

文章编号 1004-924X(2014)12-3368-09

## 采用多形状特征融合的多视点目标识别

李平<sup>1,2\*</sup>, 魏仲慧<sup>1</sup>, 何昕<sup>1</sup>, 何丁龙<sup>1</sup>, 何家维<sup>1</sup>, 梁国龙<sup>1</sup>, 凌剑勇<sup>1</sup>

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林长春 130033; 2. 中国科学院大学, 北京 100039)

**摘要:**研究了多视点下三维目标的识别问题。针对传统的采用单一特征的方法在目标描述方面的不足,提出了一种融合多种特征的识别算法。首先,利用各向异性高斯方向导数相关矩阵提取目标角点,采用骨架约束提取特征角点,将各特征角点到目标质心的归一化距离作为角点描述子。接着,分别提取目标的几何矩不变量、仿射矩不变量、目标边界的傅里叶描述子;计算 4 种特征的类内和类间散布矩阵;以样本散布矩阵的迹作为权重,加权融合 4 种特征。然后,对融合后的特征向量进行独立成分分析(ICA),得到相互独立的特征分量。最后,采用支持向量机的分类方法进行分类。实验结果表明,本文提出的方法比采用单一特征的方法的正确识别率平均提高 10% 以上,且在小训练样本(10% 总体样本)情况下仍能获得 80% 以上的识别率,可满足经纬仪实时目标识别系统的要求。

**关键词:**目标识别;多视点;特征融合;特征角点;散布矩阵;独立成分分析;支持向量机

**中图分类号:**TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142212.3368

## Object recognition based on shape feature fusion under multi-views

LI Ping<sup>1,2\*</sup>, WEI Zhong-hui<sup>1</sup>, HE Xin<sup>1</sup>, HE Ding-long<sup>1</sup>, HE Jia-wei<sup>1</sup>, LIANG Guo-long<sup>1</sup>, LING Jian-yong<sup>1</sup>

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,  
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

\* Corresponding author, E-mail: PingLi\_Key@Hotmail.com

**Abstract:** Three dimensional(3D) object recognition was researched under multi-view points. For the shortages of traditional signal feature description for 3D object recognition under multi-view points, a new recognition algorithm fusing multiple features was proposed. Firstly, the object corners were extracted by using the correlation matrixes of anisotropic Gaussian directional derivatives, the particular corners were selected by the skeleton constraint, and the normalized distance between particular corners and the object centroid was taken as the corner descriptor. Then, the geometric moment invariants, affine moment invariants, and the Fourier descriptor of object boundary were extracted, respectively, and the scatter matrixes within and between classes for the four features were calculated. By taking the trace of sample scatter matrix as the weight, the four features were fused. Furthermore, the Independent Component Analysis (ICA) was carried out on the fused vector to obtain independent features. Finally, a Support Vector Machine (SVM) was adopted to complete the whole classification of the experiments. Experimental results show that the recognition accuracy of the proposed approach

收稿日期:2013-12-21;修订日期:2014-2-20.

基金项目:国防科技预研基金资助项目(No. 1040603)

is higher than that of the signal feature approach by 10% averagely and that in the small training sample (10% of the total samples) condition still achieves more than 80%. It concludes that proposed algorithm meets the demand of theodolites for real-time object recognition.

**Key words:** object recognition; multi-view; feature fusion; particular corner; scatter matrix; Independent Component Analysis(ICA); Support Vector Machine(SVM)

## 1 引 言

利用光电测量设备(如光电经纬仪)进行目标识别时,目标姿态变化给识别效率带来了严重影响,因此,应对姿态变化的识别算法已经成为当前三维目标识别领域的研究热点,其在军事目标识别<sup>[1]</sup>、人脸识别<sup>[2]</sup>等领域有着广泛应用。

对于三维目标识别,一般采用的方法是将其投影到二维平面,通过提取二维图像的一种或多种具有某种不变性质的特征来描述三维目标,从而将三维识别转换为二维识别。矩、傅里叶描述子和角点特征均具有旋转、平移、尺度不变性,且角点对于光照、模糊变化等不敏感,因此常用于目标识别、图像检索等领域。由于在多视点下采用单一特征对目标进行分类的精度较低<sup>[3]</sup>,研究人员近年来将各形状特征进行组合,用于目标识别。文献[4-6]将几何矩、仿射不变矩、小波矩、Zernike 矩等不同的矩不变量组合用于目标识别。但在这些文献中采用的均是表示全局特征的区域矩,而未考虑表示局部特征的轮廓矩<sup>[7]</sup>。另外小波矩依赖于小波母函数的支撑集、消失矩、对称性,而 Zernike 矩需在单位圆内计算,进行坐标转换时存在误差<sup>[8]</sup>,且计算复杂度较高。杨云等<sup>[9]</sup>结合几何矩不变量和目标角点描述子识别遮挡的人体目标,但其采用的轮廓矩和角点特征均为目标的局部特征,未考虑全局特征;许强等<sup>[10]</sup>综合利用傅里叶描述子良好的全局描述和角点局部描述的优点,将其用于飞机轮廓匹配,从而提高了平均匹配率,但该方法角点的数量较多,增加了目标识别的计算时间,特别是在多视点下,由于目标视点不同会造成角点数量变化;针对特征角点对不同视点具有鲁棒性的特点,文献[1]提出了一种构造特征角点的方法,但该方法仅适用于飞机目标。上述文献采用的是直接组合特征的方式,未考虑不同特征描述目标存在信息冗余,且特征之间互

不独立的特点。

本文提出了一种基于骨架约束的特征角点选择方法;在组合特征时,提出了一种利用类内和类间散布矩阵的迹作为权重的加权组合方法,通过独立成分分析得到相互独立的特征向量。实验表明本文提出的方法能有效提高多视点下目标识别的效率。

## 2 基于骨架约束的特征角点提取

### 2.1 角点检测

角点是一种重要的目标局部形状特征。对于飞机、坦克等大量的人造目标,它们目标边缘轮廓较为光滑,形状特征主要体现在边缘拐点和曲率变化上<sup>[11]</sup>,因此利用角点可以很好地描述这类目标的形状信息,且角点具有旋转、比例、平移(Rotation, Scale, Translation, RST)不变性,几乎不受光照影响,具有很强的实用价值。常用的角点检测方法有 Harris 算子和 SUSAN 算子,这两种方法都是直接通过灰度窗口的自相关运算提取角点,检测效率较高。但由于 Harris 算子采用高斯函数平滑滤波,会使边缘模糊,因此其定位精度不高,且高斯函数的方差、响应函数阈值和常数  $k$  都需要人工确定<sup>[12]</sup>;SUSAN 算子的检测结果依赖于人工选择的灰度差阈值  $T$ ,当  $T$  选择不当时,会造成错检。针对上述问题,储珺等<sup>[13]</sup>提出了利用环形模板的角点检测方法,但该方法不适用于实时性要求较高的场合,且模板的大小不能自适应调整;Shui<sup>[14]</sup>等利用具有噪声稳健性的各向异性高斯方向导数构建相关矩阵,再利用相关矩阵的特征值作为角点测度来检测目标角点,从而减少了虚假角点,提高了定位精度。图 1 比较了 3 种检测方法,由图 1 可以看出,文献[14]方法的定位精度比 Harris 算子和 SUSAN 算子高,且误检率较低。

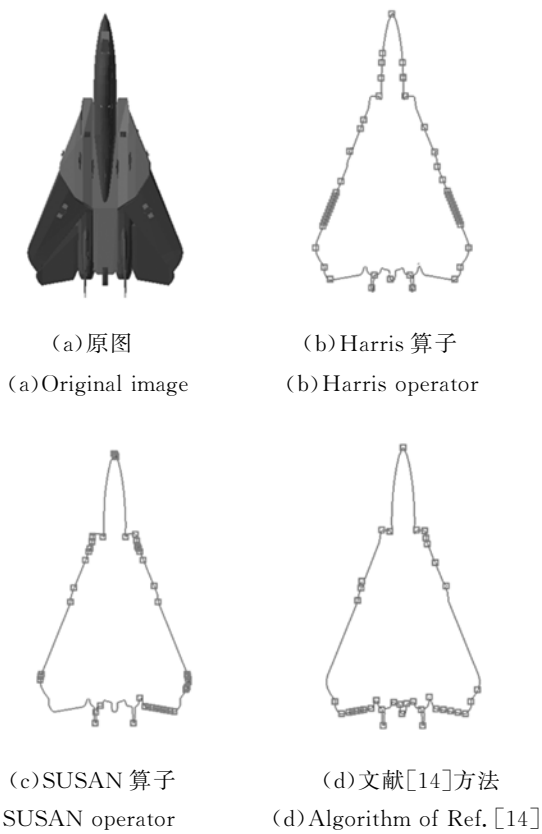


图 1 角点检测算法比较

Fig. 1 Comparison of corner detection algorithms

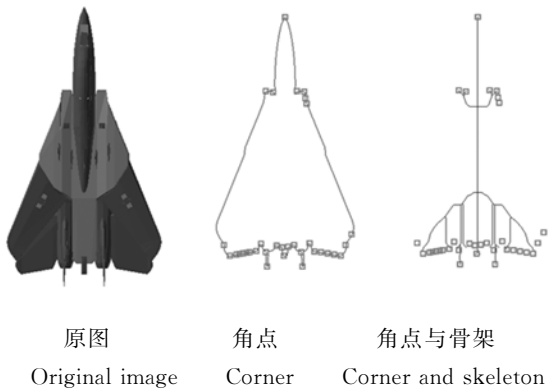
### 2.2 特征角点提取及角点描述子

虽然利用各向异性高斯方向导数检测角点比 Harris 和 SUSAN 方法更精确、更鲁棒,但检测出角点的密度分布不均,在角点密集的地方,每个角点所包含的信息与邻近角点所包含的信息有很大部分冗余;而在角点稀疏的地方,每个角点所携带的信息又基本不同,因此提取出能简洁准确描述目标的特征角点对减少角点数量、提高识别效率具有重要意义。文献[1]利用通过机头和重心的基准轴线选取了机头、机尾和两翼位置上的角点作为基准角点,但该方法仅适用于飞机目标。

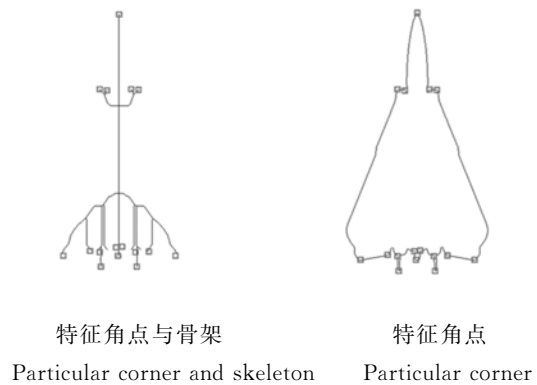
骨架结合了目标内部区域和外部轮廓信息,是对目标的一种完全描述,反映了目标的关键形状特征,且具有抗遮挡和很好的抗噪性能。骨架末梢位于骨架枝的末端,它反映了目标的局部细节特征,因此位于骨架末梢附近的角点能更准确地描述目标的关键形状信息。本文将这些角点作为目标的特征角点用于目标识别。设骨架末梢点的坐标为  $(x_s, y_s)$ ,特征角点的坐标为  $(x_c, y_c)$ ,则特征角点集可用下面的集合形式表示:

$$\{(x_c, y_c) | \sqrt{(x_s - x_c)^2 + (y_s - y_c)^2} < D_T\}, \quad (1)$$

式中:  $D_T$  为阈值,表示特征角点与骨架末梢点之间的距离,本文取  $D_T=7$ 。图 2 以 F14 战机和坦克为例,按式(1)选取特征角点。从图 2 可以看出,经过骨架约束后,从飞机目标的 33 个角点中提取了 16 个特征角点,从坦克目标的 58 个角点中保留了 24 个作为特征角点,特征角点能更好地表达目标的关键形状特征,而且本文提出的特征角点提取方法也适用于其他人造目标。



原图      角点      角点与骨架  
Original image      Corner      Corner and skeleton



特征角点与骨架      特征角点  
Particular corner and skeleton      Particular corner

(a) 飞机目标  
(a) Aircraft



原图



角点与骨架  
Corner and skeleton

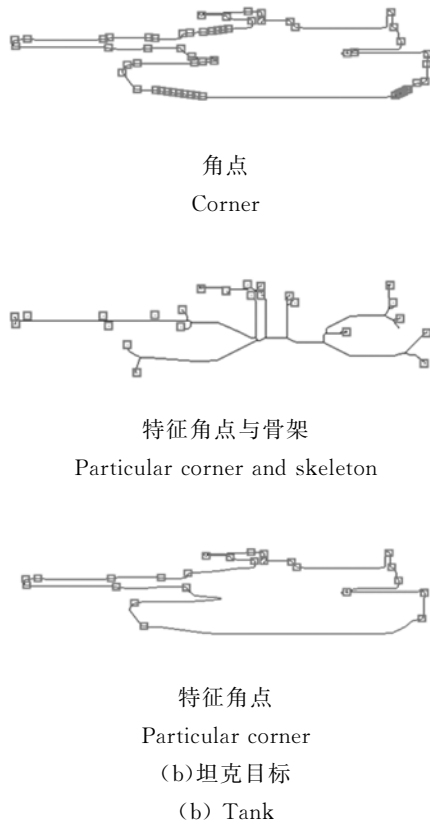


图 2 特征角点提取

Fig. 2 Extraction of particular corners

利用每个特征角点与质心的距离可以定义出一种用来描述角点特征的描述子(Corner Descriptor, CD)。设目标有  $N$  个特征角点,它们对应的坐标为  $(x_i, y_i)$ ,极坐标下为  $\rho_i e^{j\theta_i}$  (以质心为坐标原点),  $i=1, \dots, N$ 。则每个角点到目标质心的距离表示为:

$$r_i = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2} \text{ 或 } r_i = \rho_i, \quad (2)$$

其中:  $(x_0, y_0)$  表示目标质心的坐标,用  $r_{\max}$  表示角点到质心的最大距离,将每个  $r_i$  除以  $r_{\max}$ ,得到归一化的  $\tilde{r}_i$ ,即:

$$\tilde{r}_i = \frac{r_i}{r_{\max}} = \frac{\rho_i}{\rho_{\max}}. \quad (3)$$

用于目标识别的特征要求具有 RST 不变性,下面说明  $\tilde{r}_i$  的 RST 不变性:

1) 平移不变性:当目标在图像中平移  $(\Delta x, \Delta y)$  时,其质心也作相同平移,因此平移后的  $\tilde{r}_i$  不变;

2) 比例不变性:当目标变为原来的  $k$  倍后,在极坐标下  $\tilde{r}_i = \frac{\rho_i'}{\rho_{\max}'} = \frac{k\rho_i}{k\rho_{\max}} = \frac{\rho_i}{\rho_{\max}}$ ,即比例不变;

3) 旋转不变性:在极坐标下,角点到质心的距离只与角点坐标的模值有关,与角度无关,因此  $\tilde{r}_i$  是旋转不变的。

由此可见,  $\tilde{r}_i$  具有 RST 不变性,而且  $\tilde{r}_i$  经归一化后取值的范围为  $0 \sim 1$ ,具有很好的动态范围,适于描述目标的角点特征。

### 3 特征融合及独立成分分析(ICA)

#### 3.1 矩特征及其归一化

几何矩是将图像像素灰度值看作随机变量,利用统计学方法得到的表达图像特征的量。Hu<sup>[15]</sup>利用代数不变性理论得到了 7 个矩不变量,由于这些不变量具有 RST 不变性,在平行投影下也是不变的,故常被用于图像识别和图像检索领域。由于三维目标在不同视点下投影到二维平面的过程与图像仿射变换相似<sup>[4]</sup>,因此本文将几何矩和仿射不变矩<sup>[16]</sup>作为目标的统计特征。直接计算几何矩和仿射不变矩,则动态范围较大,故本文对它们取对数后利用下式进行归一化:

$$\varphi' = \frac{\varphi - \varphi_{\min}}{\varphi_{\max} - \varphi_{\min}}, \quad (4)$$

式中:  $\varphi_{\max}$  和  $\varphi_{\min}$  分别表示矩不变量的最大值和最小值。

#### 3.2 傅里叶描述子

傅里叶描述子(Fourier Descriptor, FD)是通过目标边界像素进行离散傅里叶变换得到的,它是目标边界轮廓的频域表示。将图像轮廓像素的坐标映射到复平面上,假设图像轮廓包含  $N$  个像素,则图像轮廓像素坐标的复平面可表示为:

$$z(n) = x(n) + jy(n), n=0, 1, 2, \dots, N-1. \quad (5)$$

对上式进行离散傅里叶变换,得到目标轮廓的频域表示  $Z(k)$ :

$$Z(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} z(n) \exp\left[-\frac{j2\pi kn}{N}\right], 0 \leq k \leq N-1. \quad (6)$$

取变换结果的模值,并将  $Z(k)$  除以第一个非零的傅里叶变换系数的绝对值,得到尺度不变性,即  $FD(k) = \frac{|Z(k)|}{|Z(1)|}$  为 RST 不变量。为了更有效地刻画目标的形状特征,本文采用文献<sup>[17]</sup>的表示形式,即  $LF(k) = \|FD(k)\|/|k|$ ,通过系数  $1/|k|$  强调了低频部分。变换得到的傅里叶系数的低频部分表示目标形状的全局特征,高频部分

表示形状的局部细节特征。虽然系数选择越多,反变换后的信号与原信号的误差越小,但本文的目的在于识别目标,而不在于精确地重构原信号,而且选择的系数越多并不代表识别效果越好,反而可能会造成不利的影响<sup>[18]</sup>,因此本文选择前 10 个低频傅里叶系数,它们对应目标的总体形状特征。

### 3.3 加权特征融合及 ICA 分析

朱旭峰等<sup>[3]</sup>将归一化的 Hu 矩不变量,仿射矩不变量和傅里叶描述子直接组成了特征向量,但没有考虑 3 种特征对识别结果的贡献程度和特征之间的信息冗余。Hu 矩和仿射矩描述的是目标的全局特征;傅里叶描述子的低频成分描述了目标的全局轮廓特征,高频成分描述了目标的局部特征;角点特征则表达了目标的局部信息。因此不同的特征对目标识别的贡献不同,本文采用类间散布矩阵和类内散布矩阵的迹的大小衡量构成特征向量 4 种特征的权重。

设样本空间中有  $c$  类共  $M$  个样本,表示为  $\mathbf{x}_k$ ,每类有  $N_i$  个样本,则类内散布矩阵  $\mathbf{S}_w$  和类间散布矩阵  $\mathbf{S}_b$  分别表示为:

$$\mathbf{S}_w = \sum_{i=1}^c \sum_{\mathbf{x}_k \in N_i} (\mathbf{m}_i - \mathbf{x}_k)(\mathbf{m}_i - \mathbf{x}_k)^T, \quad (7)$$

$$\mathbf{S}_b = \sum_{i=1}^c N_i (\mathbf{m}_i - \mathbf{m})(\mathbf{m}_i - \mathbf{m})^T, \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{m}_i$  表示类内样本均值;  $\mathbf{m}$  表示总体样本均值。从  $\mathbf{S}_w$  和  $\mathbf{S}_b$  的表示形式可以看出,它们实质是协方差矩阵,对角线上的元素表示类内样本的分散度或该类相对于总体的分散度,而非对角线上的元素表示样本的冗余度,因此可以利用  $\mathbf{S}_w$  和  $\mathbf{S}_b$  的迹作为权重来组合特征:

$$\omega_i = \frac{\text{tr}(\mathbf{S}_w^{(i)} + \mathbf{S}_b^{(i)})}{\text{tr}(\mathbf{S}_w + \mathbf{S}_b)}, \quad (9)$$

式中:  $\text{tr}(\ )$  表示取矩阵的迹,  $i=1, 2, 3, 4$ , 分别表示 Hu 矩特征、仿射矩特征、傅里叶描述子特征和角点特征;  $\mathbf{S}_w$  和  $\mathbf{S}_b$  表示 4 种特征总的散布矩阵;  $\mathbf{S}_w^{(i)}$  和  $\mathbf{S}_b^{(i)}$  表示每种特征的散布矩阵;  $\omega_i$  值越大,表示该特征对识别结果的贡献越大。设融合后的特征向量可表示为:

$$\mathbf{I} = \{ \omega_1 \mathbf{I}_{\text{Hu}}, \omega_2 \mathbf{I}_{\text{Affine}}, \omega_3 \mathbf{I}_{\text{Fourier}}, \omega_4 \mathbf{I}_{\text{Corner}} \}. \quad (10)$$

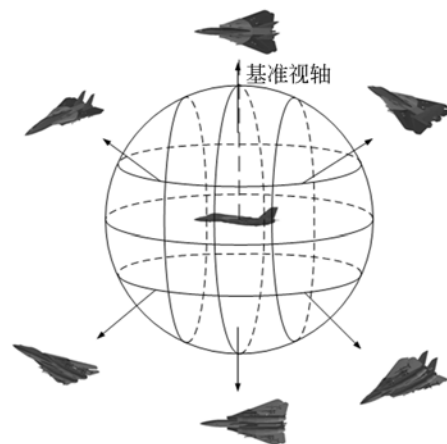
本文所采用的 4 种特征之间存在信息冗余,且各特征之间互不独立,但其维数并不高,以图 2(a) 中飞机为例,最终其特征向量维数为 36,并不

需要主成份分析(PCA)处理,且 PCA 只是去除了特征之间的相关性,降低了特征向量的维数,但得到的特征之间并不是相互独立的。相比于 PCA,ICA 利用的是特征的高阶统计特性,处理后的特征之间不仅互不相关,而且统计独立,从而更有效地利用了数据在统计关系上的本质特征。设加权融合后的维特征向量为  $\mathbf{I} = (i_1, i_2, \dots, i_m)^T$ ,  $\mathbf{I}$  是由  $n$  个相互独立源信号  $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$  线性混叠而成,则有  $\mathbf{I} = \mathbf{A}\mathbf{s}$ 。其中:  $\mathbf{A}$  为混叠矩阵,向量  $\mathbf{s}$  即为最终需求的相互独立的特征向量。利用 FastICA 算法<sup>[19]</sup>可求得独立特征向量  $\mathbf{s}$  的最佳估计  $\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{I}$ 。其中:  $\mathbf{W} = \mathbf{A}^{-1}$  为分离矩阵。在本文中,直接将由 ICA 得到的相互独立的特征向量  $\mathbf{s}$  作为分类器的输入。

## 4 实验结果与分析

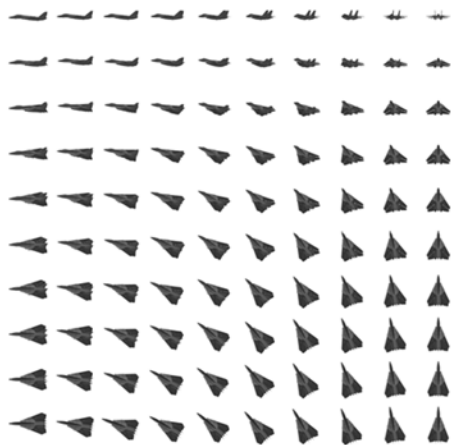
### 4.1 构建实验数据样本

对于三维目标识别问题,利用多个二维投影视图描述三维目标,可以将三维目标识别问题转化到二维中来。视面图<sup>[20]</sup> (Aspect Graph) 就是一种将三维目标用多个二维投影视图表示的方法,但其庞大的视面数量给视面检索带来困难。陈晓飞<sup>[11]</sup>以三维目标为中心,对视点进行限制,并将目标可见表面相同的投影合并到一个视区,从而简化了三维目标的建模方法。在图 3(a) 中,将目标置于单位观测球的中心,沿球面观测点到球心的方向进行投影,得到部分视点下的二维投影图,图 3(b) 为 F14 战斗机在不同视点下的二维



(a) 单位观测球

(a) Observation unit ball



(b)不同视点下 F14 的二维投影

(b) 2D projection of F14 under different views

图 3 三维目标的二维投影

Fig. 3 2D projection of 3D object

投影图。

考虑到靶场测量中经纬仪或遥感相机获取图像的特点,本文对有限视点下的三维目标进行投影,得到验证算法所需的二维图像库。选用普林斯顿大学三维模型库(Princeton Shape Benchmark)<sup>[21]</sup>中的 4 种飞机目标和 4 种坦克目标,以图 3 中观测球球心到北极点的直线作为基准视轴,从北纬 90°到北纬 60°,纬度每隔 5°,经度每隔 5°对三维目标进行一次投影,每个目标最终得到

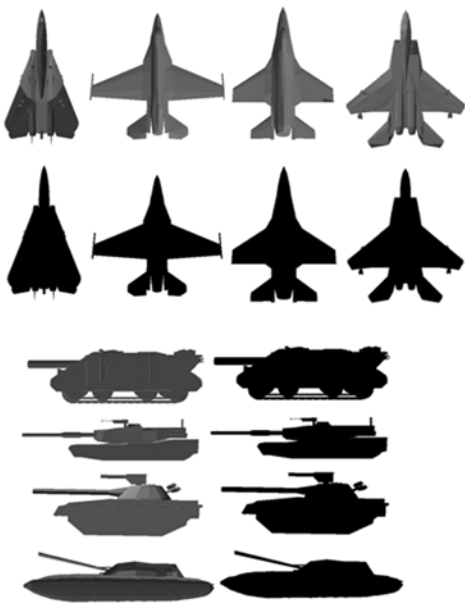


图 4 实验所用目标灰度图及其二值图

Fig. 4 Grayscale and binary images of objects used in experiment

$7 \times 72 = 504$  幅图像样本,样本大小为  $128 \times 128$ 。实验所用的 8 种目标的基准视轴投影的灰度图和二值图如图 4 所示。

#### 4.2 实验结果与分析

本文实验平台为 Pentium(R)4 CPU 3.00 GHz,3.01GHz,MatlabR2008a,利用 LibSVM 工具箱完成分类任务<sup>[22]</sup>。

实验一:采用 4 种特征——对飞机样本和坦克样本进行分类,并与本文算法的分类结果进行比较。在每类目标中随机选取 252 幅图像作为训练样本,剩余的 252 幅图像作为测试样本。采用“一对一(one-versus-one)”的 SVM 分类器处理样本,分类结果如表 1 所示,表中  $t_{avg}$  表示处理单幅图像的平均耗时。

表 1 单一特征与特征融合的平均识别正确率

Tab. 1 Average recognition accuracy of signal

目标类型	feature and fusion feature					(%)
	HM	AM	FD	CD	文献[3]	加权融合
飞机	84.54	72.74	86.26	87.78	89.36	96.85
坦克	86.28	70.56	84.35	88.64	90.20	94.69
$t_{avg}/s$	0.28	0.19	0.02	0.51	1.14	1.32

从表 1 可以看出,无论对于飞机目标还是坦克目标,单独采用一种特征对目标进行识别都比采用特征融合的方法的识别正确率低。因为单一特征仅描述了目标的某些方面的特性,并不能全面表达目标特性,Hu 不变矩和仿射不变矩仅使用了目标的低阶统计特性,没有考虑目标的高阶统计特征,且仿射不变量只有 3 个,因此其识别率与采用其他特征相差较大;角点特征仅描述了目标的局部变化特征,傅里叶描述子的低频系数描述了目标轮廓的全局特征,忽略了高频细节信息。采用文献[3]的方法直接融合 4 种特征之后,对目标的描述更为全面,从而提高了识别正确率,但其没有考虑不同特征之间的冗余。而本文算法考虑了各特征对识别结果的影响,采用加权融合并通过 ICA 分析得到相互独立的特征分量,所以比文献[3]的识别效果更好,单幅图像的平均处理时间也满足经纬仪实时目标识别系统的要求。

实验二:由于针对目标轮廓的矩特征表示目标的局部信息,而提取目标内部区域的矩特征表示目标的全局信息<sup>[7]</sup>,因此本实验比较目标局部

特征与全局特征以及融合局部和全局特征对识别结果的影响。实验中利用 Hu 不变矩和仿射不变矩提取目标的区域统计特征,即目标的全局特征,并对这两种特征进行加权组合;提取目标轮廓的角点特征和傅里叶描述子的 10 个低频系数,即目标的局部特征,并对这两种特征进行加权组合;最后采用本文的算法与上面两组实验进行对比。训练集和测试集的划分与实验一相同,实验结果如表 2 所示,表中  $t_{avg}$  表示处理单幅图像的平均耗时。

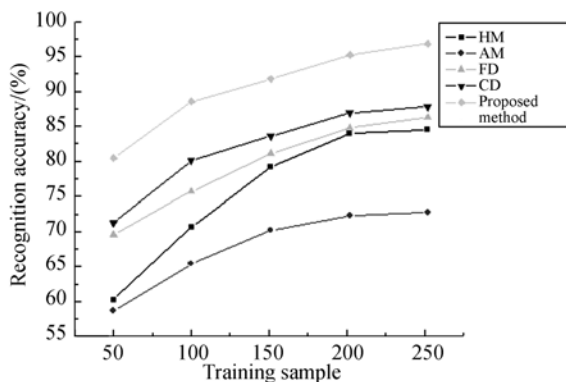
表 2 局部特征与全局特征及其融合特征的平均识别正确率

Tab. 2 Average recognition accuracy of local, global and fusion features (%)

目标类型	HM+AM	FD+CD	加权融合
飞机	86.75	89.96	96.85
坦克	89.62	91.25	94.69
$t_{avg}/s$	0.50	0.55	1.32

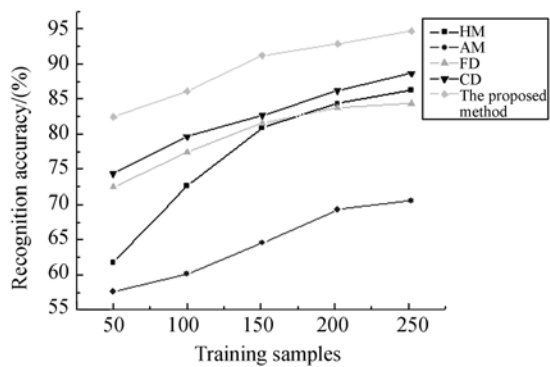
从表 2 可以看出,与实验一中单一的局部或全局特征相比, Hu 矩和仿射不变矩组合以及傅里叶描述子和角点特征组合识别结果的识别正确率均有所提高。低频傅里叶系数和角点特征都只描述了目标外形轮廓的变化,对目标内部的变化表达不足;区域统计矩只是从全局上描述了目标内部的变化,对局部细节特征表达不足;加权融合全局和局部特征后,则能综合全局和局部描述子的优点,克服各自的缺点,从而全面地表达目标信息,提高了识别的正确率。

实验三:考虑不同训练样本对识别结果的影响,对于每类目标样本,分别选择其中的 50



(a) 飞机样本

(a) Aircraft



(b) 坦克样本

(b) Tank

图 5 不同训练样本对识别结果的影响

Fig. 5 Effect of different training samples on recognition results

(10%)、100(20%)、151(30%)、202(40%)、252(50%)作为训练样本,剩余的作为测试样本,对比了单一特征和本文算法在不同训练样本下的平均识别正确率,实验结果如图 5 所示。

从图中可以看出,无论对于飞机目标还是坦克目标,在不同训练样本划分的情况下,本文提出的方法的识别准确率均高于采用单一特征的方法,当训练集只有总体样本的 10% 时,本文提出的方法仍能获得 80% 以上的正确识别率。

## 5 结 论

本文分析了不同视点下三维目标的识别问题。针对角点特征,提出了一种采用骨架约束提取目标特征角点的方法;通过分析单一特征在目标表达方面的缺陷,提出了一种融合多种特征的识别算法。该方法提取目标的几何不变矩、仿射不变矩、傅里叶描述子和角点特征,并采用散布矩阵的迹对这 4 种特征进行加权组合,对组合后的特征向量进行 ICA 分析,得到独立特征分量,最后采用 SVM 对飞机目标和坦克目标进行分类。实验结果表明,本文所提出的算法比采用单一特征识别的识别效率高,而且采用加权融合的正确率高于直接融合的,当采用较小的训练样本划分时,本文提出的算法仍能获得很好的识别效率,可以满足经纬仪实时目标识别系统的要求。

## 参考文献:

- [1] 曹健. 显著角点特征在三维模型检索中的应用[J]. 计算机仿真, 2012, 29(12): 321-324.  
CAO J. Application of salient corner features in 3D model retrieval [J]. *Computer Simulation*, 2012, 29(12): 321-324. (in Chinese)
- [2] ALYUZ N, GOKBERK B, AKARUN L. 3-D Face recognition under occlusion using masked projection [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2013, 8(5): 789-802.
- [3] 朱旭峰, 马彩文, 刘波. 基于特征级融合和支持向量机的飞机识别[J]. 光电子·激光, 2011, 22(11): 1710-1713.  
ZHU X F, MA C W, LIU B. Aircraft recognition scheme based on feature fusion and support vector machine [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2011, 22(11): 1710-1713. (in Chinese)
- [4] 丁昊, 李旭东, 赵慧洁. 基于 SVDD 的三维目标多视点视图建模[J]. 北京航空航天大学学报, 2012, 38(11): 1517-1521.  
DING H, LI X D, ZHAO H J. Method of multi-view modeling for 3D target based on SVDD [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2012, 38(11): 1517-1521. (in Chinese)
- [5] 朱旭峰, 马彩文. 基于多不变量和多分类器融合的飞机识别[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(7): 1621-1627.  
ZHU X F, MA C W. Aircraft recognition based on multiple classifier fusion with multiple invariants [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2011, 32(7): 1621-1627. (in Chinese)
- [6] 薛鹏飞, 胡玉兰. 小波和仿射不变矩的目标特征提取方法研究[J]. 沈阳理工大学学报, 2012, 31(3): 11-14.  
XUE P F, HU Y L. Method of feature extraction of the target based on wavelet moment and affine invariant moment [J]. *Journal of Shenyang Ligong University*, 2012, 31(3): 11-14. (in Chinese)
- [7] SINGH CH D, POOJA. Local and global features based image retrieval system using orthogonal radial moments [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2012, 50: 655-667.
- [8] 易盟, 郭宝龙, 张旭. 基于复合 Zernike 矩相角估计的图像配准[J]. 光学精密工程, 2012, 20(5): 1117-1125.  
YI M, GUO B L, ZHANG X. Image registration based on complex Zernike moment phase angle estimation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(5): 1117 - 1125. (in Chinese)
- [9] 杨云, 岳柱. 基于融合图像轮廓矩和 Harris 角点方法的遮挡人体目标识别研究[J]. 液晶与显示, 2013, 28(2): 273-277.  
YANG Y, YUE ZH. Human body target recognition under occlusion based on fusion of image contour moment and harris angular points [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(2): 273-277. (in Chinese)
- [10] 许强, 马登武. 傅里叶描述子与角点相结合的形状匹配[J]. 光电工程, 2013, 40(6): 123-128.  
XU Q, MA D W. Shape matching combining corner with Fourier descriptor [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2013, 40(6): 123-128. (in Chinese)
- [11] 陈晓飞. 基于骨架的目标表示和识别技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2004.  
CHEN X F. *Research on object representation and recognition techniques based on skeleton* [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2004. (in Chinese)
- [12] 王巍, 赵红蕊. 面向影响匹配的 SUSAN 角点检测[J]. 遥感学报, 2011, 15(5): 948-956.  
WANG W, ZHAO H R. The improvement of SUSAN for image matching [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2011, 15(5): 948-956. (in Chinese)
- [13] 储璐, 郭卢安政, 赵桂花. 采用环形模板的棋盘格角点检测[J]. 光学精密工程, 2013, 21(1): 189-196.  
CHU J, GUOLU A ZH, ZHAO G H. Chess-board corner detection based on circular template [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(1): 189-196. (in Chinese)
- [14] SHUI P L, ZHANG W CH. Corner detection and classification using anisotropic directional derivative representations [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(8): 3204-3218.
- [15] HU M K. Visual Pattern recognition by moment invariants [J]. *IRE Transaction on Information Theory*, 1962, 8(2): 179-187.
- [16] FLUSSER J, SUK T. Pattern recognition by affine moment invariants [J]. *Pattern Recognition*, 1993, 26(1): 167-174.
- [17] WU Y Y, WU Y Q. Shape-based image retrieval using combining global and local shape features



- [C]. CISP' 09, 2nd International Congress on Image and Signal Processing Tian Jin, China, 2009:1-5.
- [18] SWETS D, WENG J. Using discriminant eigenfeatrues for image retrieval [J]. *IEEE Trans. on PAMI*, 1996, 18 (8): 831-836.
- [19] HYVARINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10(3): 626-634.
- [20] EGGERT D, BOWYER K. Computing the perspective projection aspect graph of solids of revolution [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(2):109-128.
- [21] SHILANE P, MIN P, KAZHAN M, *et al.*. Princeton shape benchmark[S]. 2004, Available: <http://shape.cs.princeton.edu/benchmark/>.
- [22] CHANG CH CH, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines[EL]. 2001, Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>

#### 作者简介:



李平(1987—),男,四川绵竹人,博士研究生,2010年于武汉大学获得工学学士学位,主要从事数字图像处理和模式识别方面的研究。E-mail: PingLi\_Key@Hotmail.com

#### 导师简介:



魏仲慧(1961—),女,吉林长春人,研究员,博士生导师,1983年于吉林工业大学获得学士学位,主要从事图像处理、图像存储等方面的研究。E-mail: wzhlp@sohu.com

(版权所有 未经许可 不得转载)