识别方法——二维子分类鉴别分

析方法(Two Dimension Subclass Analysis, 2DSDA). 在该方法中, 首先利用图像欧式距离对各类 SAR 图像数据进行子类划分, 然后直接对图像数据求取子类间散射矩阵和协方差矩阵, 最后通过建立最大鉴别准则, 获取最优鉴别矢量. 本文利用美国实测 MSTAR(Moving and Stationary Target Acquisitions and Recognition, 运动和静止目标获取与识别)切片 SAR 数据^[9]进行了仿真, 仿真结果

表明该方法是一种行之有效的方法.

2 基于 2DSDA 的 SAR 图像识别方法

基于 2DSDA 的 SAR 图像识别方法主要由三步构成: 图像的预处理过程、鉴别矢量的提取过程和识别过程. 图 1 给出整个方法的结构框图, 下面对识别算法中的各个流程进行详细介绍.

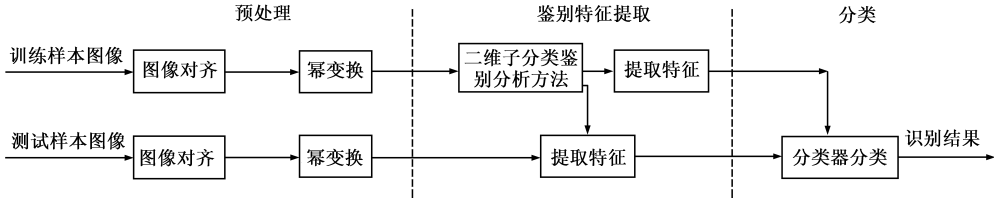


图1 基于2DSDA的SAR图像识别方法结果框图

2.1 图像预处理

通常获取到的用于识别的 SAR 图像, 目标往往存在一定范围的位置扰动^[10], 这种扰动对识别特别是基于模板匹配的识别方法影响很大. 本文利用目标质心位置对齐原点的方法来解决该问题^[1], 即将目标的质心 (\bar{x}, \bar{y}) 为中心, 分别向四周扩展出一个 $L \times L$ 的矩阵. 目标的质心位置 (\bar{x}, \bar{y}) 可用一阶矩和零阶矩的比值表示:

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (1)$$

而 $p + q$ 阶原点矩定义为:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) \quad (2)$$

其中, (x, y) 表示图像的象素坐标, 而 $f(x, y)$ 表示图像分割后的目标 ROI (Region of Interest) 区域上的象素幅度值.

由于子空间方法对高斯分布且具有相同方差的样本呈最优分类性能, 而 SAR 图像幅度数据呈瑞利分布, 因此本文引用幂变换技术将服从瑞利分布的 SAR 幅度数据转换为类正态分布^[11], 以提高识别精度, 其公式为:

$$\mathbf{A} = \mathbf{X}^\alpha \quad (0 < \alpha < 1) \quad (3)$$

其中, \mathbf{X} 表示扩展后的 SAR 幅度数据, α 为幂变换因子. 当 α 选取 0.35 或 0.85^[12], \mathbf{A} 近似转化为正态分布效果最优.

2.2 二维子分类鉴别分析方法

2.2.1 2DSDA 算法

假设有 C 类经图像预处理后已知训练样本图像 $\{\mathbf{A}_i\}_{i=1}^N$, 其大小为 $L \times L$. 2DSDA 方法通过建立最大鉴别准则函数以获取图像矩阵最优的鉴别的矢量, 这里鉴别准则函数可以表示为:

$$\mathbf{J}(\omega) = \arg \max \frac{(\omega^{2d})^T \mathbf{G}_{bSDA} \omega^{2d}}{(\omega^{2d})^T \mathbf{G}_{mSDA} \omega^{2d}} \quad (4)$$

其中:

$$\begin{aligned} \mathbf{G}_{bSDA} &= \sum_{i=1}^{C-1} \sum_{j=1}^{H_i} \sum_{k=i+1}^C \sum_{l=1}^{H_k} p_{ij} p_{kl} (\bar{\mathbf{A}}_{ij} - \bar{\mathbf{A}}_{kl})^T (\bar{\mathbf{A}}_{ij} - \bar{\mathbf{A}}_{kl}) \\ &= \sum_{i=1}^{C-1} \sum_{j=1}^{H_i} \sum_{k=i+1}^C \sum_{l=1}^{H_k} p_{ij} p_{kl} \sum_{f=1}^L ((\bar{\mathbf{A}}_{ij}^{(f)})^T - (\bar{\mathbf{A}}_{kl}^{(f)})^T)^T \\ &\quad \cdot ((\bar{\mathbf{A}}_{ij}^{(f)})^T - (\bar{\mathbf{A}}_{kl}^{(f)})^T) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{G}_{mSDA} &= \sum_{t=1}^N (\mathbf{A}_t - \bar{\mathbf{A}})^T (\mathbf{A}_t - \bar{\mathbf{A}}) \\ &= \sum_{t=1}^N \sum_{f=1}^L ((\mathbf{A}_t^{(f)})^T - (\bar{\mathbf{A}}^{(f)})^T)^T \\ &\quad \cdot ((\mathbf{A}_t^{(f)})^T - (\bar{\mathbf{A}}^{(f)})^T) \end{aligned} \quad (6)$$

这里, \mathbf{G}_{bSDA} 、 \mathbf{G}_{mSDA} 分别表示子类间散射矩阵和协方差矩阵. $\bar{\mathbf{A}}_{ij} = [(\bar{\mathbf{A}}_{ij}^{(1)})^T, (\bar{\mathbf{A}}_{ij}^{(2)})^T, \dots, (\bar{\mathbf{A}}_{ij}^{(L)})^T]^T$ 表示第 i 类中第 j 个子类中样本的均值; $\mathbf{A}_t = [(\mathbf{A}_t^{(1)})^T, (\mathbf{A}_t^{(2)})^T, \dots, (\mathbf{A}_t^{(L)})^T]^T$ 表示第 t 个样本; 而 $\bar{\mathbf{A}} = ((\bar{\mathbf{A}}^{(1)})^T, (\bar{\mathbf{A}}^{(2)})^T, \dots, (\bar{\mathbf{A}}^{(L)})^T)^T$ 表示整个训练样本的均值; p_{ij} 和 p_{kl} 分别表示第 i 类中第 j 个子类和第 k 类中第 l 个子类的先验知识, 一般我们可以根据各个子类中的样本数目设置 $p_{ij} = \frac{n_{ij}}{N}$ 、 $p_{kl} = \frac{n_{kl}}{N}$. 显然, 求取式(4)对应的最优特征矢量就变成求取广义线性方程:

$$\mathbf{G}_{bSDA} \omega^{2d} = \lambda \mathbf{G}_{mSDA} \omega^{2d} \quad (7)$$

特征值与特征向量的问题. 假设 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d$ 为广义特征方程的前 d 个非零最大特征值 (按从大到小的顺序排列), 对应的特征矢量为 $\omega_1^{2d}, \omega_2^{2d}, \dots, \omega_d^{2d}$, 则 $\mathbf{W} = (\omega_1^{2d}, \dots, \omega_d^{2d})$ 就构成了最终的特征向量集. 对于待测的 SAR 图像 $\mathbf{B}_{L \times L}$, 则待测样本在特征向量集上的投影数据可以表示为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{B}_{L \times L} \cdot \mathbf{W}_{L \times d} \quad (8)$$

从式(5)和(6)可以看出, 这里推导的 2DSDA 方法实际上是建立在图像矩阵行的基础上, 即以图像行为基准, 分别求取样本图像行的类间离散度和协方差矩

阵.本质而言,这种 2DSDA 方法反映了图像行的统计分布特性,是根据行信息进行鉴别的.同理,图像可以用行向量表示,也可以用列向量表示,下面给出 2DSDA 方法的另一种表示形式——基于图像列向的 2DSDA.

2.2.2 基于矩阵列向的 2DSDA (Alternative-2DSDA)

同样假设有 C 类训练样本 $\{A_t\}_{t=1}^N$, 则最大鉴别准则可以表示为:

$$J(\tilde{\omega}^{2d}) = \arg \max \frac{(\tilde{\omega}^{2d})^T \tilde{G}_{bSDA} \tilde{\omega}^{2d}}{(\tilde{\omega}^{2d})^T \tilde{G}_{mSDA} \tilde{\omega}^{2d}} \quad (9)$$

这里,

$$\begin{aligned} \tilde{G}_{bSDA} &= \sum_{i=1}^{C-1} \sum_{j=1}^{H_i} \sum_{k=i+1}^C \sum_{l=1}^{H_i} p_{ij} p_{kl} (\bar{A}_{ij} - \bar{A}_{kl})(\bar{A}_{ij} - \bar{A}_{kl})^T \\ &= \sum_{i=1}^{C-1} \sum_{j=1}^{H_i} \sum_{k=i+1}^C \sum_{l=1}^{H_i} p_{ij} p_{kl} \sum_{g=1}^L (\bar{A}_{ij}^{(g)} - \bar{A}_{kl}^{(g)}) \cdot (\bar{A}_{ij}^{(g)} - \bar{A}_{kl}^{(g)})^T \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \tilde{G}_{mSDA} &= \sum_{t=1}^N (A_t - \bar{A})(A_t - \bar{A})^T \\ &= \sum_{t=1}^N \sum_{g=1}^L (A_t^{(g)} - \bar{A}^{(g)})(A_t^{(g)} - \bar{A}^{(g)})^T \end{aligned} \quad (11)$$

其中,图像矩阵的各种参量以列的形式表示,即, $\bar{A}_{ij} = [\bar{A}_{ij}^{(1)}, \bar{A}_{ij}^{(2)}, \dots, \bar{A}_{ij}^{(L)}]$, $\bar{A} = [\bar{A}^{(1)}, \dots, \bar{A}^{(L)}]$, $A_t = [A_t^{(1)}, A_t^{(2)}, \dots, A_t^{(L)}]$ 分别表示第 i 类中第 j 个子类中样本的均值,整个训练样本的均值和第 t 个样本.假设 $\tilde{\omega}_1^{2d}, \tilde{\omega}_2^{2d}, \dots, \tilde{\omega}_q^{2d}$ 为广义线性方程 $\tilde{G}_{bSDA} \tilde{\omega}^{2d} = \lambda \tilde{G}_{mSDA} \tilde{\omega}^{2d}$ 前 q 个特征值对应的特征矢量,则待测样本 $B_{L \times L}$ 特征向量集上的投影矢量可以表示为:

$$\tilde{y} = (\tilde{W}_{L \times q})^T \cdot B_{L \times L} \quad (12)$$

由式(10)和(11)可以看出,此时的 2DSDA 方法是建立在图像列的基础上的.为了区别于基于行的 2DSDA 方法,这里定义基于图像列的 2DSDA 为 Alternative-2DSDA.无论是 2DSDA 还是 Alternative-2DSDA,其相应的投影 y 和 \tilde{y} 可以统称为特征矩阵 (Feature Matrix).

2.2.3 基于图像的子类划分

2DSDA 和 Alternative-2DSDA 算法实现过程中,每类数据的子类划分是算法的关键步骤.在文献[8]提出的子类方法 (Subclass Discriminant Analysis, SDA) 中, Zhu 利用 K-均值法和 NN-Clustering 方法获取样本数据的有效划分;而在文献[13], Chen 用核 K-均值法实现.然而,这些方法都是基于向量的,当处理图像信息时,则需要先将矩阵转换为向量后再进行聚类.显然,这些方法并不适用于本文提出的算法.为了对样本图像进行有效聚类,本文提出一种基于图像欧氏距离的 NN-Clustering 方法 (Image Euclidean Distance NN-Clustering, 简称 IED NN-Clustering).

设 $A_1 = (x^1, x^2, \dots, x^{L \times L})$, $A_2 = (z^1, z^2, \dots, z^{L \times L})$ 为

经图像预处理后的已知样本集中任意两幅 SAR 图像对应的行向量,则两幅图像的欧式距离可以定义为^[14]:

$$\begin{aligned} d_{ME}^2(A_1, A_2) &= \sum_{s,t=1}^{L \times L} g_{st} (x^s - z^s)(x^t - z^t) \\ &= (A_1 - A_2)^T G (A_1 - A_2) \end{aligned} \quad (13)$$

$$g_{st} = f(|P_s - P_t|) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{|P_s - P_t|^2}{2\sigma^2}\right) \quad s, t = 1, \dots, L^2 \quad (14)$$

其中, $G = (g_{st})_{L^2 \times L^2}$, g_{st} 表示度量系数,其大小完全由图像像素 $P_s P_t$ 间的空间距离决定,并随 $|P_s - P_t|$ 的增加单调减少; σ 为方差参数,当 $\sigma \rightarrow \infty$ 时,图像欧氏距离趋于传统的欧式距离.

依照式(13)、(14),给出 IED NN-Clustering 的步骤:

Step1 $\forall i$ 类样本,计算样本 $A_{sl}^{(i)}$, $A_{tl}^{(i)}$ 的图像欧氏距离 $d_{DM}^2(A_{sl}^{(i)}, A_{tl}^{(i)})$, $1 \leq sl, tl \leq n_i$, 且 $sl \neq tl$; 寻找两个样本 $A_{il}^{(i)}$, $A_{tj_i}^{(i)}$, 使其满足:

$$d_{DM}^2(A_{il}^{(i)}, A_{tj_i}^{(i)}) = \max d_{DM}^2(A_{sl}^{(i)}, A_{tl}^{(i)}) \quad (15)$$

并令: $ti1 = i_1, tj_i = i_{n_i}$ (16)

Step2 寻找一样本使其满足:

$$d_{MD}^2(A_{i2}^{(i)}, A_{i1}^{(i)}) = \min d_{MD}^2(A_{i'1}^{(i)}, A_{i1}^{(i)}) \quad ti' \in [2, n_i - 1] \quad (17)$$

并令: $ti2 = i_2$ (18)

Step3 寻找一样本使其满足:

$$d_{MD}^2(A_{i3}^{(i)}, A_{i1}^{(i)}) = \min d_{MD}^2(A_{i''1}^{(i)}, A_{i1}^{(i)}) \quad ti'' \in [3, n_i - 1] \quad (19)$$

并令: $ti3 = i_3$ (20)

依次类推,对第 i 类中的每一个样本都进行距离判断,并重新排序,最终得到一个新的序列 $\{A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{i(n_i-1)}, A_{i_{n_i}}\}$.

Step4 根据预先设定的的子类别个数,将第 i 中的新样本序列按照等间隔进行划分,多余的样本划分到最后一个子类.

2.3 分类器的设计

将所有的训练样本和测试样本投影到特征向量集上,得到相应的特征矩阵 $\{F_t\}_{t=1}^N$ 和 F_{test} , 利用最近邻方法实现目标的有效分类.对于 2DSDA 方法,衡量待测特征矩阵与训练特征矩阵之间距离为:

$$d(F_{test}, F_t) = \sum_{r=1}^d \|y_r^{test} - y_r^t\|_2 \quad (21)$$

这里, $F_{test} = [y_1^{test}, \dots, y_d^{test}]$, $F_t = [y_1^t, y_2^t, \dots, y_d^t]$.

而对于 Alternative-2DSDA, 衡量待测特征矩阵与训练特征矩阵之间的距离可以表示为:

$$d(F_{test}, F_t) = \sum_{r=1}^q \|\tilde{y}_r^{test} - \tilde{y}_r^t\|_2 \quad (22)$$

此时, $F_{test} = [(\tilde{y}_1^{test})^T, \dots, (\tilde{y}_q^{test})^T]^T$,

$$F_t = [(\tilde{y}_1^t)^T, \dots, (\tilde{y}_q^t)^T]^T.$$

3 仿真结果与分析

本文利用美国 DARPA/AFRL MSTAR 项目提供的实测 SAR 地面静止军用目标数据进行仿真实验. 仿真验证时本文采用三类目标和十类目标两组数据进行测试.

为了验证不同尺寸大小的 SAR 图像对本文各种方法的影响, 在进行图像的子类划分时, 方差参数均选 $\sigma = 1$.

3.1 三类目标的仿真实验

仿真环境: 以 17° 下 BMP2_snc9563、T72_snc132 和 BTR72_snc71 作为训练集, 以 15° 下的 BMP2_snc9563、BMP2_snc9566、BMP2_snc21、T72_snc132、T72_snc812、T72_snc7、BTR70_snc71 作为测试集.

3.1.1 不同子分类数下的仿真分析

受篇幅所限, 这里仅给出部分数据的 2DSDA 和 Al-

ternative-2DSDA 仿真结果, 如图 2、3 的 (a)(b), 且子类数分别选取为 2, 4, 6, 8, 10; 而图 2、3 的 (c) 图给出相应算法的平均识别结果. 仿真过程中选取 $L = 48$.

由图 2 和图 3, 可以得出如下结论:

(1) 2DSDA 方法和 Alternative-2DSDA 方法均能够实现对 SAR 图像军事目标的识别. 从仿真结果看, 不仅对同类型同型号的军事目标能够获得很高的识别结果, 而且对同类型不同型号的目标也能获得较好的识别率.

(2) 从图 (a) ~ (c) 可以看出, 在不同子类数下, 不同目标的最优识别结果差异不大, 但当子类数为 10 时, 目标的平均识别率最好. 因此, 本文的后续仿真实验均采用这一参数.

(3) 对于 SAR 的各类目标, 矩阵特征的不同维数对应于不同的识别结果, 但在维数等于 20 之前, 均能获得最好的识别结果. 因此, 从节省计算时间考虑, 在仿真过程中可以在维数小于 20 的范围内选择最优识别结果.

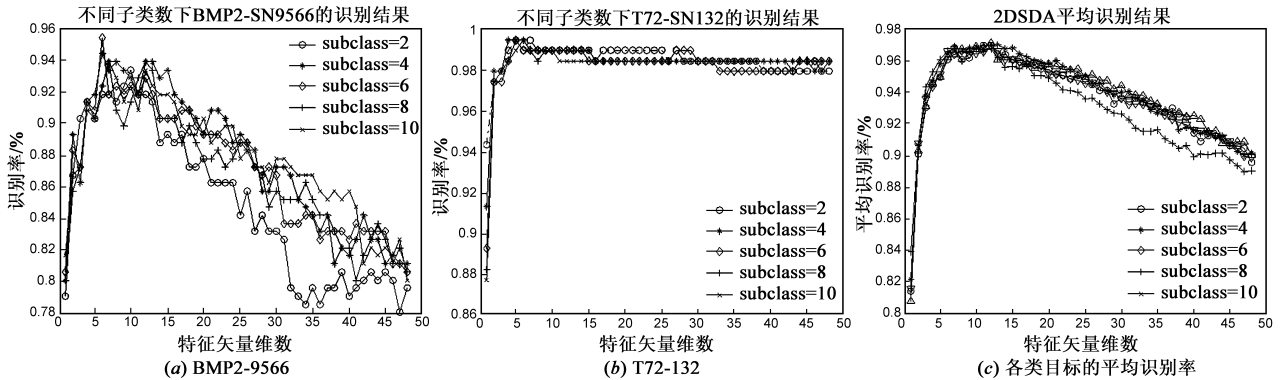


图2 基于2DSDA方法的各类目标识别结果

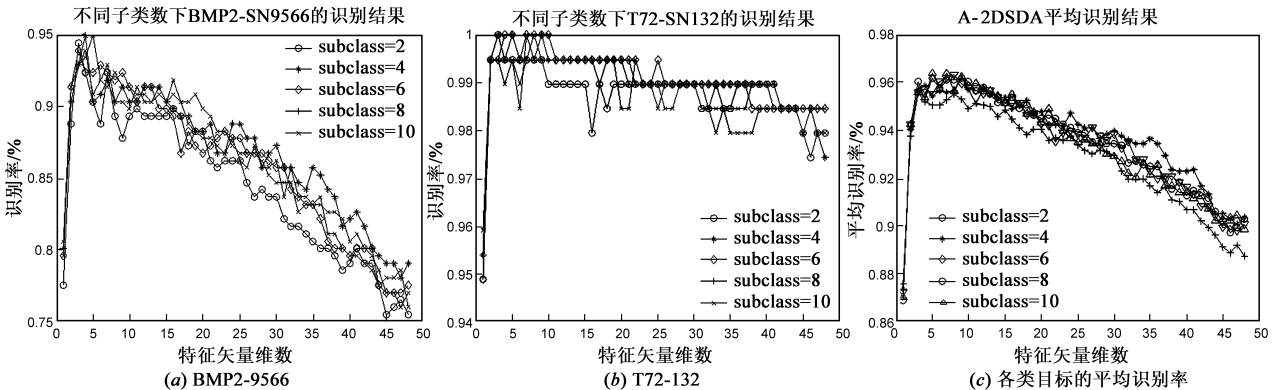


图3 基于Alternative-2DSDA方法的各类目标识别结果

3.1.2 不同子空间方法的仿真比较

为了验证本文方法的有效性, 将本文两种方法与传统的子空间方法——2DLDA 方法、Alternative-2DLDA 方法以及 SDA^[8] 方法进行比较, 其平均识别结果示于图 4, 其中“A-2DSDA”、“A-2DLDA”分别表示 Alternative-2DSDA 方法和 Alternative-2DLDA 方法, SDA 方法

的子类别数目也设置为 10. 仿真过程, 选取 $L = 48$.

由图 4 的比较结果可以看出, 对于 MSTAR 数据而言, 当目标类别较少时, 利用 2DSDA 方法获得的平均识别结果略优于利用 Alternative-2DSDA 方法获得的识别结果, 但差异不大.

当目标类别较少时, 与 2DLDA 方法和 Alternative-

2DLDA 方法相比,本文提出的方法能够获得更好的识别结果.这是因为本文提出的方法相当于对图像进行姿态划分,即在多个子类间寻求最优的类内-类间最大鉴别方向,因此识别效果必然提高.与传统的 SDA 方法相比,各种二维子空间方法要明显优于 SDA 方法,这是因为 SDA 方法在识别的过程中将二维图像转换为一维向量破坏了图像的空间结构,造成了识别结果的下降.这也进一步验证了利用二维子空间方法对图像进行识别是完全有效的.

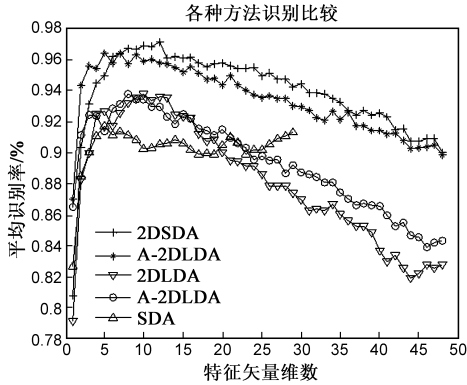


图4 各种方法的平均识别结果

3.1.3 不同 L 情况下的仿真分析

为了验证不同 L 对方法的影响,这里选取 $L = 48, 64$ 两种尺寸大小对算法进行测试.根据 3.1.1 和 3.1.2 实验结论,这里子分类数设置为 10,特征矩阵的维数为 1~20.图 5 给出仿真结果.

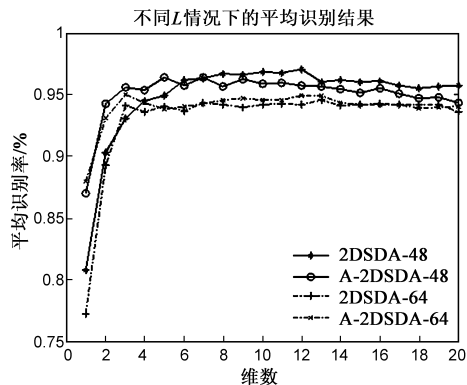


图5 不同尺寸下的识别结果

由图 5 可知:当 $L = 48$ 时获得的识别结果要优于 $L = 64$ 时获得的识别结果,这是因为 MSTAR 图像切片中目标区域所占图像的比例较小,图像的大部分区域是相干斑噪声,噪声对识别是无用的,但能干扰目标的识别,因此尺寸大识别性能下降.

3.1.4 不同 SAR 识别方法的仿真比较

将本文方法与几种传统 SAR 图像识别方法进行综合比较,验证本章方法的优越性.表 3、表 4 给出各种方法的对比结果,其中模板匹配方法参见文献[2];KPCA

+SVM 方法参见文献[3],方位区间选为 30° ;几何散列表法参见文献[4].这里,识别率为七个目标测试集的平均识别结果,而运行时间是指以测试集 BMP2 (sn9563)为例的识别时间.

由表 2 可知:比较目标的正确识别率,本章提出的方法效果最好,优于模板匹配法、KPCA + SVM 法和几何散列表法.比较目标识别的运行时间,本文方法的运行时间较模板匹配法和 KPCA + SVM 方法时间长,但远远小于几何散列表技术,这里需要说明的一点是,本章在计算 KPCA + SVM 法的运行时间时,假设已知目标的正确姿态,即没有考虑目标姿态的估算时间,因此其识别时间低于本章方法;然而当考虑姿态估算时间时,其运行时间不仅会提高,而且正确识别结果也会大大降低.因此,综上所述,利用本章方法既能够提高 SAR 识别的正确识别率,又能有效缩短目标识别的时间.

表 2 不同 SAR 图像识别方法的综合比较

识别方法	平均识别率 (%)	运行时间(s)
模板匹配法	40.76	17.55
KPCA + SVM(30°)	94.90	28.27
几何散列表法	90.45	184.29
2DSDA	97.071	40.88
A-2DSDA	96.404	40.95

3.2 十类目标的仿真实验

仿真环境:表 3 给出十类目标训练样本和测试样本的配置说明.在仿真结果中,只给出各类目标的平均识别率,而且根据 3.1 中的仿真分析,十类目标矩阵特征的最大维数设置为 20.

表 3 十类目标训练样本和测试样本配置说明

目标(型号)	训练集		测试集	
	俯仰	个数	俯仰	个数
2S1-b01	俯仰	个数	俯仰	个数
BMP2-sn9563	17°	299	15°	274
BRDM-e71	17°	233	15°	195
BTR60-k10yt7532	17°	298	15°	274
BTR70-c71	17°	256	15°	195
D7	17°	233	15°	195
T62-a51	17°	299	15°	274
T72-sn132	17°	299	15°	273
TIL131-e12	17°	232	15°	196
ZUS-23/4-d08	17°	299	15°	274

表 4 给出几种维数下不同方法识别率的对比结果.可以看出,由于目标类别的增多,本文提出方法的平均识别率与 2DLDA、Alternative-2DLDA 方法的识别率比较接近,但前者仍然高于后者,由此也验证了本文提出的方法不仅适用于三类目标的识别,同样也适用于更多类 SAR 图像目标的识别.

表 4 不同算法不同特征维数下的识别结果

识别率 (%)		2S1	BMP2	BRDM2	BTR60	BTR70	D7	T62	T72	TIL131	ZUS234	平均识别率
不同方法(维数)	dim = 5	88.321	95.385	97.81	89.231	97.436	99.27	94.872	96.94	97.08	99.27	95.56
	dim = 10	91.24	96.921	99.274	91.283	97.95	100	95.6	98.473	96.724	99.641	96.710
	dim = 15	87.963	97.951	99.642	92.315	96.924	100	95.245	98.471	96.727	99.27	96.446
	dim = 20	86.137	96.928	99.64	92.31	97.443	100	94.871	98.982	96.724	99.27	96.227
2DSDA	dim = 5	84.672	95.385	97.81	91.282	98.974	99.27	95.604	97.449	97.08	99.27	95.68
	dim = 10	89.781	98.974	98.54	92.308	97.436	100	96.337	98.98	98.175	99.27	96.98
	dim = 15	88.686	96.923	98.54	92.821	96.41	100	96.703	98.98	98.54	99.635	96.724
	dim = 20	88.321	96.923	98.175	92.821	96.41	100	95.971	98.98	97.445	99.635	96.468
A-2DSDA	dim = 5	85.036	93.846	97.81	90.256	97.436	98.905	96.703	97.959	95.62	99.27	95.284
	dim = 10	87.591	96.923	98.905	91.795	97.949	99.635	95.604	98.98	95.62	99.635	96.264
	dim = 15	86.496	96.923	98.54	90.769	97.436	100	95.604	98.469	96.35	99.27	95.986
	dim = 20	82.117	96.41	98.54	92.821	96.923	99.635	94.505	98.469	94.891	99.27	95.358
2DLDA	dim = 5	85.036	95.385	98.175	89.231	96.923	99.27	93.04	96.429	96.35	98.905	94.874
	dim = 10	83.942	97.949	97.445	92.308	96.41	100	95.238	97.959	95.62	99.635	95.651
	dim = 15	82.117	97.436	98.54	92.821	96.923	99.635	95.238	99.49	94.891	99.27	95.636
	dim = 20	79.562	96.923	97.445	92.821	95.897	99.27	94.872	97.959	93.796	99.27	94.782
A-2DLDA	dim = 5	40.146	41.026	89.051	54.359	48.718	73.723	62.271	56.122	75.912	97.445	63.877
	dim = 10	44.891	60	87.591	67.692	70.256	82.482	73.26	75	86.496	97.81	74.548
	dim = 15	56.204	56.923	88.686	71.282	71.282	83.942	78.388	78.571	83.942	97.445	76.667
	dim = 20	58.394	71.282	92.701	78.974	74.872	83.212	79.487	80.102	86.861	98.175	80.406
SDA	dim = 5	40.146	41.026	89.051	54.359	48.718	73.723	62.271	56.122	75.912	97.445	63.877
	dim = 10	44.891	60	87.591	67.692	70.256	82.482	73.26	75	86.496	97.81	74.548
	dim = 15	56.204	56.923	88.686	71.282	71.282	83.942	78.388	78.571	83.942	97.445	76.667
	dim = 20	58.394	71.282	92.701	78.974	74.872	83.212	79.487	80.102	86.861	98.175	80.406

4 结论

本文提出了一种新的 SAR 图像识别方法,利用美国实测的 MSTAR 数据对算法进行验证,并得出以下结论:

(1) 二维子分类鉴别方法继承了传统二维鉴别分析方法的优点,能够直接对图像进行鉴别,无需多余的向量转换;

(2) 二维子分类鉴别分析方法能从数据自身的分布结构获取最优鉴别信息,无需多余的姿态角估算过程,因此更利于提取有助于分类的有效特征。

参考文献:

- [1] 高贵,周蝶飞等.基于遗传算法的 SAR 图像目标鉴别特征选择[J].电子学报,2008,36(6):1041-1046.
Gao Gui, Zhou Die-fei, et al. Feature selection for target discriminant in SAR images based on genetic algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(6): 1041-1046. (in Chinese)
- [2] Novak L M, Owirka G J, et al. Performance of 10-and 20-traget MSE classification [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(4): 1279-1289.
- [3] 韩萍.一种有效的 SAR 自动目标识别方法[J].模式识别与人工智能,2003,16(2):208-212.
Han Ping. An efficient SAR automatic target recognition approach[J]. 2003, 16(2): 208-212. (in Chinese)
- [4] Jones, B Bhanu. Recognition of articulated and occluded objects [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intel-

ligence, 1999, 21(7): 603-613.

- [5] W S Zheng, J H Lai, S Z Li. 1D-LDA vs 2D-LDA: when is vector-based linear discriminant analysis better than matrix-based[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(7): 2156-2172.
- [6] L Ming, B Yang. 2D-LDA: a statistical linear discriminant analysis for image matrix[J]. Patten Recognition Letter, 2005, 26(5): 527-532.
- [7] S Nousath, G Hemantha Kumar. (2D)²LDA: a efficient approach for face recognition [J]. Pattern Recognition, 2006, 39(7): 1396-1400. (下转第 797 页)

作者简介:



张 静 女, 1976 年 2 月出生于山东烟台. 博士, 讲师. 主要研究方向为雷达目标识别、图像处理. E-mail: yzy913@sina.com



王 国 宏 男, 1963 年出生于山西沁水. 教授、博士生导师, 泰山学者特聘教授. 获国务院政府特殊津贴, 获第六届“全国百篇优秀博士学位论文奖”, 被国家人事部、全国博士后管委会授予“全国优秀博士后”荣誉称号. 主要研究领域有: 目标识别、多传感器信息融合、多目标跟踪等. E-mail: wangguohong@vip.sina.com

- [8] M Zhu, A M Martinez. Subclass discriminant analysis[J]. IEEE Transactions, 2006, PAMI-28(8): 1274 – 1286.
- [9] Ross T, Worrell S, Velten V, et al. Standard SAR ATR evaluation experiment using the MSTAR public release dataset[A]. Proceeding of the International Society for Optical Engineering (SPIE)[C]. Florida, 1998, 3370: 566 – 573.
- [10] 成功, 崔凯. 基于峰值点的目标对准在 MSTAR SAR 图像分类中的应用[J]. 遥测遥控, 2006, 27(5): 25 – 30.
Cheng Gong, Cuikai. Peak based target alignment and its application to classification of MSTAR SAR images[J]. Journal of Telemetry, Tracking, and Command, 2006, 27(5): 25 – 30. (in Chinese)
- [11] K Fukunaga. Introduction to Statistical Pattern Recognition (2nd edition) [M]. Academic Press, 1990.
- [12] 李翊, 张静等. 一种基于改进核主成分分析的 SAR 图像识别方法研究[J]. 海军航空工程学院学报, 2009, 24(3): 307 – 312.
Li Yi, Zhang Jing, et al. SAR Images Recognition Based on Modified Kernel Principal Component Analysis[J]. Journal of Naval Aeronautical Engineering Institute, 2009, 24(3): 307 – 312. (in Chinese)
- [13] B Chen, L Yuan, H W Liu, Z Bao. Kernel subclass discriminant analysis[J]. Neurocomputing, 2007, 71(1 – 3): 455 – 458.
- [14] L W Wang, Y Zhang, J F Feng. On the Euclidean distance of images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(8): 1334 – 1339.