

基于 trace 特征的 ISAR 像空间目标识别

杨 虹¹, 张雅声², 徐 灿²

(1. 航天工程大学研究生院, 北京 101416; 2. 航天工程大学, 北京 101416)

摘 要: 论文提出了一种基于 trace 特征的逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)像空间目标识别算法. 首先将 ISAR 像进行分割与归一化处理, 利用 Canny 边缘检测、Hough 变换方法提取空间目标 ISAR 像最长轴, 确保所提特征具有旋转不变性; 然后仅对最长轴所在局部区域进行 Trace 变换生成空间目标 ISAR 像的局部 trace 矩阵, 使得所提 trace 特征满足低维要求; 再将 trace 矩阵每一列向量进行移位对准操作以消除 ISAR 像平移对识别带来的影响并将其作为空间目标识别的特征向量; 最后在特征空间内以最小欧氏距离作为不相似度, 采用集成分类器 AdaBoost. M2-KNN 完成了 5 类空间目标的分类识别. 通过 5 类空间目标的 ISAR 数据对该方法进行目标识别验证, 并与现有的几种 ISAR 像特征提取方法进行了对比. 结果表明论文所提算法可行有效, 可以明显地提高识别率.

关键词: Trace 变换; ISAR 像; 集成分类器 AdaBoost. M2-KNN

中图分类号: TN95 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)03-0431-11

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.03.003

Space Target Recognition Based on Trace Feature of ISAR Image

YANG Hong¹, ZHANG Ya-sheng², XU Can²

(1. Graduate School, Space Engineering University, Beijing 101416, China;

2. Space Engineering University, Beijing 101416, China)

Abstract: This paper proposes a space target recognition algorithm based on the trace feature of ISAR (Inverse Synthetic Aperture Radar) image. Firstly, the ISAR images are segmented and normalized. The Canny edge detection and Hough transform method are used to extract the longest axis of the ISAR image of space target to ensure the rotation invariance of the proposed feature. Then, Trace transformation is only carried out in the local area where the longest axis is located to generate the local trace matrix of ISAR image, so that the trace features proposed can meet the requirements of low dimension; then each column of the trace matrix is shifted and aligned to eliminate the impact of ISAR image translation on the recognition and take it as the feature vector of the space target recognition; finally, taking the minimum Euclidean distance as the dissimilarity in the feature space, AdaBoost. M2-KNN, an ensemble classifier, is used to classify and recognize the five types of space objects. The method is validated by the ISAR data of five types of space targets, and compared with several existing ISAR image feature extraction methods. The results show that the proposed algorithm is feasible and effective, and can significantly improve the recognition rate.

Key words: trace transform; ISAR image; ensemble classifier AdaBoost. M2-KNN

1 引言

ISAR 成像具有全天时、全天候、远距离、高分辨等特点, 能够提供丰富的目标结构信息. 利用 ISAR 像进行空间目标识别是空间态势感知的重要内容, 是夺取未来空天优势的重要保障^[1]. 与传统的利用雷达散射截面积、一维距离像以及微多普勒特征相比具有更好

的识别效果.

然而, ISAR 像的几个固有特点给 ISAR 像的空间目标识别带来了困难. 首先, 空间目标 ISAR 像的投影面与目标旋转矢量以及雷达与目标之间的连线矢量相关, 相干处理间隔内如果目标与雷达之间存在相对角速度, 将导致 ISAR 像的投影面出现不确定性, 使得空间目标的三维散射体在进行二维 ISAR 投影时空间指

向、空间分布存在多种可能性.而这会成为限制 ISAR 像分类效果的关键因素.因此为了确保分类效果,在利用 ISAR 像进行非合作空间目标识别时,训练数据必须包含具有各种空间指向、空间分布的 ISAR 像数据.此外,未知的空间目标旋转速度也会导致 ISAR 像具有不同的方位向分辨率,使得同一 ISAR 像在方位向上的空间分布也存在多种可能性.同时 ISAR 像会随着空间目标转速、姿态和距离的变化而出现平移、旋转和尺度等变化,因此必须提取满足平移、旋转和尺度不变的特征.最后,空间目标 ISAR 像的高维特性也会造成 ISAR 像的分类困难,如果直接从 ISAR 像中提取高维特征,将导致计算过程中需要更多的存储器以及更长的计算时间,从而降低了分类效率;反之,若提取 ISAR 像的小维度特征等就必须考虑是否会丢失对分类具有重要作用的有用信息.

综上所述,稳健的特征提取以及合适的维数压缩是决定 ISAR 像最终分类效果的关键.文献[2]提出利用局部保持投影(LPP)算法进行二维 ISAR 像的特征提取与目标识别.LPP 算法兼具线性子空间法与流形学习的优点,因此与传统的线性子空间方法(主成分分析法(PCA)、核主成分分析法(KPCA)等)相比具有更好的识别效果.但是该算法在实现维数约简时并未考虑 ISAR 像平移、旋转以及尺度变化对分类效果带来的影响.文献[3]采用边缘检测以及傅里叶描述子提取 ISAR 像的边界形状特征.该方法由于仅利用形状特征进行分类,可能导致分类效果有限.同时由于投影面的影响,不同的目标可能具有非常相似的形状特征.文献[4]采用几何不变矩进行 ISAR 像识别,该方法可以充分利用目标形状的内部信息,但对噪声以及形状变化敏感.文献[5]采用二维傅里叶变换与极坐标映射法(FT-PM)进行 ISAR 像分类,在小数据量条件下具有较好的分类效果,但是该方法假设训练数据与测试数据均位于相同的投影面上,导致实际应用效果受限.

针对上述方法存在的问题,论文提出了利用 ISAR 像的 trace 特征进行空间目标识别.trace 特征具有对大小、平移和旋转不敏感的特点,可以有效克服 ISAR 像空间分布的多变性给识别带来的影响,在一定程度上可以减轻目标姿态变化对于识别效果造成的影响,具体体现在:(1)沿 ISAR 像最长轴进行 Trace 变换,从而生成对 ISAR 像旋转具有不变性的 trace 特征,进而降低目标姿态变化对识别效果造成的影响.(2)在最长轴附近划分出局部区域,并将该局部区域平均分割为若干个均匀分布的小角度区域,分别执行 Trace 变换,以生成 trace 矩阵,从而克服空间目标旋转带来的影响,并降低噪声对最长轴确定造成的偏差.(3)对 trace 矩阵的每一个列向量进行移位对准操作,使每个列向量的第

一个元素均为非零值,从而消除 ISAR 像平移对空间目标识别带来的影响,提高识别效果对姿态变化的鲁棒性.(4)将测试数据的 trace 矩阵及其翻转版本同时与训练数据库的 trace 矩阵进行比较,使 trace 特征具有翻转不变性,进而降低目标姿态变化对识别效果造成的影响.在此基础上,论文继续引入集成分类算法 AdaBoost.M2-KNN 对所提 trace 特征进行分类.利用 AdaBoost.M2 提供的算法框架将普通分类器 KNN 提升为强分类器,进一步增强空间目标 ISAR 像的分类效果,解决了小样本条件下特征数据量小分类精度受限的问题.

2 基于 Trace 变换的 ISAR 像特征提取

2.1 Trace 变换

Trace 变换由 Maria Petrou 等人提出^[6],是一种从图像中提取对大小、平移和旋转不敏感特征的新技术.Trace 变换沿图中特定的 trace 线进行映射计算,图 1 给出了 trace 线的定义.

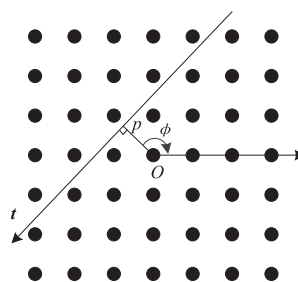


图1 trace线参数的定义

每条 trace 线 t 可以由两个参数表征,距离 p 和角度 ϕ .其中,距离特征参数 p 表示图像中心点 O 到 trace 线的距离,取值范围为 $[-\sqrt{m^2+n^2}/2, \sqrt{m^2+n^2}/2]$. m, n 分别为图像的长度与宽度;特征参数 ϕ 表示法线与水平参考线之间的夹角,取值范围为 $[0, \pi]$.

Trace 变换的结果取决于所选 Trace 函数,不同的 Trace 函数将得到不同的映射计算结果,即生成不同的 trace 图像,也称 trace 矩阵.表 1 中给出了 8 种较为常用的 Trace 变换函数 $T_1 \sim T_8$ ^[7],论文在接下来的工作中将采用这 8 种 Trace 变换函数进行 ISAR 像的空间目标分类研究.

表 1 中, T_1 变换表示传统的 Radon 变换; $\text{median}\{x, w\}$ 表示序列 x 的加权中值, w 表示权重序列.比如, $\text{median}\{\{7, 4, 8, 2\}, \{3, 3, 1, 2\}\}$ 表示求解数字 7, 4, 8, 2 的中位数,相应的权重为 3, 3, 1, 2, 即求解数字 7, 7, 7, 4, 4, 4, 8, 2, 2 的标准中位数,等效为求解顺序为 2, 2, 4, 4, 4, 7, 7, 7, 8 的中位数,因此 $\text{median}\{\{7, 4, 8, 2\}, \{3, 3, 1, 2\}\}$ 的解为 4.图 2(b) 给出了图 2(a) 利用八种 Trace 变换生成的 trace 图像.

表 1 Trace 变换

Trace transform	Functional used
T_1	$T(f(x)) = \int_{[0,\infty]} f(r) dr$ where $r = x - c$, and $c = \text{median}_x \{x, f(x)\}$
T_2	$T(f(x)) = \int_{[0,\infty]} rf(r) dr$ where $r = x - c$, and $c = \text{median}_x \{x, f(x)\}$
T_3	$T(f(x)) = \int_{[0,\infty]} r^2 f(r) dr$ where $r = x - c$, and $c = \text{median}_x \{x, f(x)\}$
T_4	$T(f(x)) = \text{median}_{r \geq 0} \{f(r), (f(x))^{1/2}\}$ where $r = x - c$, and $c = \text{median}_x \{x, f(x)\}$
T_5	$T(f(x)) = \text{median}_{r \geq 0} \{rf(r), (f(x))^{1/2}\}$ where $r = x - c$, and $c = \text{median}_x \{x, f(x)\}$
T_6	$T(f(x)) = \int_{[0,\infty]} e^{ik \log r} \cdot r^p f(r) dr, (p = 0.5, k = 4)$ where $r = x - c$, and $c = \text{median}_x \{x, (f(x))^{1/2}\}$
T_7	$T(f(x)) = \int_{[0,\infty]} e^{ik \log r} \cdot r^p f(r) dr, (p = 0, k = 3)$ where $r = x - c$, and $c = \text{median}_x \{x, (f(x))^{1/2}\}$
T_8	$T(f(x)) = \int_{[0,\infty]} e^{ik \log r} \cdot r^p f(r) dr, (p = 1, k = 5)$ where $r = x - c$, and $c = \text{median}_x \{x, (f(x))^{1/2}\}$

2.2 ISAR 像的获取与预处理

利用空间目标 ISAR 像进行空间目标识别首先需要建立空间目标识别所需的 ISAR 像数据库,对此,论文通过建立基于目标卫星三维网格模型的 ISAR 成像模型、ISAR 线性调频信号(LFM)模型以及 ISAR 图像函数提取模型,并经过抑制旁瓣与相干斑滤波初步处理最终得到了卫星的 ISAR 像,如图 3 所示。

可以看到,目标卫星 ISAR 像周围存在噪声与杂波的干扰,为了将目标从背景中分割出来,采用大津法 Otsu^[8]进行 ISAR 像最佳阈值的自适应确定. 该算法利用最大类间方差原理,将 ISAR 像灰度值分为 C_0 与 C_1 两类(卫星与背景),通过求取 C_0 与 C_1 之间的最大类间方差 σ_B^2 最终确定最佳阈值 k^* :

$$k^* = \text{Arg} \sum_{0 \leq i \leq 255} \max \sigma_B^2 \quad (1)$$

式中, i 表示 ISAR 灰度图的灰度值大小,大于最佳阈值 k^* 的像素值作为目标像素(保留原值),小于最佳阈值 k^* 的设置为 0,从而将卫星从背景中分离,结果如图 4 所示。

为消除由于雷达与空间目标之间距离变化导致的目标反射信号强弱变换,论文进一步对 ISAR 像数据进

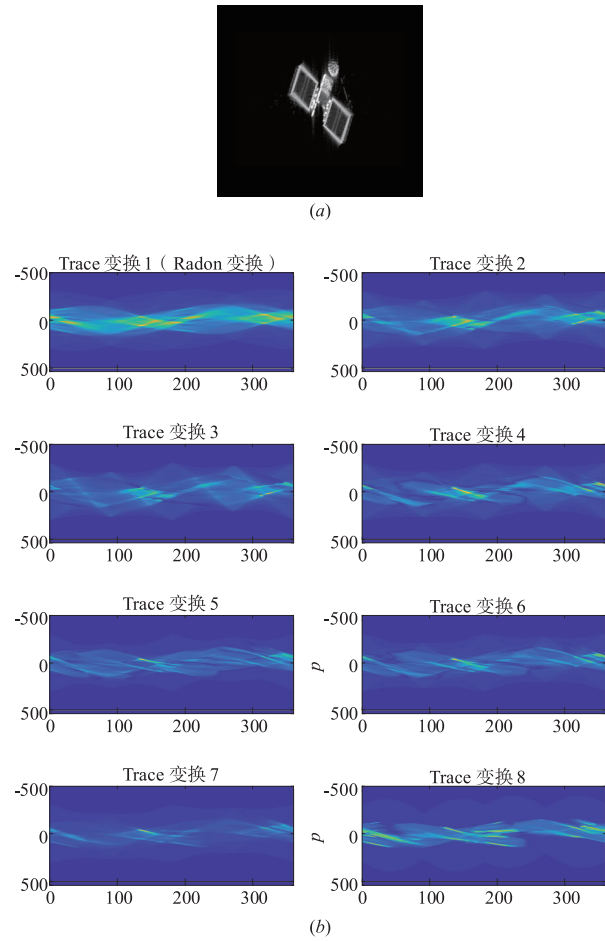


图2 八种Trace变换结果对比

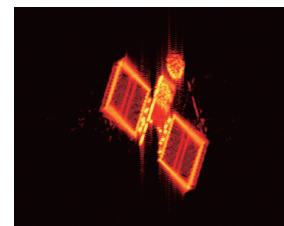


图3 目标卫星的二维ISAR像

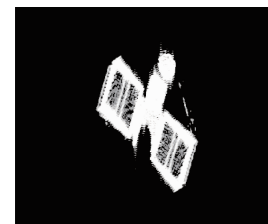


图4 目标卫星ISAR像分割结果

行归一化处理. 利用 ISAR 像幅值总和进行归一化处理. 计算模型为:

$$I_{\text{nor}}(i,j) = \frac{I_{\text{Seg}}(i,j)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I_{\text{Seg}}(i,j)} \quad (2)$$

$I_{\text{seg}}(i, j)$ 表示分割后的 ISAR 像, $I_{\text{nor}}(i, j)$ 表示归一化后的 ISAR 像. 计算结果如图 5 所示.

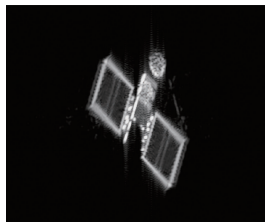


图5 目标卫星ISAR像归一化结果

2.3 ISAR 像的 trace 特征提取

实现 ISAR 像的预处理步骤之后, 论文进一步展开目标卫星 ISAR 像的 trace 特征提取. 现有研究在进行图像的 Trace 变换时通常在 $0 \sim 360^\circ$ 的范围内进行^[9], 其生成的 trace 特征所需存储空间大, 计算时间长, 进而限制了空间目标的识别效率. 针对该问题, 文献[10]引入直径泛函(Diametric Functional) P 以及圆周泛函(Circus Functional) C 对 trace 图像展开进一步运算, 从而生成满足旋转、平移和缩放不变的小维数特征(1×1), 但该方法将造成 ISAR 像信息的严重丢失.

可以看到, 现有方法在提取目标 trace 特征时难以满足实际需求, 为解决该问题, 论文采用了一种新的 trace 特征提取方法^[11]. 首先找出 ISAR 像的最长轴, 这是因为沿着 ISAR 像的最长轴进行 Trace 变换可以得到对旋转具有不变性的 trace 特征. (本文采用 Canny 边缘检测^[12]以及 Hough 变换方法^[13]进行最长轴估计). 考虑到最长轴在估计过程中受噪声以及杂波等因素的影响可能存在偏差. 因此接着在最长轴附近划分出局部区域, 并将该局部区域平均分割为若干个均匀分布的小角度区域, 并分别执行 Trace 变换, 以生成部分 trace 图像(trace 矩阵), 如图 6 所示. 最后将 trace 矩阵的每一列作为空间目标识别的特征向量.

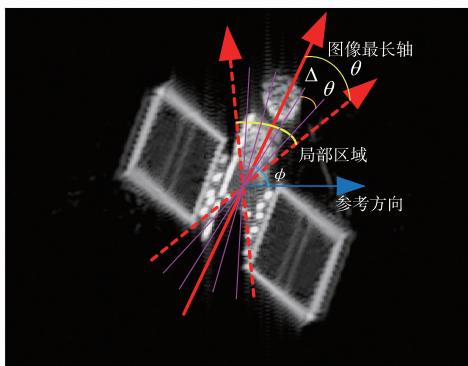


图6 局部区域Trace变换示意图

图 6 中, 目标 ISAR 像最长轴与水平参考方向之间的夹角为 ϕ , 以最长轴作为对称轴划分出 ISAR 像进行

Trace 变换的局部区域 $[\phi - \theta, \phi + \theta]$, 以角度间隔 $\Delta\phi$ 将局部区域等分成 N_ϕ 个小角度, 然后分别对每个小角度方向进行 Trace 变换, 以生成目标分类识别所需的 trace 特征. 假设在每个小角度方向, 泛函 T 均在 $p = 1, 2, 3, \dots, p$ 处计算 ISAR 像的 trace 值, 则一张 ISAR 像生成的 trace 矩阵所需的存储空间大小为 $P \times N_\phi$.

值得注意的是, 当同一 ISAR 像位置发生平移时, 将导致 trace 矩阵发生改变, 如图 7(a) ~ (d) 所示. 图 7 给出了 ISAR 像平移前后在 $\phi = 30^\circ$ 时对应的 Trace 变换函数值.

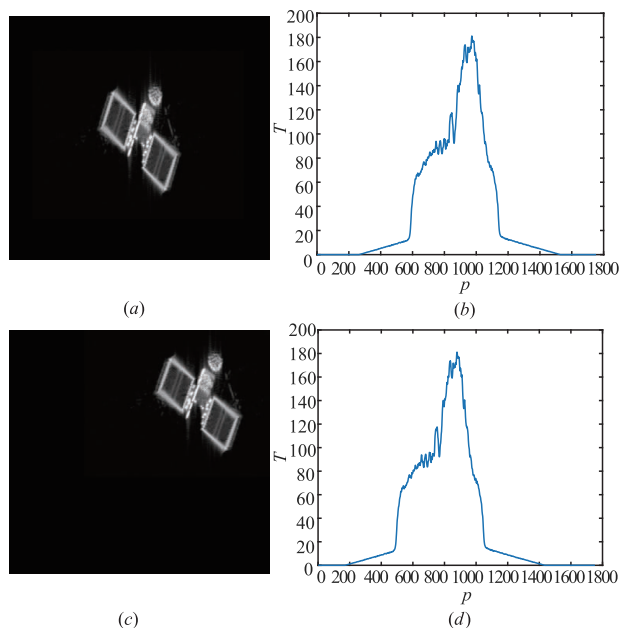


图7 ISAR像平移前后对应的Trace变换函数值

可以看到, 平移前后 ISAR 像 Trace 变换对应的函数值在 p 方向发生了平移, 而除平移外, 两个函数值几乎相等. 因此, 为了消除 ISAR 像平移对空间目标识别带来的影响, 论文进一步对 trace 矩阵的每一个列向量进行移位对准操作, 使得每个列向量的第一个元素均为非零值. 图 8 给出了图 7 的移位对准操作结果.

该移位对准操作相比于传统的利用 ISAR 像进行目标对准来说, 计算简单易行, 对提高目标识别效率具有重要意义. 同时, ISAR 像最长轴与参考方向的夹角 ϕ 在估算过程中可能存在 180° 的模糊度, 如图 9(a)、(c) 中所示, 其估计的 ϕ 值大小均为 30° , 但实际情况中其对应的 ϕ 值分别为 30° 与 210° . 图 9(b)、(d) 分别给出了两幅图像在 $\phi = 30^\circ$ 时对应的 Trace 变换函数值.

可以看到, 两幅图像的 Trace 变换函数值在 p 方向发生了翻转, 并且除翻转外, 两个函数曲线几乎相同. 因此, 为了消除 ISAR 像 ϕ 值的模糊性对目标识别带来的

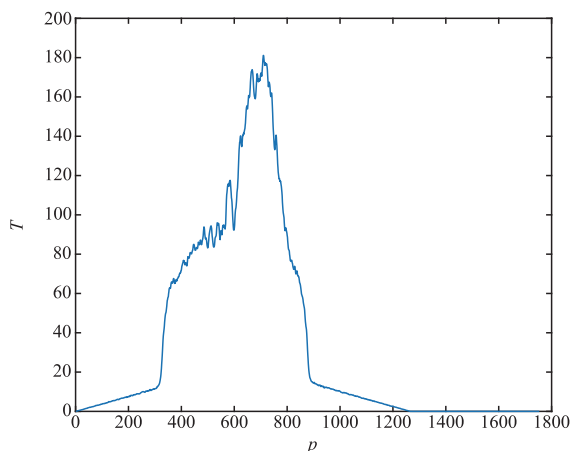


图8 移位对准操作结果

影响,论文将测试数据的 trace 矩阵及其翻转版本同时与训练数据库的 trace 矩阵进行比较.

综上所述,一张 ISAR 像经 Trace 变换后生成的数据可以表示为:

$$\begin{aligned}
 P_{o,i} = [& T_r(p)_{o,i,1}, T_r(p)_{o,i,2}, T_r(p)_{o,i,3}, \dots, \\
 & T_r(p)_{o,i,N_o}] \\
 \cup [& T_r(p)'_{o,i,1}, T_r(p)'_{o,i,2}, T_r(p)'_{o,i,3}, \dots, \\
 & T_r(p)'_{o,i,N_o}] \quad (3)
 \end{aligned}$$

式中, o, i 分别代表目标种类数以及每类目标对应的 ISAR 图像总张数,其取值范围分别为 $o \in [1, 2, 3 \dots N_o], i \in [1, 2, 3 \dots N_i]$; $T_r(p)'_{o,i,1}$ 表示 $T_r(p)_{o,i,1}$ 的翻转向量. 则一张 ISAR 像经 Trace 变换后所需存储空间大小为 $2 \times N_\phi \times p$.

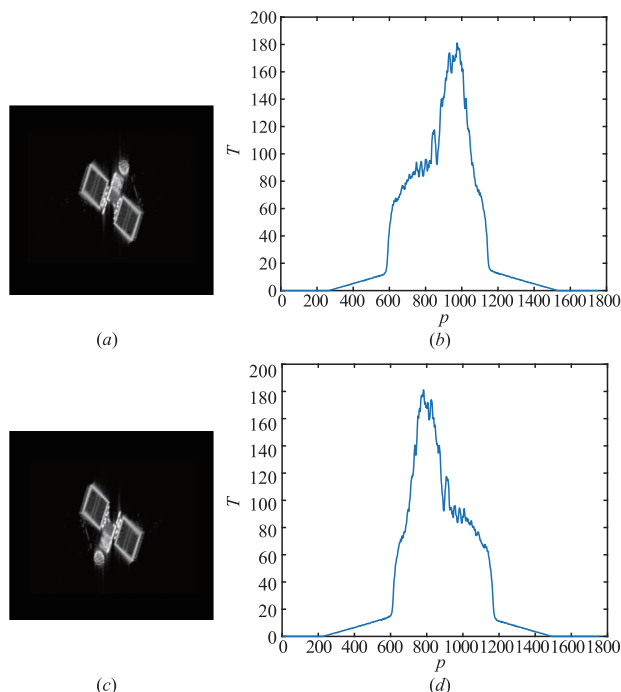


图9 ISAR像翻转前后对应的Trace变换函数值

目标测试的总数据库可以描述为:

$$Q_{data} = [P_{1,1}, P_{1,2}, \dots, P_{1,N_i}, P_{2,1}, P_{2,2}, \dots, P_{2,N_i}, \dots, P_{N_o, N_i}]$$

式中,总数据库 Q_{data} 的大小为 $2 \times N_o \times N_i \times N_\phi \times p$. 实际操作过程中,总数据库中可能存在冗余,可以利用主成分分析法对数据库 Q_{data} 进行压缩,进一步提高识别速率. 测试数据的局部 trace 特征提取流程如 10 图所示.

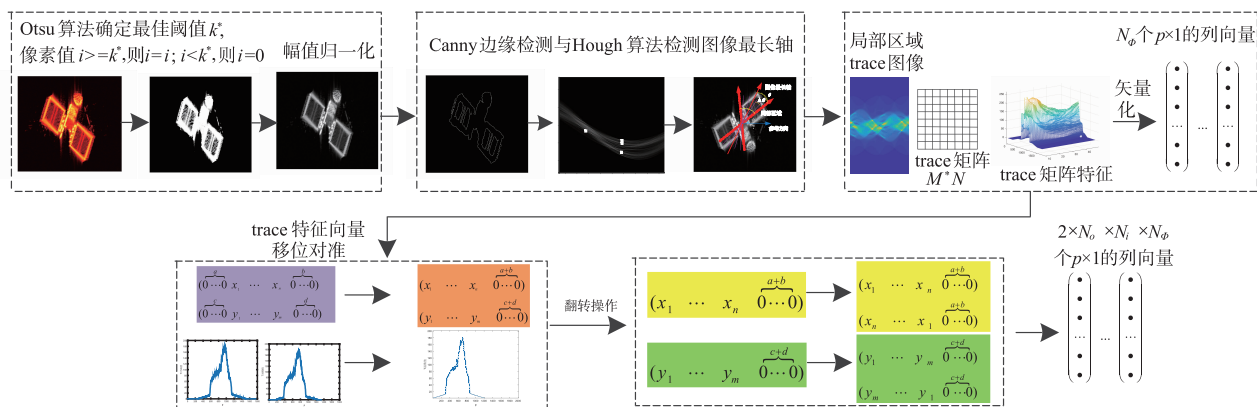


图10 测试数据的ISAR像局部trace特征提取示意图

3 基于集成分类器 AdaBoost. M2 的空间目标识别算法设计

空间目标的识别属于多分类问题, 解决该问题主要分两步进行: (1) 获取表征空间目标特性的分类特征; (2) 寻求合适的分类方法实现空间目标的分类识别. 论文在 2.3 中已经实现了空间目标 ISAR 像的 trace

特征提取. 接下来, 本节将针对分类方法展开研究.

3.1 AdaBoost. M2 分类模型

针对多分类问题, 常用的分类算法有 SVM、集成分类器以及神经网络等. 其中, 集成分类器相比于其它几种算法具有其独特优势^[14]: (1) 提供了一种算法框架, 能够把普通分类器提升为强分类器, 分类精度高; (2) 在数据特征不多的条件下仍然具有较好的分类效

果;(3)与神经网络算法相比,可以反复利用样本数据进行训练,因此当样本较少时仍然能够进行分类,并且不易出现过拟合现象;(4)与 SVM 算法相比,训练不用手动调整参数,无需构造复杂的核函数. 考虑到本文数据样本量小、特征相对复杂等特点,论文采用集成分类器进行空间目标的分类识别.

AdaBoost 是集成分类器的一种,最初设计用于解决二分类问题,直接应用于多分类问题将由于弱分类器条件过强而分类失败. 二分类拆解或者直接多分类是解决 AdaBoost 多分类问题的主要途径. 相对于直接多分类,拆解法在原有二分类的弱分类器条件下将多分类问题拆解为多个二分类问题,从而避免了构造复杂多分类条件下的弱分类器. 拆解法可分为一对一(One against one)、一对多(One against all)法等,AdaBoost. M2^[15]是一对一法中的经典算法,适用于单标签多分类问题. 其采用伪误差替代弱分类器的正确率,可以在降低弱分类器精度要求的情况下实现多分类. 基于此,论文以 AdaBoost. M2 为算法框架,构建空间目标的识别模型,见算法 1.

算法 1 AdaBoost. M2

Input: 样本空间 $S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$, 其中 x_i 表示 $\mathcal{Q}_{\text{data}}$ 数据库中第 i 个 trace 特征向量; 标签 $y_i \in Y = \{1, 2, \dots, k\}$ 代表第 i 个 trace 特征向量所属空间目标类别. 循环迭代次数 T ; 弱分类器 I .

令 $B = \{(i, y) : i \in \{1, \dots, m\}, y \neq y_i\}$

Initialize: 初始化样本权重 $D_1(i, j) = 1/|B|$, 其中 $(i, j) \in B$

Do for: $t = 1, 2, \dots, T$

1: 调用弱分类器 I , 并为其提供错误标签的分布 D_t .

2: 得到一个分类器 $h_t: X \times Y \rightarrow [0, 1]$.

3: 计算分类器 h_t 的伪误差:

$$\varepsilon_t = \frac{1}{2} \sum_{(i,y) \in B} D_t(i,y) (1 - h_t(x_i, y_i) + h_t(x_i, y))$$

4: 令 $\beta_t = \varepsilon_t / (1 - \varepsilon_t)$.

5: 更新权值 D_t :

$$D_{t+1}(i, y) = \frac{D_t(i, y)}{Z_t} \beta_t^{(1/2)(1 + h_t(x_i, y_i) - h_t(x_i, y))}$$

式中, Z_t 为归一化常数(使得权重比例在不变的情况下使分布权重和为 1).

Output: 最终的强分类器:

$$h_{\text{final}}(x) = \text{Arg max}_{y \in Y} \sum_{t=1}^T \left(\ln \left(\frac{1}{\beta_t} \right) h_t(x, y) \right)$$

同时,考虑到同一目标的 trace 特征矢量之间具有最小欧氏距离. 因此,论文利用 KNN 最近邻分类器作为 AdaBoost. M2 的弱分类器进行算法集成.

3.2 基于 AdaBoost. M2-KNN 的空间目标分类

论文提出的基于 AdaBoost. M2-KNN 的空间目标分类方法的整体框架结构如图 11 所示. 首先对训练数据与测试数据进行图像预处理以求得 Trace 变换的小角度区域; 然后利用 Trace 变换获取训练数据以及测试数据的 trace 矩阵特征; 接着进行特征矩阵的矢量化操作, 并在此基础上实现特征矩阵的对准以及翻转操作, 从而求得 trace 特征矢量集; 最后将训练特征集用于 AdaBoost. M2-KNN 训练, 并利用测试特征集进行验证. 为了评估 AdaBoost. M2-KNN 算法的分类效果, 论文定义正确分类率作为最终分类效果的评价因子:

$$\text{正确分类率} = \frac{\text{分类正确的图像数}}{\text{总的分类图像数}} \times 100\% \quad (4)$$

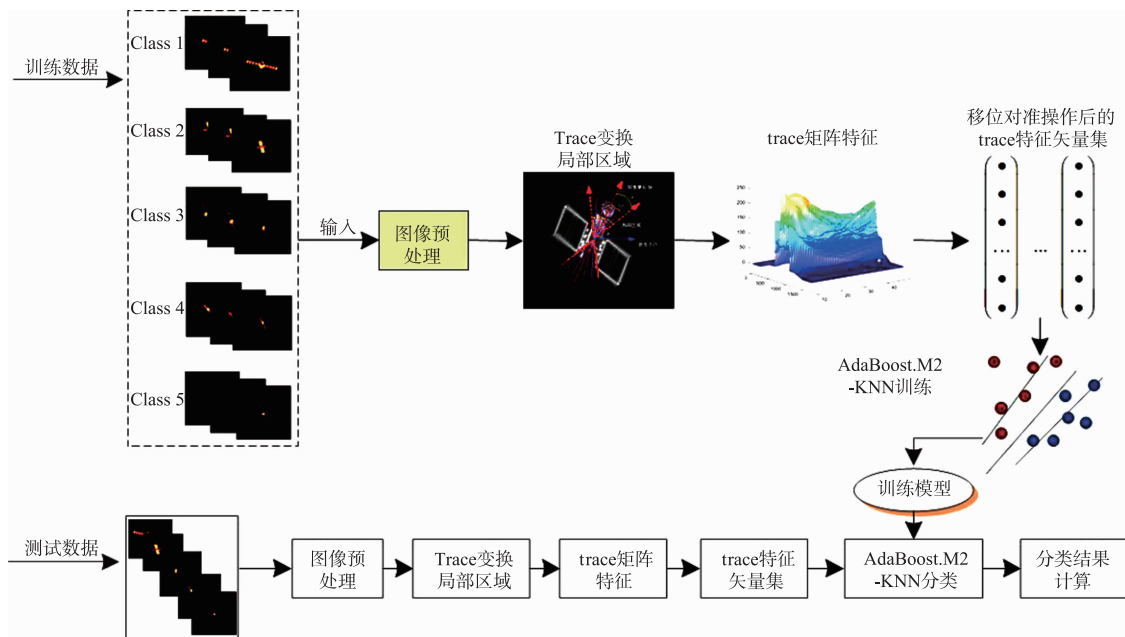


图11 基于AdaBoost.M2-KNN的空间目标分类方法的整体框架结构

4 实验结果与分析

4.1 实验设置与数据生成

如引言中所述,空间目标在实际 ISAR 成像过程中受投影平面、方位向分辨率、采样率以及自遮挡、非线性散射机制等多种因素影响,使得基于传统特征的分类方案效果受限.为了验证所提算法对于空间目标 ISAR 像分类效果的优越性,论文在考虑上述因素的基础上仿真计算空间目标的雷达反射电磁波数据.首先利用 3DMAX 软件建立 5 类空间目标的三维网格模型: SAT_1, SAT_2, SAT_3, SAT_4, SAT_5, 网格单元大小取 0.1m.在数据生成过程中,参照实际中卫星正常在轨运行的状态进行仿真环境搭建.在 STK 仿真环境中,将空间目标放置在轨道高度 788.9km,轨道倾角为 98.57°,升交点赤经为 99.44°的圆形轨道上运行.目标卫星相

对于自身坐标系的姿态保持相对稳定,相对于雷达观测坐标系来说,目标的方位角以及姿态角均发生变化.将雷达放置于北纬 29.5°,东经 119°位置.利用脉冲频率为 $f_c = 10\text{GHz}$,带宽为 $B = 1\text{GHz}$,脉宽为 $T_p = 1 \times 10^{-5}\text{s}$,以及采样率为 $f_s = 1 \times 10^7\text{Hz}$ 的线性调频信号 LMF 照射空间目标,从而生成空间目标的雷达反射回波数据.鉴于 ISAR 的一个合成孔径时间为微秒级,在该时间内目标卫星的运动距离可以忽略,因此我们采用“走一停”模式假设对目标进行成像.利用多普勒距离成像算法进行空间目标的成像处理,并通过旁瓣抑制以及相干斑滤波等初步图像处理,得到空间目标的 ISAR 像.

实验生成的五类空间目标共有五组数据集,每组数据集包含 235 张 ISAR 像,每张图像大小为 700×300 .图 12 给出了五类空间目标的 3DMAX 网格模型以及 ISAR 成像结果.

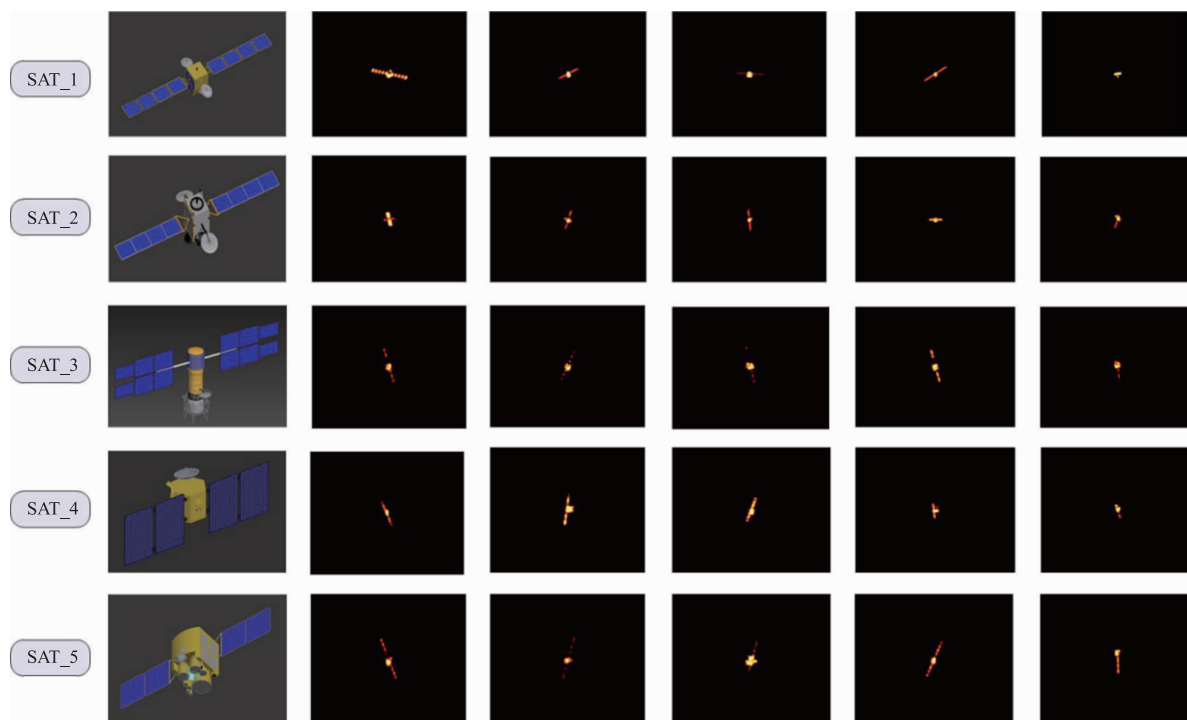


图12 目标卫星的三维模型及部分ISAR像

4.2 不同 trace 特征的分类性能研究

论文 2.1 节表 1 中给出了 8 种不同的 Trace 变换函数.为了分析不同 Trace 函数所提取的 trace 特征差异,接下来本节进行不同 trace 特征的分类性能研究.在此不考虑局部变换区域大小以及角度间隔的影响,将数据进行主成分分析(压缩).根据图 11 所示的整体算法结构,以 5 折交叉检验进行训练与测试(即训练数据与测试数据大小比为 4:1),迭代次数(弱分类器个数)为 20,利用 8 种 trace 特征进行分类的测试结果如图 13 所示.

从图 13 中的测试效果可以看到, T_8 变换对应的测试效果最好,准确率达到 99.2%,同时,其收敛性也最强,在第 10 次叠代后准确率即达到 99.2%; T_1 、 T_5 、 T_7 、 T_3 、 T_2 、 T_6 、 T_4 变换对应的测试效果依次降低.从图 14 中可以看到,8 种 Trace 变换对应的训练准确率在第三次叠代后均达到 100%,其中 T_8 变换对应的训练准确率其收敛性最强,在第 1 次叠代后准确率达到 99.17%, T_1 、 T_5 、 T_7 、 T_6 、 T_2 、 T_3 、 T_4 变换对应的训练准确率其收敛性逐渐降低,说明 T_8 变换提取的 trace 特征区分性相对最强.

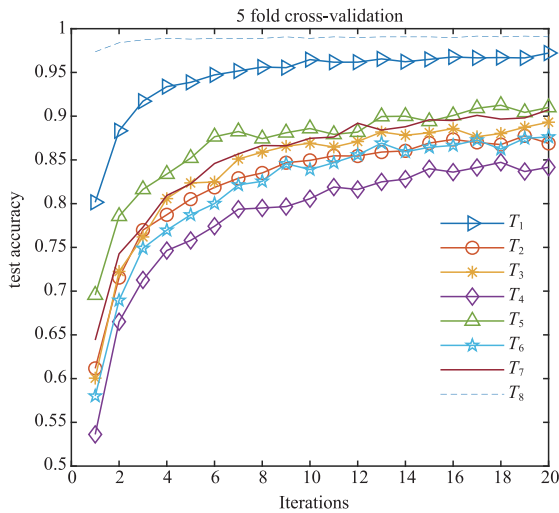


图13 5折交叉检验下8种trace特征对应的测试准确率随迭代次数的变化

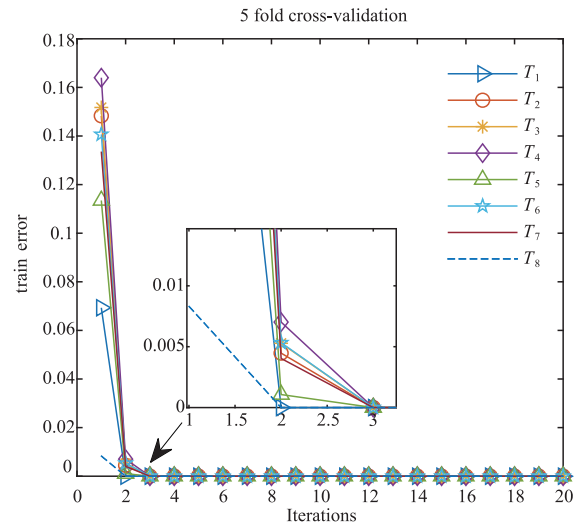


图14 5折交叉检验下8种trace特征对应的训练误差随迭代次数的变化

为避免实验过程中由于训练数据与测试数据的随机选取对空间目标的分类结果造成影响,论文首先对

AdaBoost. M2-KNN 集成分类器进行 10 次 5 折交叉检验,取迭代次数为 20,计算结果如表 2 所示.

表 2 10 次 5 折交叉检验结果

	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8
1 th	0.961	0.876	0.888	0.841	0.908	0.875	0.903	0.992
2 th	0.968	0.880	0.897	0.848	0.896	0.881	0.908	0.994
3 th	0.969	0.882	0.900	0.848	0.919	0.862	0.905	0.990
4 th	0.964	0.887	0.884	0.846	0.916	0.870	0.901	0.992
5 th	0.971	0.882	0.887	0.846	0.910	0.875	0.906	0.991
6 th	0.970	0.883	0.878	0.841	0.909	0.874	0.898	0.992
7 th	0.960	0.876	0.889	0.841	0.917	0.883	0.904	0.993
8 th	0.964	0.877	0.879	0.839	0.918	0.876	0.906	0.991
9 th	0.971	0.887	0.885	0.848	0.911	0.879	0.908	0.991
10 th	0.963	0.879	0.891	0.838	0.913	0.875	0.905	0.992
	0.966	0.881	0.888	0.844	0.912	0.875	0.904	0.992

表 2 中给出了 AdaBoost 集成分类器 10 次 5 折交叉检验的结果,鉴于 10 次检验中 8 种 Trace 变换对应的训练误差均收敛为 0,因此表中仅给出 8 种 Trace 变换在 10 次测试中对应的测试准确率.其中 T_8 变换对应的测试效果最好, T_1 、 T_5 、 T_7 、 T_3 、 T_2 、 T_6 、 T_4 变换对应的测试效果依次降低, T_4 变换对应的测试效果最弱.同时, T_1 、 T_2 、 T_3 、 T_4 、 T_5 、 T_6 、 T_7 、 T_8 变换对应的测试准确率均值分别为 96.6%、88.1%、88.8%、84.4%、91.2%、87.5%、90.4%、99.2%. 综上可知,在训练样本数与测试样本数不变的情况下,训练数据与测试数据的随机选取对空间目标分类结果造成影响可以忽略.

接着对 AdaBoost. M2-KNN 集成分类器分别进行 5 次 3 折、5 次 2 折交叉检验,以检验训练样本数与测试

样本数对空间目标分类结果的影响.取迭代次数为 20,计算结果如表 3 所示.

表 3 中给出了不同训练样本数与测试样本数条件下的交叉检验结果.结合表 2 中给出的结果可以看到,随着训练样本数所占比例逐渐减小,8 种 Trace 变换对应的测试准确率逐渐降低,但变化幅度相对较小.其中 T_3 变换对应的测试准确率下降相对最多,分别为 1.4%、3.7%, T_8 变换对应的测试准确率下降相对最少,分别为 0.2% 和 0.4%,对应的测试准确率依然保持最高.综上可知,在训练样本数据量较少的情况下, $T_1 \sim T_8$ 变换均具有较好鲁棒性.

考虑到 T_8 变换对应的分类准确率达 99.2%,可以认为其对噪声及杂波等具有较强的鲁棒性,因此局

部区域的选取对于 T_8 变换来说意义不大. 为了研究局部区域选取对 trace 特征分类性能的影响, 论文选择分类准确率为 96.6% 位列第二的 T_1 变换展开进一步研究.

表 3 不同训练样本数与测试样本数下的分类结果

3 折交叉检验								
	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8
1 th	0.964	0.881	0.884	0.844	0.912	0.864	0.898	0.991
2 th	0.965	0.875	0.884	0.829	0.907	0.876	0.895	0.989
3 th	0.964	0.877	0.862	0.852	0.907	0.871	0.890	0.989
4 th	0.956	0.872	0.866	0.830	0.901	0.868	0.906	0.990
5 th	0.963	0.867	0.874	0.829	0.909	0.878	0.899	0.992
	0.962	0.874	0.874	0.837	0.907	0.871	0.898	0.990
2 折交叉检验								
1 th	0.952	0.857	0.846	0.832	0.912	0.843	0.876	0.984
2 th	0.940	0.861	0.847	0.842	0.913	0.839	0.888	0.987
3 th	0.954	0.864	0.859	0.820	0.892	0.849	0.878	0.992
4 th	0.951	0.866	0.853	0.827	0.895	0.826	0.888	0.992
5 th	0.957	0.855	0.852	0.830	0.904	0.847	0.867	0.983
	0.951	0.861	0.851	0.830	0.903	0.841	0.879	0.988

4.3 trace 特征与其它特征的分类性能比较

本节首先进行 trace 特征参数分析, 然后通过与 PCA、FT-PM 方法的分类性能进行比较验证本文所提算法的有效性.

4.3.1 trace 特征参数分析

在 trace 特征的提取过程中, 所取的局部变换区域 (ϕ) 以及角度间隔 ($\Delta\phi$) 会影响最终的分类效果. 因此, 有必要使参数 ϕ 、 $\Delta\phi$ 在满足分类效果最优的同时, 使所需的存储空间尽可能少. 采用控制变量法, 首先求解角度间隔 $\Delta\phi$ 的最佳取值. 令局部变换区域 $\phi = 20^\circ$, 角度间隔 $\Delta\phi$ 从 2° 、 4° 到 10° 变换. 对 trace 特征进行主成分分析以去除数据冗余, 同时降低内存空间, 加快运行速率. 以 5 折交叉检验进行训练与测试, 迭代次数为 10, 计算结果如图 15 所示.

从图 15 中可以看到, 随着 $\Delta\phi$ 取值的不断增大, 所提算法的测试准确率逐渐降低, 但降低幅度较小; 角度间隔 $\Delta\phi = 2^\circ$ 时对应的分类效果最好, 测试准确率达到 99.55%, $\Delta\phi = 10^\circ$ 时对应的分类效果最弱, 测试准确率为 96.1%. 同时, 角度间隔 $\Delta\phi = 2^\circ$ 时算法的收敛性最强, 在第 5 代时测试准确率已经达到 99.2%. 因此, 综合考虑测试准确率以及计算速率, 论文取 $\Delta\phi = 2^\circ$.

接着分析局部变换区域 ϕ 的最佳取值. 令 ϕ 从 4° 到 20° 取值, 步长为 $\Delta\phi = 2^\circ$, 以 5 折交叉检验进行训练与测试, 迭代次数为 20. 计算结果如图 16 所示.

从图 16 中可以看到, 添加局部区域后, 所提算法的分类效果明显提升, 随 ϕ 值增大不断增强, 最后逐渐保

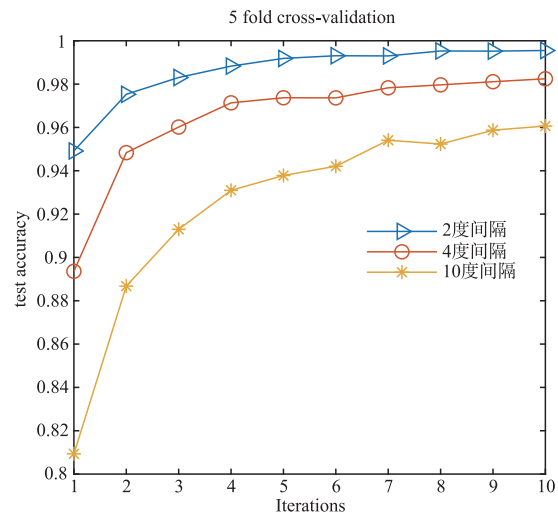
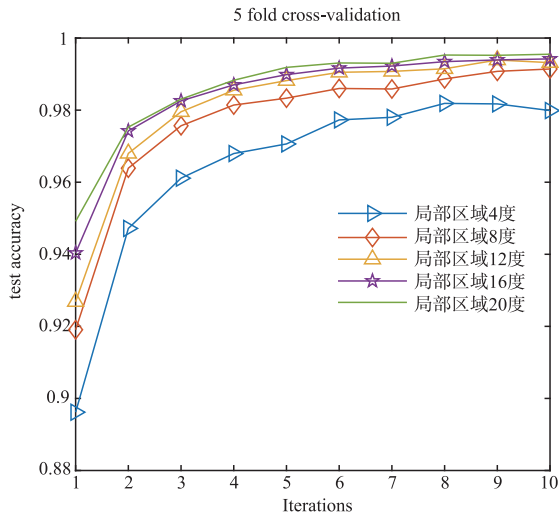


图 15 不同角度间隔 $\Delta\phi$ 对应的分类效果

持稳定. 在 ϕ 值等于 8° 时, 测试准确率已经达到 99.14%, 具有较好的分类效果. 为了保证论文所提算法的最佳分类性能, 取 $\phi = 20^\circ$ 进行空间目标 ISAR 像的 trace 特征提取.

4.3.2 trace 特征与 PCA、FT-PM 方法的比较

为了验证本文算法的有效性, 接下来将与 PCA、FT-PM 方法的分类效果进行对比. PCA 方法也称离散 K-L 方法, 是一种基于目标统计特性的正交变化方法^[16]. 该方法可以利用最少维数的新变量表示出原有数据, 从而将高维数变换为低维数据, 并且保持原有数据特性, 因此在 ISAR 像目标识别领域中具有较为广泛

图16 不同局部变换区域 ϕ 对应的分类效果

的应用. FT-PM 方法也称快速傅里叶-极坐标映射法, 是一种对目标旋转中心位置变换具有较强鲁棒性的分类方法^[8]. 利用该方法提取的小维特征向量在进行目标识别时, 无论目标旋转中心位置如何改变均可以实现较高的分类精度.

本节在 4.3.1 节研究的基础上, 分别采用 T_8 变换、局部区域上的 T_1 变换、PCA 以及 FT-PM 对 ISAR 像特征进行提取, 利用 AdaBoost. M2-KNN 集成分类器进行 5 折交叉检验, 对比分析四种方式的分类效果. 如下图 17、图 18 所示.

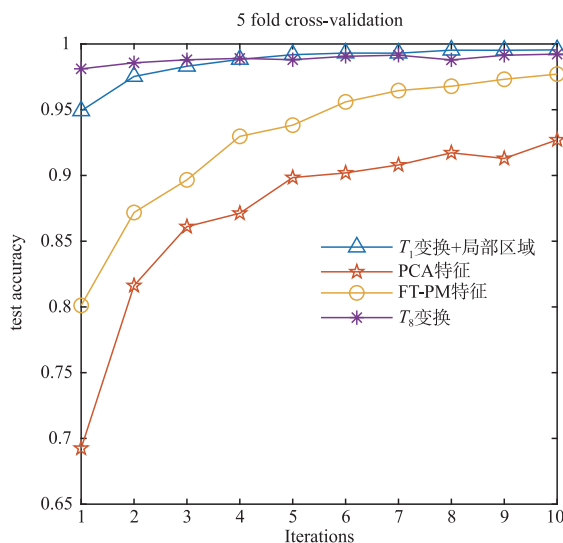


图17 不同特征的测试准确率

从图 17 中可以看到, 局部区域的选取使得 T_1 变换的分类准确率提升至 99.6%. 与 T_8 变换所对应的分类准确率 99.2% 相比, 具有更好的分类效果. 说明局部区域的选取可以提高 trace 特征的分类效果, 增强算法对噪声以及杂波等的鲁棒性. 与其它算法相比, 基于 trace

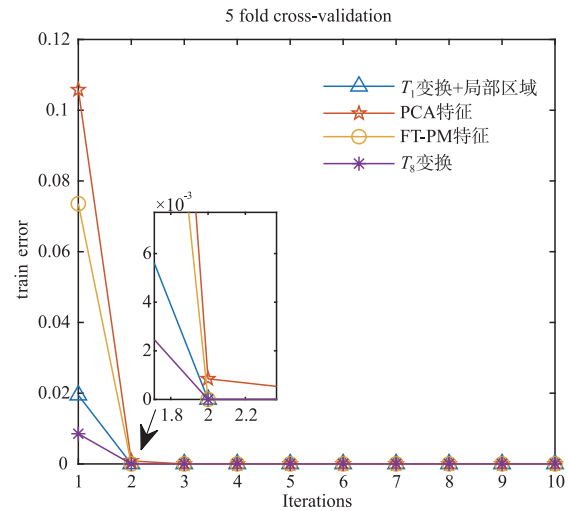


图18 不同特征的训练错误率

特征的分类方法对空间目标 ISAR 像的分类效果最好, 分类准确率可以达到 99.6%; FT-PM 方法次之, 分类准确率为 97.7%; PCA 方法的分类效果相对最弱, 准确率为 92.7%. 同时, 基于 trace 特征的分类准确率收敛性最强, 在第 5 代测试准确率已经达到 99.2%. 从图 18 中可以看到, 四种方式所对应的训练准确率在第 3 次叠代后均达到 100%, 其中 T_1 、 T_8 变换所对应的训练准确率收敛性最强, 在第 1 次叠代后准确率分别达到 98.0% 与 99%; FT-PM 方法次之, 准确率为 92.6%; PCA 方法最弱, 准确率为 89.4%. 由此可知, 基于 T 变换提取的 ISAR 像 trace 特征具有更强的区分性.

5 结束语

论文提出了一种基于 ISAR 像 trace 特征的空间目标识别算法. 该算法通过局部 Trace 变换进行 ISAR 像 trace 特征提取, 使得所提特征在实现维数约简时满足对 ISAR 像大小、平移和旋转不敏感的要求. 并利用集成分类器 AdaBoost. M2-KNN 完成空间目标的分类识别. 所提算法在空间目标 ISAR 像受到投影平面等多种因素影响下具有较好的分类效果, 分类准确率可以达到 99.6%, 并且算法不受训练数据与测试数据随机选取的影响, 具有较强的鲁棒性; 与传统的 PCA 以及 FT-PM 方法相比, 论文所提算法具有更高的分类准确率.

参考文献

[1] 李东, 赵婷, 宋伟, 刘庆华, 曾浩, 张成祥. 一种低信噪比下稳健的 ISAR 平动补偿方法[J]. 电子学报, 2018, 46(9): 2049-2056.

Li Dong, Zhao Ting, Song Wei, Liu Qing-hua, Zeng Hao, Zhang Cheng-xiang. A robust translational motion compensation method for ISAR imaging under low SNR environ-

- ment[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(9): 2049 – 2056. (in Chinese)
- [2] 何强, 蔡洪, 韩壮志, 尚朝轩. 基于非线性流形学习的 ISAR 目标识别研究[J]. *电子学报*, 2010, 38(3): 585 – 590.
He Qiang, Cai Hong, Han Zhuang-zhi, Shang Chao-xuan. ISAR target recognition based on non-linear manifold learning[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(3): 585 – 590. (in Chinese)
- [3] Elyounsi A, Tlijani H, Bouhlel M S. Shape detection by mathematical morphology techniques for radar target classification[A]. 2016 17th International Conference on Sciences and Techniques of Automatic Control and Computer Engineering (STA) [C]. Sousse, Tunisia: IEEE, 2016. 352 – 356
- [4] 许人灿, 刘朝军, 黄小红, 等. 基于超分辨 ISAR 成像的空中目标自动识别[J]. *系统工程与电子技术*, 2006, 28(1): 46 – 48.
Xu Ren-can, Liu Chao-jun, Huang Xiao-hong, et al. Automatic target recognition based on super-resolution ISAR images[J]. *Systems Engineering And Electronics Technology*, 2006, 28(1): 46 – 48. (in Chinese)
- [5] Park S H, Jung J H, Kim S H, et al. Efficient classification of ISAR images using 2d fourier transform and polar mapping[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(3): 1726 – 1736.
- [6] Kadyrov A, Petrou M. The trace transform and its applications[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2001, 23(8): 811 – 828.
- [7] Srisuk S, Petrou M, Kurutach W, et al. A face authentication system using the trace transform[J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2005, 8(1): 50 – 61.
- [8] 丁鹏, 张叶, 贾平, 常旭岭, 刘让. 基于视觉显著性的海面舰船检测技术[J]. *电子学报*, 2018, 46(1): 127 – 134.
Ding Peng, Zhang Ye, Jia Ping, Chang Xu-ling, Liu Rang. Ship detection on sea surface based on visual saliency[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(1): 127 – 134. (in Chinese)
- [9] Srisuk S, Petrou M, Kurutach W, et al. A face authentication system using the trace transform[J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2005, 8(1 – 2): 50 – 61.
- [10] 黎明, 邢冬冬, 汪宇玲. 基于多分辨率 Trace 变换的纹理图像分类[J]. *电子学报*, 2019, 47(4): 962 – 969.
LI Ming, XING Dong-dong, WANG Yu-ling. Texture classification based on multi-resolution trace transform[J]. *Acta Electronica Sinica* 2019, 47(4): 962 – 969. (in Chinese)
- [11] Lee S J, Park S H, Kim K T. Improved classification performance using ISAR images and trace transform[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(2): 950 – 965.
- [12] 王能, 赵红立, 琚生根, 等. 一种改进的 Canny 边缘检测自适应算法[J]. *四川大学学报(自然科学版)*, 2014, 51(3): 63 – 66.
Wang Neng, Zhao Hong-li, Ju Xuan-cheng, et al. An improved adaptive Canny edge detection algorithm[J]. *Journal of Si Chuan University (Natural Science Edition)*, 2014, 51(3): 63 – 66. (in Chinese)
- [13] 史洪印, 张诺. 基于稀疏表示和道路辅助的单幅 SAR 图像运动目标检测方法[J]. *电子学报*, 2015, 43(3): 431 – 439.
Shi Hong-yin, Zhang Nuo. Moving targets indication method in single SAR imagery based on sparse representation and road information[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(3): 431 – 439. (in Chinese)
- [14] 曹莹, 苗启广, 刘家辰, 等. AdaBoost 算法研究进展与展望[J]. *自动化学报*, 2013, 39(6): 745 – 758.
Cao Ying, Miao Qi-guang, Liu Jia-chen, et al. Advance and prospects of AdaBoost algorithm[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(6): 745 – 758. (in Chinese)
- [15] Freund Y, Schapire R E. Experiments with a new boosting algorithm[A]. *Proceedings of International Conference on Machine Learning* [C]. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1996. 148 – 156.
- [16] 胡钢, 徐翔, 张维明, 周璠. 基于主成分分析的网络节点重要性指标贡献评价[J]. *电子学报*, 2019, 47(2): 358 – 365.
Hu Gang, Xu Xiang, Zhang Wei-ming, Zhou Yun. Contribution analysis for assessing node importance indices with principal component analysis[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(2): 358 – 365. (in Chinese)

作者简介



杨虹 女, 1991 年出生, 四川省绵竹人。现为航天工程大学宇航科学与技术系博士研究生, 研究方位为基于逆合成孔径雷达图像的空间目标识别。
E-mail: 1558513572@qq.com



张雅声 女, 1974 年出生, 安徽省淮南人。航天工程大学博士, 教授, 博士生导师。主要从事航天任务分析与设计, 星座设计等方面的研究。
E-mail: 13521219203@139.com