

## 基于二维局部敏感判别分析法的雷达目标识别

张善文<sup>1,2</sup>, 张传雷<sup>2</sup>, 张云龙<sup>1</sup>

(1. 郑州大学西亚斯国际学院, 郑州 451150; 2. Ryerson 大学电子与计算机工程系, 多伦多 M5B 2K3)

**摘要:** 由于在不同的观察角度、位置以及光照等条件下雷达目标图像之间差异较大,使得很多经典的维数约简和特征提取算法不能有效地用于飞机目标图像识别。基于二维局部敏感判别分析(2DLSDA),提出了一种雷达目标识别方法。首先构造类内和类间邻域关系图,计算两个邻域图上的权重矩阵;然后基于 Schur 分解求出两个正交变换矩阵,得到映射矩阵,对观察数据进行维数约简,由此有效地克服小样本问题。对飞机目标的分类实验结果表明,该方法是有可行性的。

**关键词:** 雷达; 目标识别; 二维局部敏感判别分析; 维数约简

**中图分类号:** V271.4; TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2013)04-0010-03

## Radar Target Recognition by Using 2D Locality Sensitive Discriminant Analysis

ZHANG Shanwen<sup>1,2</sup>, ZHANG Chuanlei<sup>2</sup>, ZHANG Yunlong<sup>1</sup>

(1. Department of Engineering and Technology, Zhengzhou University, Zhengzhou 451150, China;

2. Department of Electrical and Computer Engineering, Ryerson University, Toronto, M5B 2K3, Canada)

**Abstract:** Since the images of an aircraft target are much different from each other under various conditions of different observed angle, locality and illumination, many classical dimensional reduction and feature extracting methods are not effective to recognize the aircraft target. A recognition method of radar target is proposed based on two-dimensional locality sensitive discriminant analysis (2DLSDA). Firstly, two graphs respectively representing intra-class and inter-class neighbor relationship are constructed. Then, weight matrixes are calculated out. Finally, two orthogonal transform matrixes are computed out based on Schur decomposition. The projection matrix is obtained and then the dimensionality of the image is reduced. Thus the small-sample-size problem can be overcome. The recognition results on radar targets show that the proposed method is very effective and feasible.

**Key words:** radar; object recognition; 2D locality sensitive discriminant analysis (2DLSDA); dimensionality reduction

### 0 引言

雷达目标识别的关键步骤是维数约简和特征提取。到目前为止,已经有很多维数约简和特征提取的方法和技术<sup>[1-8]</sup>。这些方法多数都是认为雷达目标的数据是线性结构。但由于雷达目标的复杂性,以及在各种不同的空间变换和不同的观察角度、位置以及光照等条件下,实际得到的雷达目标数据是非线性结构,

数据样本之间的差异较大,使得很多经典维数约简和特征提取算法不能有效地用于雷达目标识别。流形学习是一类非线性维数约简和特征提取方法,它是从高维采样数据中恢复低维流形结构,并得到相应的嵌入映射,以实现维数约简和数据可视化<sup>[9-12]</sup>。近年来,流形学习已被广泛应用于人脸、唇和掌纹识别中。本文基于二维局部敏感判别分析算法,提出了一种雷达目标识别方法。

### 1 二维局部敏感判别分析

由于一维局部敏感判别分析(LSDA)<sup>[11]</sup>仅能处理向量型数据,存在小样本问题。对于图像二维数据来

收稿日期:2012-04-18

修回日期:2012-04-29

基金项目:河南省教育厅科学技术研究重点项目(12B120012)

作者简介:张善文(1965—),男,陕西阎良人,博士,教授,研究方向为模糊模式识别及其应用。

说,直接使用二维矩阵表示更自然,并能充分利用像素间的空间信息<sup>[11-13]</sup>。二维 LSDA (2DLSDA) 与 LSDA 的过程基本相似,但 2DLSDA 的矩阵分解与 LSDA 相比需要处理的数据维数小得多,因此可以极大地降低算法的时间复杂度。本文利用 2DLSDA 算法对雷达目标数据进行维数约简。

假设有  $n$  个图像数据点集  $\{X_1, X_2, \dots, X_n\} \in \mathbf{R}^{m_1 \times m_2}$ , 对于每个  $X_i$  找到其  $k$  个最近邻点集, 记为  $N(X_i)$ , 再将  $N(X_i)$  划分为两个子集  $N_w(X_i)$  和  $N_b(X_i)$ , 其中  $N_w(X_i)$  表示  $N(X_i)$  中与  $X_i$  同类的子集; 而  $N_b(X_i)$  表示  $N(X_i)$  中与  $X_i$  不同类的子集。将  $X_i$  与  $N_b(x_i)$  和  $N_w(x_i)$  中的数据点连线, 构造得到类内和类间加权邻域图, 分别记为  $G_w$  和  $G_b$ , 其权值分别为

$$W_{b,ij} = \begin{cases} 1, & X_i \in N_b(X_j) \text{ 或者 } X_j \in N_b(X_i) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$W_{w,ij} = \begin{cases} 1, & X_i \in N_w(X_j) \text{ 或者 } X_j \in N_w(X_i) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

可通过优化下面两个目标函数使得图像降维后类内近邻图被压缩和类间近邻图被拉得分散。

$$\min \sum_{ij} (Y_i - Y_j)^2 W_{w,ij} \quad (3)$$

$$\max \sum_{ij} (Y_i - Y_j)^2 W_{b,ij} \quad (4)$$

其中,  $Y_i = \mathbf{A}^T X_i$ ,  $\mathbf{A}$  为映射矩阵。

由以上分析, 可将 2DLSDA 算法的流程描述如下。

输入:  $n$  个矩阵数据  $\{X_1, X_2, \dots, X_n\} \in \mathbf{R}^{m_1 \times m_2}$ , 近邻数为  $k$ , 降维后的大小为  $l_1$  和  $l_2$ 。

输出: 变换矩阵  $\mathbf{U} \in \mathbf{R}^{m_1 \times l_1}$  和  $\mathbf{V} \in \mathbf{R}^{m_2 \times l_2}$ , 降维后的数据表示为  $\mathbf{Y} = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ 。

- 1) 构造类内近邻图  $G_w$  和类间近邻图  $G_b$ 。
- 2) 计算类内权重矩阵  $\mathbf{W}_w$  和类间权重矩阵  $\mathbf{W}_b$ 。
- 3) 计算正交变换矩阵  $\mathbf{U}$ 。

计算  $S_{U,w} = \sum_{ij} W_{w,ij} (X_i - X_j)(X_i - X_j)^T$ ,  $S_{U,b} = \sum_{ij} W_{b,ij} (X_i - X_j)(X_i - X_j)^T$ , 对  $S_{U,w}^{-1} S_{U,b}$  进行 Schur 分解, 记  $S_{U,w}^{-1} S_{U,b} = \mathbf{Q}_U \mathbf{T}_U \mathbf{Q}_U^T$ ; 令  $\mathbf{Q}_{U,l_1} = [q_1, q_2, \dots, q_{l_1}]$  为  $\mathbf{Q}_U$  对应于  $\mathbf{T}$  中  $l_1$  个最大特征值的特征向量集, 则  $\mathbf{U} = \mathbf{Q}_{U,l_1}$ 。

- 4) 计算正交变换矩阵  $\mathbf{V}$ 。

计算  $S_{V,w} = \sum_{ij} W_{w,ij} (X_i - X_j)(X_i - X_j)^T$ ,  $S_{V,b} = \sum_{ij} W_{b,ij} (X_i - X_j)(X_i - X_j)^T$ , 对  $S_{V,w}^{-1} S_{V,b}$  进行 Schur 分解, 记  $S_{V,w}^{-1} S_{V,b} = \mathbf{Q}_V \mathbf{T}_V \mathbf{Q}_V^T$ 。

令  $\mathbf{Q}_{V,l_2} = [q_1, q_2, \dots, q_{l_2}]$  为  $\mathbf{Q}_V$  对应于  $\mathbf{T}$  中  $l_2$  个最大特征值的特征向量集, 则  $\mathbf{V} = \mathbf{Q}_{V,l_2}$ 。

- 5) 对于  $i = 1, 2, \dots, n$ , 计算  $X_i$  的低维映射  $Y_i =$

$\mathbf{U}_i^T X_i \mathbf{V}_i$ 。

6) 返回变换矩阵  $\mathbf{U}$  与  $\mathbf{V}$  和数据的低维映射矩阵  $\mathbf{Y} = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ 。

## 2 基于 2DLSDA 的雷达目标识别方法及其实验结果

利用二维敏感判别分析方法进行雷达目标识别。选取 4 类飞机模型图像 (见图 1), 每类目标选择 30 幅不同姿态的图像, 其中第一类的 30 幅图像如图 1b 所示。

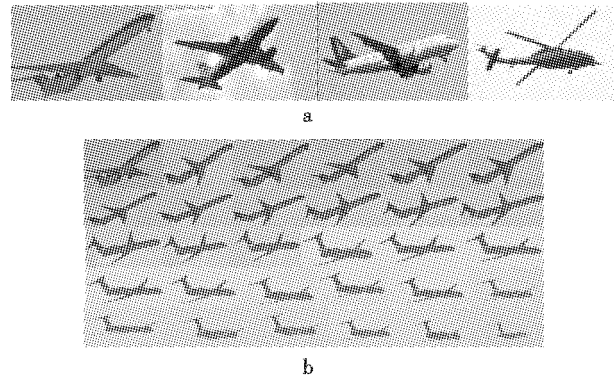


图 1 不同姿态下的飞机目标图像

Fig. 1 Images of aircraft target with different posture

分割每幅飞机图像到适当的大小, 处理后数据集图像大小均为  $128 \times 128$ , 每个像素的值为 256 级的灰度值。为了确保维数约简算法的有效性, 利用小波变换对图像进行预约简, 即对图像矩阵进行小波变换分解。通过对分解系数进行绝对值阈值处理 (阈值为系数绝对值的平均值), 同时对系数过滤, 这样可以排除小特征的影响, 得到的图像维数为  $64 \times 64$ ; 然后, 利用二维局部敏感判别分析方法对图像进行维数约简; 最后, 利用最简单的  $K$ -最近邻分类器 ( $K=1$ ) 进行分类, 该分类器采用的是 Libsvm 提供的 Matlab 下的工具包, 使用的是欧氏距离。算法中的重要参数最近邻数  $k$  不仅决定了类内和类间最近邻图的构造, 也决定了样本间的权重关系。实验中取每幅图像的训练样本分别为 15、18、20、22、25, 其余图像为测试样本。每次实验针对不同的  $k$  取值来测试算法的性能,  $k$  的取值范围为 2~8。识别结果随着训练样本数和  $k$  值的变化而不同。 $k$  的取值以识别率最大为准。在实验中得到  $k$  值取为 4。本文的仿真试验环境是 Matlab 7。

为了说明算法的聚类效果, 图 2 给出了第一类和第四类飞机图像的可视化结果。从图 2 可以看出, 本文的算法能够很好地将同类飞机图像聚类到一起, 同时将异类飞机图像分离开。

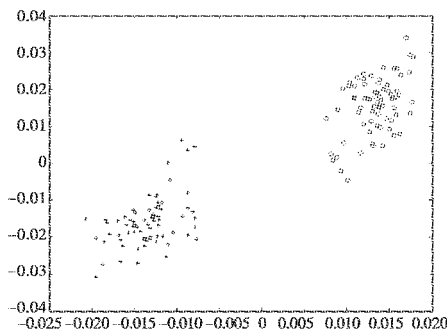


图 2 两类飞机图像的可视化

Fig. 2 Visualization of two kinds of aircraft

为了证明算法的有效性,在同等条件下,将该算法与 Baseline、LDA<sup>[14]</sup>和 LSDA 算法进行了比较,每个实验独立重复 20 次,计算平均识别率,其中 Baseline 方法表示不做任何维数约简而直接在原始的  $64 \times 64 = 4096$  维图像空间中测试识别率。表 1 为在不同训练样本条件下计算出的最大的平均识别率和标准差。从表 1 可以看出,2DLSDA 算法在各种情况下都获得了最佳的分类识别性能。

表 1 Baseline、LDA、LSDA 和 2DLSDA 的雷达目标识别的最大平均识别率、标准差

Table 1 Maximum average recognition rate and standard deviation of radar target of Baseline, LDA, LSDA and 2DLSDA

Method	15 Train	18 Train	20 Train	22 Train	25 Train
Baseline	46.16±3.89	52.08±4.24	56.78±4.12	59.04±4.38	62.25±4.07
LDA	62.51±4.18	72.16±4.35	72.86±4.02	81.29±4.18	79.26±3.85
LSDA	69.48±4.37	71.27±4.14	73.28±4.16	80.29±4.13	82.63±4.07
2DLSDA	72.58±4.22	78.72±4.20	80.47±4.17	83.52±4.15	86.39±4.11

实验中,对 LDA 和 LSDA 来说,先将图像向量化,并且在降维之前,对向量化图像数据要利用主分量分析(PCA)<sup>[15]</sup>进行预降维来克服小样本问题。由于 PCA 预处理可能影响图像的质量,从而降低算法的识别率;而 2DLSDA 直接对图像数据降维,并且不需要利用 PCA 进行预降维,所以 2DLSDA 识别率高,时间复杂度低。

### 3 结束语

空中雷达目标识别一直是人们研究的一个重要课题。但由于实际雷达目标的复杂性以及在不同的位置、方位和光照等条件下的空中雷达目标图像之间的差异很大,使得很多经典的维数约简和特征提取方法不能有效地对雷达目标图像数据进行处理。流形学习是近年来广泛应用的一类维数约简和特征提取方法。本文基于二维局部敏感判别分析方法,提出了一种监

督的雷达目标识别方法。该方法能够将二维数据映射到低维分类空间后,使得同类样本之间的距离减小,同时使得异类样本之间的距离增大,从而有利于目标分类。对 4 种飞机目标的识别实验结果表明,本文提出的方法是有效可行的。

### 参考文献

- [1] 刘江波,王瑞革,金虎. 雷达目标一维距离像识别方法研究[J]. 舰船电子对抗,2011,34(2):64-68.
- [2] 李明. 雷达目标识别技术研究进展及发展趋势分析[J]. 现代雷达,2010,32(1):1-8.
- [3] 李飏,李吉成,沈振康. 一种基于神经网络的红外目标识别方法[J]. 系统工程与电子技术,1999,21(2):39-42.
- [4] 柳林霞,陈杰,窦丽华. 不变矩理论及其在目标识别中的应用[J]. 火力与指挥控制,2003,28(2):13-15.
- [5] 车德欣,李小平. 基于小波分析和矩不变量的车型识别军民两用技术与产品[J]. 现代雷达,2006,28(2):36-37.
- [6] 杜亚娟. 基于不变矩理论的自动识别技术研究[D]. 西安:西北工业大学,1999.
- [7] DUDANI S A. Aircraft identification by moment invariants [J]. IEEE Trans on Computers, 1977, C-26(1):39-45.
- [8] 蒋庆全. 数据融合与雷达目标识别综述[J]. 现代防御技术,2001,29(3):58-63.
- [9] 徐蓉,姜峰,姚鸿勋. 流形学习概述[J]. 智能系统学报,2006,1(1):44-51.
- [10] JIN Yi, RUAN Qiuqi. Orthogonal locality sensitive discriminant analysis for face recognition[J]. Journal of Information Science and Engineering, 2009, 25:419-433.
- [11] 刘小明,邓水光,尹建伟. 基于矩阵表示的局部敏感判别分析[J]. 浙江大学学报:工学版,2009,43(2):290-296.
- [12] ABATE A F, NAPPI M, RICCIO D, et al. 2D and 3D face recognition: A survey[J]. Pattern Recognition Letters 2007, 28:1885-1906.
- [13] YE J, JANARDAN R, LI Q. Two-dimensional linear discriminant analysis[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, Vancouver:MIT Press, 2004.
- [14] DUDA R O, HART P E, STORK D G. Pattern classification [M]. 2nd ed. New York:John Wiley & Sons, 2001.
- [15] JOLLIFFE I T. Principal component analysis [M]. New York:Springer-Verlag, 1986.