

# 基于非线性流形学习的 ISAR 目标识别研究

何 强, 蔡 洪, 韩壮志, 尚朝轩

(军械工程学院光学与电子工程系, 河北石家庄 050003)

**摘 要:** 详细分析了逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)二维像的非线性流形结构特点, 指出 ISAR 二维像可以看作是由位置、姿态和尺度等内在参数共同作用而张成的一个在高维图像空间中的非线性流形. 在此基础上, 论文将非线性流形学习的思想引入到 ISAR 目标识别领域, 提出了一种基于局部保持投影(Locality Preserving Projections, LPP)算法和  $k$  近邻分类器的 ISAR 二维像特征提取和目标识别方法. 该方法首先利用 LPP 算法对维数较高的 ISAR 二维像进行降维, 然后采用具有拒识功能的  $k$  近邻分类器对四类飞机目标进行了分类识别. 仿真实验结果表明, LPP 算法能够发现嵌入在高维 ISAR 图像空间中的低维非线性流形, 并且能够利用 LPP 算法降维后的特征获得较高的识别率.

**关键词:** 目标识别; ISAR 二维像; 非线性流形; 局部保持投影

**中图分类号:** TP391, TN951      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2010) 03-0585-06

## ISAR Target Recognition Based on Non-linear Manifold Learning

HE Qiang, CAI Hong, HAN Zhuang-zhi, SHANG Chao-xuan

(Department of Optical and Electronic Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang, Hebei 050003, China)

**Abstract:** The non-linear manifold structure property of inverse synthetic aperture radar (ISAR) images is analysed intensively, and it is pointed that the ISAR images can be viewed as a non-linear manifold of high-dimensional ISAR image space controlled by a few parameters, such as position, attitude and scale. The idea of non-linear manifold learning is introduced into ISAR target recognition, a new feature extraction and recognition method for 2-D ISAR images based on Locality Preserving Projections (LPP) algorithm and  $k$ -nearest neighbor classification is proposed. Firstly, the LPP algorithm is used to reduce the dimensionality of the ISAR images, and then four kinds of aircraft target are classified by  $k$ -nearest neighbor classification with rejection capability in the low-dimensional subspace. The simulated experiment results suggest that the LPP algorithm has the capability of finding the low-dimensional manifold structure embedded in the high-dimensional ISAR image space, and a higher recognition rate is acquired with the low-dimensional feature obtained by LPP.

**Key words:** target recognition; ISAR image; non-linear manifold; locality preserving projections

### 1 引言

逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)是一种高分辨二维成像设备,它通过发射大带宽信号来获得高的距离分辨率,并依靠目标与雷达相对运动产生的多普勒信息来提高横向分辨率,为全天候、全天时的远距离目标识别提供了更为丰富的目标结构信息.因此,利用 ISAR 二维像进行目标识别一直是人们研究的重要内容.但是,同一类目标的 ISAR 像会随着距离、姿态和转速的不同而产生平移、旋转和尺度等变化,这对目标识别是十分不利的.所以,采用稳健的特征提取和适当的维数压缩技术就显得极为重要.

目前,主成分分析(Principle Component Analysis, PCA)、线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)和独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)等线性方法被广泛应用于雷达目标识别领域.这些算法在数据的全局线性结构假设下,采用不同的优化准则来寻求最佳线性模型,将高维观测数据映射到一个低维线性子空间中.但是,由于雷达目标运动及其所处环境的复杂性,导致 ISAR 像数据空间存在着局部的非线性结构,这些非线性结构往往对分类起着重要的作用,在这种情况下,采用非线性降维就显得十分必要.

流形学习算法是近年来被广泛关注的一类重要的非线性降维方法<sup>[1,2]</sup>,旨在揭示嵌入在高维观测数据空

间中的低维非线性流形,它主要包括等距映射(Isometric mapping, Isomap)<sup>[3]</sup>、局部线性嵌入(Locally Linear Embedding, LLE)<sup>[4]</sup>和拉普拉斯特征映射(Laplacian Eigenmap, LE)<sup>[5]</sup>等,这种基于流形学习的非线性算法在很多情况下更能反映数据的本质结构,但是由于没有明确的投影矩阵,故难以提取新样本点的低维特征,并且不如线性方法那样简单直观,所以不能直接用于 ISAR 像的目标识别。

2003 年,He 等人在拉普拉斯特征映射(LE)的基础上提出了一种新的流形学习算法,即局部保持投影(Locality Preserving Projections, LPP)<sup>[6]</sup>,并将其成功应用到人脸识别中<sup>[7]</sup>. LPP 算法本质上是对拉普拉斯特征映射的线性近似,它不仅具有线性方法简单、快捷、可延展的优点,而且又具有一般线性方法所不具备的非线性流形学习能力。

基于以上的论述,本文在详细讨论 ISAR 二维像非线性流形结构及其特点的基础上,将流形学习方法中的局部保持投影用于 ISAR 目标像的维数约简,并采用具有拒识功能的  $k$  近邻分类器对四类飞机目标进行了识别. 仿真试验结果表明,当目标的 ISAR 二维像发生姿态、尺度、平移等变化时, LPP 算法能够发现嵌入在高维 ISAR 图像空间中的低维非线性流形,并且能够利用 LPP 降维后的特征获得较高的识别率。

## 2 流形和流形学习

流形学习是近年来发展起来的一类机器学习算法,它试图将人类的认知流形规律引入到机器学习领域,使机器能够学习出高维数据空间的几何结构或内部规律. 2000 年,Seung, H. S 等人在美国《Science》杂志上撰写文章指出<sup>[8]</sup>,同一事物在随时间、空间等因素连续变化时形成了一个低维的流形,人类在很大程度上正是通过这种流形结构来认知事物的. 例如同一个人的脸图像可以看作是以年龄、光照、姿态等为参数的一个高维空间流形,人们能够快速识别这些图像也许正是取决于这些少数的参数. 而流形学习的目的就是要研究和模拟人类的这种感知能力,以从有限的离散样本数据中发现嵌入在高维空间中的低维流形结构,并给出一个有效的低维表示。

流形的定义是<sup>[9]</sup>: 设  $M$  是一个 Hausdorff 拓扑空间,若对任意一点  $x \in M$ , 都有  $x$  在  $M$  中的邻域  $U$  同胚于  $m$  维欧氏空间的一个开集,则称  $M$  是一个  $m$  维流形(或拓扑流形). 从流形的定义可以看出,流形是一个非欧氏几何空间,不满足全局意义下的全局线性结构,但是可以在局部建立与欧氏空间的微分同胚,也就是说可以在局部意义下获得近似的全局线性结构,这个全局结构可以通过各种流形学习算法获得。

流形学习假设所处理的数据采样于一个潜在的流形上,其数学描述是: 设  $Y \subset R^l$  是一个低维流形,  $f: Y \rightarrow R^D$  是一个光滑嵌入,其中  $D \gg d$ . 数据集  $\{y_i\} \subset Y$  是随机生成的,且经过  $f$  映射为观察空间的数据  $\{x_i = f(y_i)\} \subset R^D$ . 流形学习的目标就是在给定观察样本集  $\{x_i\}$  的条件下重构  $f$  和  $y_i$ , 以达到数据压缩和降维的目的。

## 3 局部保持投影(LPP)算法原理

局部保持投影(LPP)算法继承了非线性流形学习算法 LE 的思想,即基于  $k$  近邻图来建立映射,它在保持数据局部特征的前提下,将高维观测数据映射到低维空间,使得在高维空间相互靠近的数据点在低维空间也相互靠近。

假设在高维欧氏空间  $R^n$  中的一个样本集为  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ , 寻求一个转换矩阵  $A$ , 使得这些样本映射到一个相对低维的特征空间  $R^l (l \ll n)$  中,即通过  $y_i = A^T x_i$  将原观测空间中的数据集  $X$  转换为  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ . 其中,变换矩阵  $A$  可以通过最小化如下的目标函数来获得,即:

$$J = \sum_{i,j} \|y_i - y_j\|^2 W_{ij} \quad (1)$$

式(1)中的  $W_{ij}$  为相似矩阵  $W$  中的一个元素. 相似矩阵  $W$  可由  $k$  近邻方法来定义,即:

$$W_{ij} = \begin{cases} \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{t}\right), & x_i \text{ 是 } x_j \text{ 的 } k \text{ 近邻点} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中的  $t$  为一个大于 0 的常数. 从目标函数(1)可以看出,最小化目标函数可以使原高维特征空间的局部特性得以保持,也就是说,如果  $x_i$  和  $x_j$  在高维空间中靠近,那么  $y_i$  和  $y_j$  在低维嵌入空间中也相互靠近. 对式(1)进行代数变换:

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} \sum_{i,j} (y_i - y_j)^2 W_{ij} &= \frac{1}{2} \sum_{i,j} (A^T x_i - A^T x_j)^2 W_{ij} \\ &= \text{tr}(A^T X D X^T A - A^T X W X^T A) \\ &= \text{tr}(A^T X (D - W) X^T A) \\ &= \text{tr}(A^T X L X^T A) \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)中  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ ,  $D$  是  $m \times m$  的对角阵,其对角线元素为  $D_{ii} = \sum_j W_{ij}$ ,  $L = D - W$  是拉普拉斯矩阵.  $D_{ii}$  越大表明  $y_i$  就越重要. 为目标函数  $J$  添加下面的约束条件:

$$Y^T D Y = 1 \Rightarrow A^T X D X^T A = 1 \quad (4)$$

于是,使目标函数取最小值的变换矩阵  $A$  可以通过求解下式的广义特征值得到。

$$X L X^T A = \lambda X D X^T A \quad (5)$$

令列向量  $a_0, a_1, \dots, a_{l-1}$  为式(5)的  $l$  个最小非零特征值对应的特征向量,则

$$\mathbf{x}_i \rightarrow \mathbf{y}_i = \mathbf{A}^T \mathbf{x}_i \quad (6)$$

$$\mathbf{A} = \{\mathbf{a}_0, \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{l-1}\} \quad (7)$$

其中  $\mathbf{y}_i$  为一个  $l$  维向量,  $\mathbf{A}$  是一个  $n \times l$  的矩阵.

#### 4 分类器设计

本文采用  $k$  近邻分类器对目标进行分类.  $k$  近邻分类器是一种基于统计的分类方法, 其基本思想是: 假设一个训练集有  $c$  个类别  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$ , 每类有标明类别的样本  $N_i$  个,  $i = 1, 2, \dots, c$ . 计算待测试样本  $\mathbf{x}$  与训练集中每一个样本之间的欧氏距离:

$$d_i^j = \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i^j\|, \quad j = 1, 2, \dots, N_i \quad (8)$$

式(8)中,  $d_i^j$  和  $\mathbf{x}_i^j$  的下标  $i$  表示  $\omega_i$  类, 上标  $j$  表示  $\omega_i$  类  $N_i$  个样本中的第  $j$  个样本. 设待识别样本  $\mathbf{x}$  有  $k$  个近邻, 其中属于类别  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$  的样本数分别为  $k_1, k_2, \dots, k_c$ , 定义  $i$  类的判别函数为

$$d_i(\mathbf{x}) = k_i, \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (9)$$

(1) 当  $k$  近邻方法不设阈值时, 若某一类满足

$$d_m(\mathbf{x}) = \max_{i=1,2,\dots,c} d_i(\mathbf{x}) \quad (10)$$

则判别  $\mathbf{x}$  为第  $m$  类. 即对于未知样本  $\mathbf{x}$ , 比较  $\mathbf{x}$  与所有训练样本之间的欧氏距离, 选出  $\mathbf{x}$  的  $k$  个近邻, 这  $k$  个样本中哪一类的样本最多, 就将  $\mathbf{x}$  归为哪一类.

(2) 当  $k$  近邻方法设有阈值  $r$  时, 设

$$D = \min_i \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|, \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (11)$$

若  $D \geq r$ , 则认为  $\mathbf{x}$  不属于这  $c$  类中的任意一个, 否则, 可以通过  $k$  近邻方法判别测试样本  $\mathbf{x}$  的类别. 当  $k$  近邻方法设有阈值时, 可以做到对训练样本以外类别目标的拒识.

#### 5 ISAR 二维图像的流形结构分析

本文所用实验数据为四类飞机目标的仿真 ISAR 二维图像, 这四类目标分别是: F15 战斗机、F16 战斗机、歼 10 战斗机和“美洲虎”战斗机. 这些 ISAR 图像样本均根据目标电磁散射理论和频率步进 ISAR 成像原理生成\*. 图 1 给出了上述四类飞机目标的光学图像、3D 仿真模型以及 ISAR 二维图像. 可看出, 目标的 ISAR 像与光学像完全不同, 它由目标散射点在成像平面的投影构成, 强散射点会遮挡弱散射点, 形成不连续的图像.

##### 5.1 目标姿态变化时的流形结构

在本节中, 我们将选取 F16 战斗机来研究 ISAR 二维图像的流形结构特点. 令 F16 战斗机作  $0^\circ \sim 360^\circ$  的偏航 ( $0^\circ$  俯仰、 $0^\circ$  横滚), 每隔  $5^\circ$  成一幅 ISAR 像, 这样共得到 72 幅  $64 \times 256$  的 ISAR 图像. 在预处理阶段, 将每一幅 ISAR 像剪切成  $35 \times 100$  的矩阵, 并对幅度进行归一化处理. 于是, 将 ISAR 图像矩阵转换成一维向量后, 观

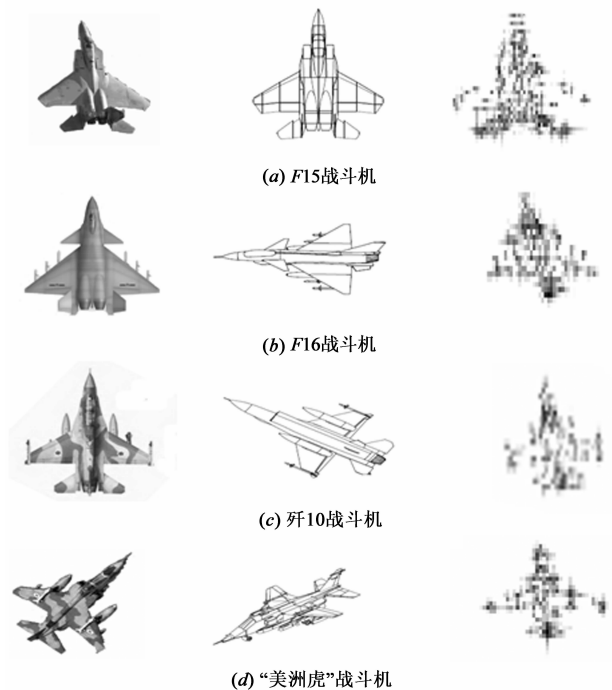


图1 四类飞机目标的示意图

测数据的维数为 3500.

图 2 给出了 F16 战斗机在不同偏航角下的部分 ISAR 图像样本.

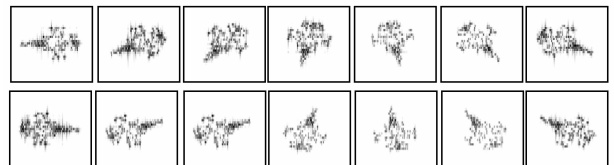


图2 不同偏航角时的ISAR二维图像示例

从图 2 可以看出, 当目标处在不同的偏航角时, 其 ISAR 二维像的姿态发生了很大的变化. 在通常情况下, 对一个在高维空间中姿态不断发生变化的目标进行识别是非常困难的. 但是, 从认知学的角度来看, 目标在旋转过程中, 其 ISAR 像的姿态变化是渐变且连续的. 因此, 可以把它看作是一个嵌入在高维图像空间中的光滑非线性子流形. 使用 LPP 算法, 将这 72 幅 ISAR 图像从高维观测空间投影到三维空间, 投影结果如图 3 所示. 可见, 沿偏航角旋转一周的 ISAR 二维图像在三维空间中形成了一个以旋转角为参数的一维的环状流形 (图中标明了部分样本在流形中的位置). 可以得出结论, 即: LPP 算法在数据降维过程中, 成功地保持了数据的局部结构, 能够发现嵌入在高维 ISAR 图像空间中的非线性流形, 使得在高维空间中相邻的数据点在低维空间中也是相邻的.

\* 这四类目标的 CAD 仿真数据源于 <http://www.3dcadbrower.com> 提供的三维仿真模型数据库, 选取的原则是模型简单、成像方便.

显然,当目标沿俯仰角、横滚角以及任意角度作连续的姿态变化时,其 ISAR 二维像在三维空间中也将是一个一维的曲线流形,如果作  $0^\circ \sim 360^\circ$  的旋转,就会成为环形.由于篇幅关系,在这里将不再一一列出.

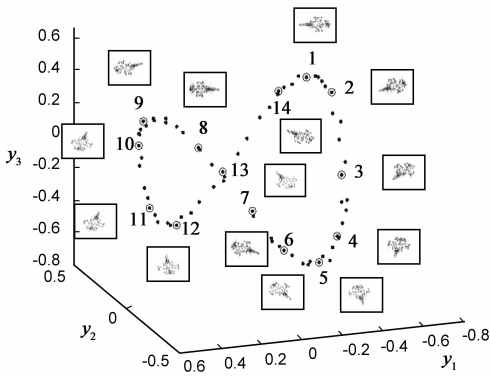


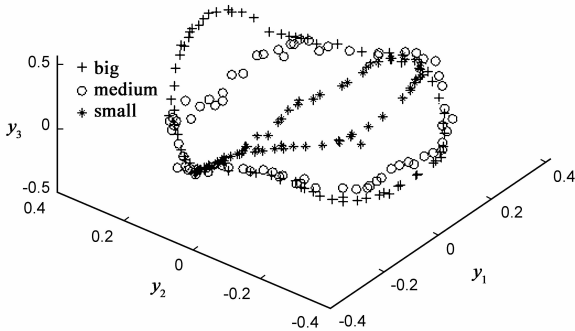
图3 目标作偏航时的流形结构

### 5.2 在目标姿态变化中加入尺度变化

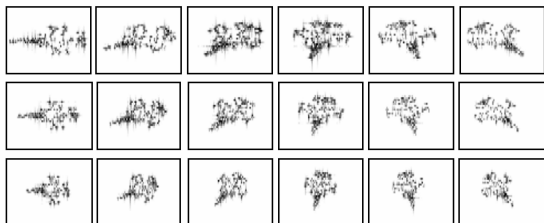
根据 ISAR 成像的原理可知,ISAR 像的横向分布是基于目标转动的多普勒分布,多普勒的大小与目标的转速有关,因此,当同一个目标以不同的速度转动时,其 ISAR 像将会在横向呈现出不同的尺度.所以,有必要讨论当观测目标的转速变化时其流形结构的特点.

采用与 5.1 节相同的方法产生三组样本,在 ISAR 成像过程中为每一组样本赋予三个不同的转速,这样就得到了三组具有不同横向尺度的 ISAR 像,每一组有 72 个样本,总共 216 个样本.采用 LPP 降维后,保留前面的三维特征,其可视化三维图如图 4(a)所示.

从图中可以看出,这些样本在三维空间中形成了三个环状的流形,不同的尺度分属于不同的流形.也就是说 LPP 算法在保留高维数据局部特性的条件下,对



(a)



(b)

图4 加入尺度变化后的ISAR二维图像流形

样本作出了正确的分组.具有不同横向尺度的部分 ISAR 像样本示例在图 4(b)中给出.

### 5.3 在目标姿态和尺度变化中加入平移变化

令 F16 战斗机作  $-45^\circ \sim 45^\circ$  的偏航( $0^\circ$ 俯仰、 $0^\circ$ 横滚),每隔  $3^\circ$ 成一幅 ISAR 像,并在成像过程中赋予目标 8 个不同的旋转速度和 15 个不同的径向距离,这样共得到 3600 个 ISAR 二维像.将其中任意 600 个样本经过 LPP 算法投影到二维空间,结果如图 5 所示.从图中可以看出 ISAR 图像沿横轴表现为从左向右的方位角变化,同时沿纵轴表现为从上到下的平移变化.

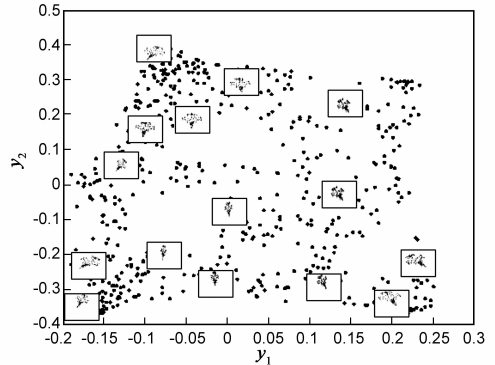


图5 ISAR图像数据集的二维嵌入结果

以上三个实验表明,在 ISAR 二维图像集中确实存在着以姿态、尺度和位置等为参数的潜在低维流形,我们可以通过流形学习的方法对 ISAR 目标二维像进行识别.

## 6 基于 LPP 算法的 ISAR 二维像识别研究

本节对 LPP 算法的识别性能进行测试,即首先采用 LPP 算法对维数较高的 ISAR 二维像进行降维,然后再采用  $k$  近邻分类器进行目标识别,并考虑了算法在有拒识情况下的性能.

### 6.1 数据准备

令 F15 战斗机、F16 战斗机、歼 10 战斗机和“美洲虎”战斗机这四类目标沿偏航角、俯仰角和横滚角分别作  $-45^\circ \sim 45^\circ$  的旋转,每隔  $3^\circ$ 成一幅 ISAR 像,并在成像过程中赋予每一个目标 8 个不同的旋转转速和 15 个不同的径向距离,于是,每一类目标将会有  $3600 \times 3$  个样本.与第 5 节相同,在对 ISAR 二维像进行降维之前,把每一个图像样本都剪切成了  $35 \times 100$  的矩阵,并且作了幅度归一化处理.从 F15 战斗机、F16 战斗机、歼 10 战斗机这三类样本中各随机选取 600 个样本作为训练样本,这样共得到 1800 个训练样本;然后再从剩余的样本中各随机选取 300 个样本作为测试样本 A(不包括“美洲虎”战斗机的样本);最后从“美洲虎”战斗机的样本中随机选取 300 个样本,作为测试样本 B(考虑有拒识的情况).图 6 给出了用到的部分样本示例,可以看出,各

个目标在姿态、横向尺度和位置上都有很大的差异.图 7 给出了训练数据和取自“美洲虎”的测试数据集  $B$  经 LPP 降维后的二维可视化效果图(由于样本较多,为清楚起见,仅从每类样本中随机选取了 50 个样本).显然,只需 2 维参数就可以获得较高的区分性.

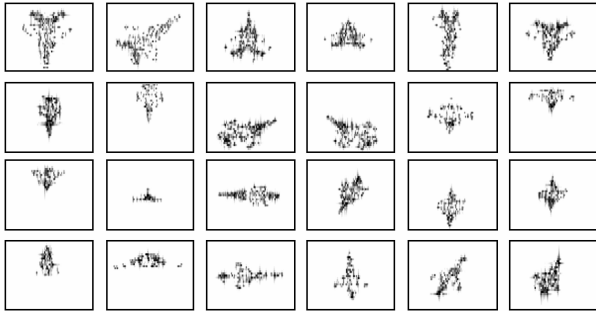


图6 部分样本示例

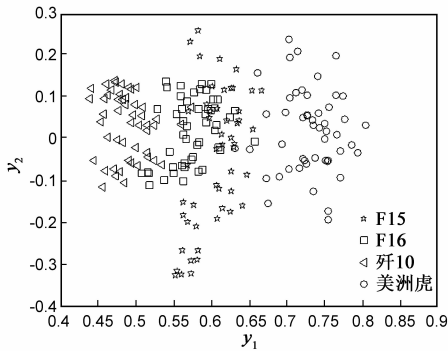


图7 训练数据与测试数据集B的二维可视化效果

### 6.2 模型选择

在 LPP 算法中,需要设置两个参数,即近邻点的个数  $k$  和输出维数  $d$ .图 8 给出了当  $k=1,2,9$  时,平均识别率随子空间维数变化的曲线.从图中可以看出,当近邻数  $k$  取不同的值时,平均识别率均在子空间维数大约等于 15 时不再上升,因此,在本文中选取子空间维数  $d=15$ .

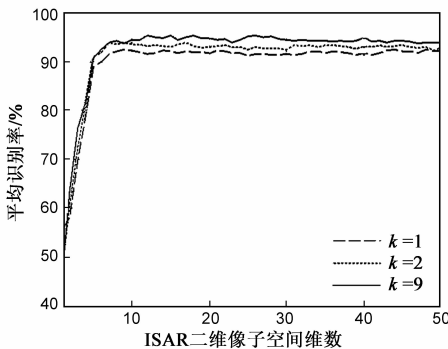


图8 当 $k$ 取不同值时,平均识别率随输出子空间维数 $d$ 的变化曲线

图 9 展示了当  $d=15$  时,近邻数  $k$  取不同值时的平均识别率,显然,当  $k=9$  时,系统获得了最高的平均识别率 95.556%.

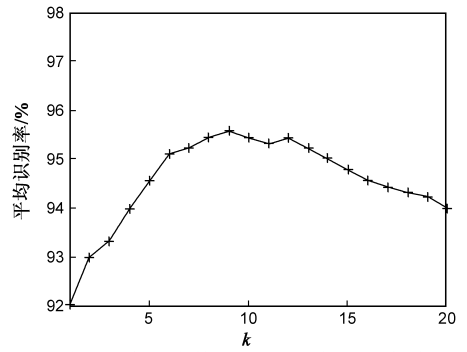


图9 输出子空间维数 $d=15$ 时,平均识别率随近邻数 $k$ 的变化曲线

### 6.3 识别结果

(1)无拒识的情况:表 1 给出了当  $k=9, d=15$  时, F15, F16 和 歼 10 这三类目标的分类识别结果.其中 Baseline 一行表示的是目标在高维 ISAR 图像空间条件下,即  $d=3500$  维时的识别率.可以看出,ISAR 像经过 LPP 算法降维后,识别率显著提高.

表 1 当  $k=9, d=15$  时,三类目标的分类识别结果

	F15	F16	歼 10	平均值
Baseline	75.33%	55.67%	76.33%	69.111%
LPP	99.33%	91.67%	94.33%	95.556%

(2)有拒识的情况:在测试样本集  $A$  中加入测试样本集  $B$ ,采用有阈值的  $k$  近邻分类器进行识别实验.图 10 给出了在不同阈值条件下的识别结果,其中正确识别率和错误拒识率针对的是参与训练目标的测试样本集  $A$ ,错误接受率针对的是未参与训练目标的测试样本集  $B$ .从图中可以看出,随着域值的增加,正确识别率也随之增加.通过调整域值,我们可以获得均衡的错误拒识率和错误接受率,即当阈值取 0.017 时,错误拒识率和错误接受率分别为 4.33% 和 4.22%,这时的正确识别率为 90.67%.

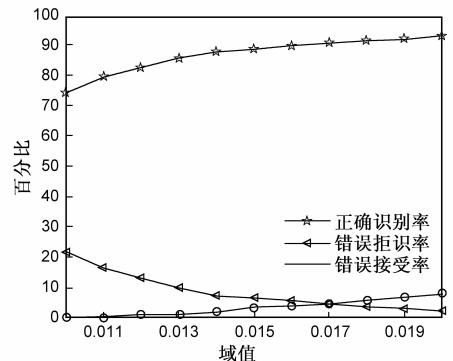


图10 不同域值条件下的识别结果

以上的实验结果表明,本文方法在有拒识和无拒识两种情况下都获得了良好的识别效果.

## 7 结论

论文详细分析了 ISAR 二维图像的非线性流形结

构特点,指出 ISAR 二维图像可以看作是由位置、姿态和尺度等内在参数共同作用而张成的一个在高维图像空间中的非线性流形.在此基础上,将非线性流形学习的思想引入到 ISAR 二维像的维数约简中,提出了一种基于局部保持投影(LPP)算法和  $k$  近邻分类器的 ISAR 目标特征提取和识别的新方法.仿真试验结果表明,该方法能够有效发现嵌入在高维 ISAR 图像空间中的潜在流形,并具有良好的识别性能.另外,由于实测 ISAR 像会不可避免地受到回波强弱以及各种干扰的影响,并且还具具有散射点幅度动态范围较大等特点,所以还有待于在 ISAR 像的预处理方法上作进一步的深入研究,以提高识别率.

#### 参考文献:

- [1] Ming-hsu Cheng, Meng-fen Ho, Chung-lin Huang. Gait analysis for human identification through manifold learning and HMM [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(8): 2541 – 2553.
- [2] M H C Law, A K Jain. Incremental nonlinear dimensionality reduction by manifold learning [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(3): 377 – 391.
- [3] J B Tenenbaum, V de Silva, J C Langford. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction [J]. Science, 2000, 290(22): 2319 – 2323.
- [4] S T Roweis, L K Saul. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding [J]. Science, 2000, 290(22): 2323 – 2326.
- [5] M Belkin, P Niyogi. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation [J]. Neural Computation, 2003, 15(6): 1373 – 1396.
- [6] X F He, P Niyogi. Locality preserving projections [A]. Neural Information Processing Systems 16 [C]. Vancouver: MIT Press, 2004. 153 – 160.
- [7] X F He, Y S Cheng, H Xiao, et al. Face recognition using laplacianfaces [J]. IEEE Transaction Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 27(3): 328 – 340.
- [8] H S Seung, D D Lee. The manifold ways of perception [J]. Science, 2000, 290(22): 2268 – 2269.
- [9] 陈省身, 陈维恒. 微分几何讲义 [M]. 北京: 北京大学出版社, 1999.  
Xing-shen Chen, Wei-heng Chen. Lectures on differential geometry [M]. Beijing: Beijing University Press, 1999. (in Chinese)

#### 作者简介:



何 强 男, 1972 年出生于天津市, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为雷达信号处理、语音信号处理等.

E-mail: qhe@tsinghua.org.cn



蔡 洪 女, 1972 年 11 月出生于河北省石家庄市, 现为军械工程学院光学与电子工程系博士研究生, 感兴趣的研究方向为逆合成孔径雷达成像及目标识别.

E-mail: caihong72@qq.com