

doi:10.3969/j.issn.1673-4785.2011.01.006

# 采用独立分量分析 Zernike 矩的遥感图像飞机目标识别

刘富<sup>1,2</sup>,于鹏<sup>1</sup>,刘坤<sup>1</sup>

(1. 吉林大学 通信工程学院,吉林 长春 130022; 2. 哈尔滨工业大学 深空探测基础研究中心,黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:**为了提高遥感图像目标自动识别系统的准确性,提出了一种新的采用独立分量分析(ICA) Zernike 矩的飞机目标识别方法。首先对分割后的目标区域进行独立分量分析处理,将待识别目标形状转换到标准形式,然后对标准化后的图像目标提取 Zernike 矩作为特征向量进行识别。通过实验表明此方法具有鲁棒性,能有效地消除遥感图像目标尺度、旋转、平移、反转和扭曲影响,能够有效地识别遥感图像飞机目标。

**关键词:**独立分量分析;Zernike 矩;遥感图像;飞机目标识别

中图分类号:TP391.41 文献标识码:A 文章编号:1673-4785(2011)01-0051-06

## Research concerning aircraft recognition of remote sensing images based on ICA Zernike invariant moments

LIU Fu<sup>1,2</sup>, YU Peng<sup>1</sup>, LIU Kun<sup>1</sup>

(1. College of Communications Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China; 2. Deep Space Exploration Research Center, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** To promote the accuracy of an automatic target recognition (ATR) system for remote sensing images, a novel feature recognition method was proposed for an airplane target based on the independent component algorithm (ICA) with Zernike invariant moments. First, the divided region of interest (ROI) was analyzed with the ICA method. Also, the shape of the target was changed to canonical form. Then, the invariant moments of normalized shapes could be extracted. They would potentially be used as a feature vector to do further recognition. The experiment demonstrates that the performance of this method is robust. It can eliminate the effects of scaling, rotation, translation, reflection, and skewing of the remote sensing image target. Furthermore, this method can recognize an airplane's target from the remote sensing images effectively.

**Keywords:** independent component algorithm (ICA); Zernike invariant moments; remote sensing images; aircraft target recognition

随着遥感技术的发展,遥感影像广泛应用于环境监测、资源调查、军事侦查等众多领域。遥感图像目标自动识别成为研究的热点,特别是军事目标的自动识别领域更是研究的重点。遥感影像在拍摄过程中,摄像机的拍照距离要远远大于景物本身的尺寸。由于遥感影像是远距离成像,因此在高空的遥感感应元件的主光轴与地面的关系可以看成是垂直关系,由摄像机透视成像原理可知同一景物目标在不同遥感图像中可以用仿射变换来近似表示<sup>[1]</sup>。

在物体识别的过程中,物体的形状是非常重要的特征之一。形状特征是图像的核心特征,也是人类视觉系统进行物体识别时所识别的关键信息之一。具有仿射不变关系的目标匹配、识别一直是物体形状特征研究的重点<sup>[2-4]</sup>。

遥感图像在提取目标物体的形状特征前,首先要对遥感图像进行预处理,消除噪声对图像的影响。然后通过阈值分割的方法将目标区域提取出来,对感兴趣区域进行处理并提取不变特征。这里提出了一种基于独立分量分析 Zernike 矩的目标形状特征识别方法。首先将分割结果进行区域连通和形态学操作,提取目标的轮廓。然后对轮廓进行独立分量分

收稿日期:2010-04-20。

基金项目:军队科研基金资助项目(9140A03040508HT0178)。

通信作者:刘富。E-mail: liufu@jlu.edu.cn。

析处理，并利用高阶中心矩将目标区域轮廓转换成标准形式。对标准化后的图像提取 Zernike 不变矩作为特征向量进行识别。实验表明具有仿射变换关系的图像经过 ICA 处理后具有一致的标准形式，本方法能够有效地实现遥感图像目标的自动识别。

## 1 仿射变换

由遥感图像的成像原理可知，同一景物在不同遥感图像中表现形式不同，这种不同可由仿射变换关系表示。1个仿射变换可以表示成1个非奇异的线性变换加上1个平移变换：

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{T}.$$

式中： $\mathbf{A}$  是仿射矩阵，满足非奇异性，即  $\det(\mathbf{A}) \neq 0$ 。该仿射矩阵用来表示图像的尺度、旋转和视角改变的程度， $\mathbf{A}$  可以分解表示成：

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} s_x & 0 \\ 0 & s_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \alpha \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}.$$

式中： $s_x, s_y, \alpha, \theta$  分别代表了变化尺度、扭曲和旋转角度； $s_x$  和  $s_y$  分别是沿着  $x$  和  $y$  轴方向的尺度变化因子。 $2 \times 1$  阶矩阵  $\mathbf{T}$  表示相对坐标平移， $\tilde{\mathbf{x}}$  是坐标  $\mathbf{x}$  经过仿射变换后的结果。这样，仿射变换可以看成是一系列变换产生的组合。

这里假设有图形  $\bar{\mathbf{Y}}$  和图形  $\mathbf{Y}$ ，两者具有仿射变换关系，可以表示为

$$\begin{bmatrix} \tilde{x}_i \\ \tilde{y}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} \\ m_{21} & m_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix}. \quad (1)$$

式中： $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$ 、 $(x, y)$  分别为图形  $\bar{\mathbf{Y}}$  和图形  $\mathbf{Y}$  上点的坐标； $t_x$  和  $t_y$  表示平移，将它们移到等式的左边可以得到：

$$\begin{bmatrix} \tilde{x}_i - t_x \\ \tilde{y}_i - t_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} \\ m_{21} & m_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix}. \quad (2)$$

由式(2)可知通过坐标平移，将坐标原点移到图形的中心<sup>[3]</sup>，就可将式(1)简化为

$$\bar{\mathbf{Y}} = \mathbf{A}\mathbf{Y}.$$

## 2 基于 ICA 的目标形状标准化

独立分量分析(independent component analysis, ICA)是盲信号分离(blind source separation, BSS)的一个重要分支<sup>[5]</sup>，它在不知道盲信号的混合矩阵和数量的情况下就能得到各个输入信号。假设存在  $N$  个独立的源信号，表示成矢量形式： $\mathbf{s}(t) = [s_1(t) \ s_2(t) \ \dots \ s_N(t)]^T, t=0,1,2,\dots$ ，以及  $M$  个观测信号  $\mathbf{x}(t) = [x_1(t) \ x_2(t) \ \dots \ x_M(t)]^T$ 。 $M$  个观测信号是由  $N$  个源信号线性瞬时混合而成的，即在每个时刻  $t$  都有如下关系式：

$$\mathbf{x}_i = \sum_{j=1}^N a_{ij} \mathbf{s}_j(t), \quad i = 1, 2, \dots, M.$$

写成向量形式为

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{As}(t).$$

ICA 用于图像特征提取的方法<sup>[6-7]</sup>通常是将  $k$  个类别的  $m$  幅图像(共  $k \times m$  幅)看作是由  $k \times m$  个统计独立的源图像经过线性混合而得到的，通过寻找分离矩阵  $\mathbf{W}$ ，得到分离的各独立分量  $\mathbf{s}$ ，并以独立分量为基向量构造特征空间，将每一幅待识别目标图像投影到特征空间，即用独立分量的线性组合表示一个目标图像。此方法多用于降低图像噪声和提取图像特征。

设  $f_x$  是待识别的目标，则

$$\mathbf{f}_x = a_1 \mathbf{s}_1 + a_2 \mathbf{s}_2 + \dots + a_{k \times m} \mathbf{s}_{k \times m}.$$

式中： $\mathbf{s}_i$  是独立分量基， $(a_1, a_2, \dots, a_{k \times m})$  则是待识别目标  $f_x$  在特征空间的投影系数，用式(3)求得：

$$(a_1, a_2, \dots, a_{k \times m}) = \mathbf{f}_x \times (\mathbf{s}^*)^{-1}. \quad (3)$$

提取投影系数作为目标提取的特征值，构造合适的分类器实现分类。

本文提出的算法是将分割后的目标形状数据转化为标准形式，使用独立分量分析和高阶中心矩来实现标准化。基于 ICA 的目标形状标准化分 2 步完成。

1) 是先对目标形状区域进行 PCA 白化处理，由上文知  $\bar{\mathbf{Y}}$  和  $\mathbf{Y}$  是具有仿射变换关系的目标图形。由文献[8]可知对具有仿射变换关系的图形区域进行 PCA 白化处理，可将它们之间的仿射变化关系转换为正交等式关系：

$$\bar{\mathbf{Y}}_b = \mathbf{Q}\mathbf{Y}_b.$$

式中： $\bar{\mathbf{Y}}_b$  和  $\mathbf{Y}_b$  分别是  $\bar{\mathbf{Y}}$  和  $\mathbf{Y}$  经过白化处理所得到的结果， $\mathbf{Q}$  是正交矩阵。可以看出图形  $\bar{\mathbf{Y}}_b$  可以由  $\mathbf{Y}_b$  经过尺度、平移等变换获得。图 1 中(a1)、(a2)和(a3)是具有仿射变换关系的图形，(b1)、(b2)和(b3)分别是(a1)、(a2)和(a3)经过 PCA 白化处理后的结果。

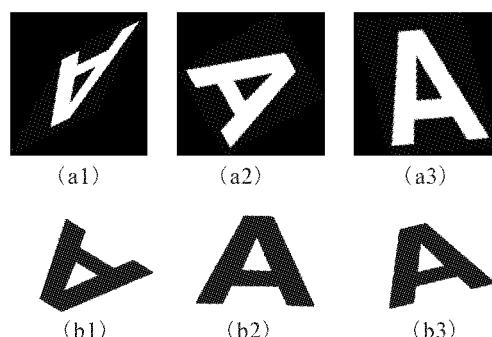


图 1 形状图片和经过 PCA 白化处理结果

Fig. 1 Shape pictures and processing results by PCA whitening

2) 采用快速独立分量分析算法(FastICA)<sup>[9]</sup>,求得矩阵  $\mathbf{Q}$ . 这里如果假设  $\tilde{\mathbf{Y}}_b$  为标准型, 根据求得的矩阵  $\mathbf{Q}$  可将  $\mathbf{Y}_b$  转化为  $\tilde{\mathbf{Y}}_b$ . 同理可知任意具有仿射变换关系的图形均可由 ICA 转化为统一的标准形式.

假设信号源含有 2 个独立分量, 有 2 个观测信号的独立分量分析模式为

$$\mathbf{x}[k] = \mathbf{M} \cdot \mathbf{i}[k].$$

式中:  $\mathbf{i}[k] = [\mathbf{i}_1[k] \ \mathbf{i}_2[k]]^T$  表示是 2 个独立信号源的矢量表示形式;  $\mathbf{x}[k] = [\mathbf{x}_1[k] \ \mathbf{x}_2[k]]^T$  是 2 个观测信号的矢量表示形式;  $k$  是索引数据;  $\mathbf{M}$  是一个  $2 \times 2$  的混合矩阵. 如果观测信号  $\mathbf{x}[k]$  已知, 就可以通过 ICA 算法计算出 2 个独立状态分量  $\mathbf{i}_1[k]$ 、 $\mathbf{i}_2[k]$ . 如果观测信号  $\mathbf{x}_1[k]$ 、 $\mathbf{x}_2[k]$  是待识别目标形状区域坐标, 而  $\tilde{\mathbf{x}}_1[k]$  和  $\tilde{\mathbf{x}}_2[k]$  是与目标形状有仿射变换关系的坐标, 通过公式, 有

$$\tilde{\mathbf{x}}[k] = \tilde{\mathbf{M}} \cdot \mathbf{i}[k]. \quad (4)$$

式中:  $\tilde{\mathbf{M}}$  是一个由  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{M}$  构成的新的混合矩阵, 对于式(4)通过 ICA 能够得相同的独立分量  $\mathbf{i}[k] = [\mathbf{i}_1[k] \ \mathbf{i}_2[k]]^T$ , 无论是  $\mathbf{x}$  还是  $\tilde{\mathbf{x}}$  的独立分量都是相同的. 将计算出的独立分量  $\mathbf{i}_1[k]$  和  $\mathbf{i}_2[k]$  作为目标形状标准形式的像素坐标, 得到新的目标标准形状  $\tilde{\mathbf{Y}}_c$ , 即上文中的  $\tilde{\mathbf{Y}}_b$ .

从图 2 可以看到具有仿射关系的图形经过独立分量分析处理后得到的图像之间有旋转, 采用三阶中心距将经过 ICA 处理后的形状坐标转化到一致的标准形式<sup>[10]</sup>. 计算公式如下:

$$\tilde{\mathbf{Y}}_{cc} = \begin{bmatrix} \operatorname{sgn}(u_{1,2}) & 0 \\ 0 & \operatorname{sgn}(u_{2,1}) \end{bmatrix} \tilde{\mathbf{Y}}_c.$$

式中:  $\tilde{\mathbf{Y}}_c$  是经过 ICA 处理后的图形像素坐标;  $\tilde{\mathbf{Y}}_{cc}$  是经过三阶中心距转化后的目标标准形式. 定义三阶中心距  $u_{1,2}$ 、 $u_{2,1}$  为:

$$u_{1,2} = m_{12} - 2\beta m_{11} - \alpha m_{02} + 2\beta^2 m_{10};$$

$$u_{2,1} = m_{21} - 2\alpha m_{11} - \beta m_{20} + 2\alpha^2 m_{01}.$$

式中:  $m_{pq}$  是目标形状的二维矩, 定义为

$$m_{pq} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i^p y_i^q;$$

$$\alpha = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \beta = \frac{m_{01}}{m_{00}},$$

$\alpha$  和  $\beta$  即是给定目标形状的重心坐标值. 因为采用的是 FastICA 算法, ICA 处理过程是从初始矩阵  $\mathbf{Q}(0)$  开始的, 由于  $\mathbf{Q}(0)$  的不确定性使得  $\tilde{\mathbf{Y}}_{cc}$  可能存在关于直线  $y=x$  对称的 2 种可能, 利用三阶中心矩的性质执行以下操作:

$$\tilde{\mathbf{Y}}_R = \begin{cases} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \tilde{\mathbf{Y}}_{cc}, & |u_{1,2}| > |u_{2,1}|; \\ \tilde{\mathbf{Y}}_{cc}, & \text{其他.} \end{cases}$$

这样就能确保  $\tilde{\mathbf{Y}}_R$  是具有仿射关系的图形的标准形式. 图 2 中(a1)、(b1)和(c1)是具有仿射关系的图像, (a2)、(b2)和(c2)是经过 ICA 处理后的图像, (a3)、(b3)和(c3)是经过三阶中心矩旋转之后的图像. 可以看到经过 ICA 处理和高阶矩旋转之后的图形具有一致的标准形式.

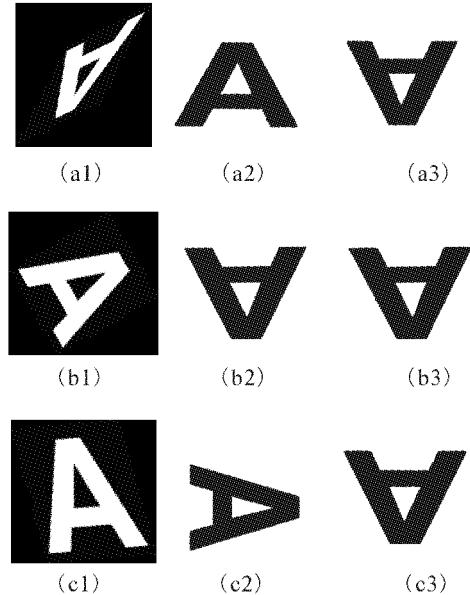


图 2 形状图片和经过 ICA 处理的标准型  
Fig. 2 Shape pictures and normalized results by ICA

### 3 基于标准化形状的不变矩特征提取

Zernike 矩特征具有旋转不变性等特征, 目前已在目标识别领域中得到较为广泛的研究应用<sup>[11]</sup>. Zernike 多项式是  $\{(V_{pq}(x,y)\} = R_{pq}(r)e^{iq\theta}$ , 其中  $R_{pq}$  是实值径向多项式设. 设  $f(x,y)$  是图像亮度函数,  $n$  阶的 Zernike 矩定义为

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \iint_{x^2+y^2 \leqslant 1} [V_{nm}(x,y)][f(x,y)] dx dy.$$

Zernike 矩具有旋转不变性、对噪声的健壮性、没有信息冗余和表示方法有效等优点. 这里提取标准形式的前 36 个 Zernike 矩作为特征向量进行识别. 图 3 中(a)、(b)和(c)是对图 2 中标准形式(a3)、(b3)和(c3)提取的 Zernike 矩. 实验结果表明经过 ICA 标准化后, 得到具有仿射关系的图形的 Zernike 矩非常相似, 可以大大减少仿射变换对识别的影响.

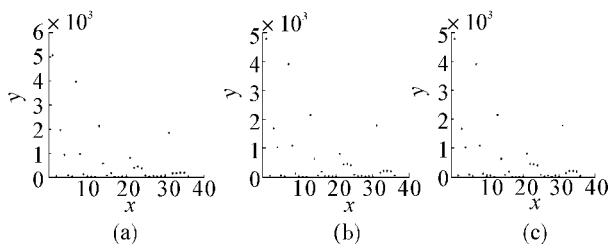


图3 标准型提取的Zernike不变矩

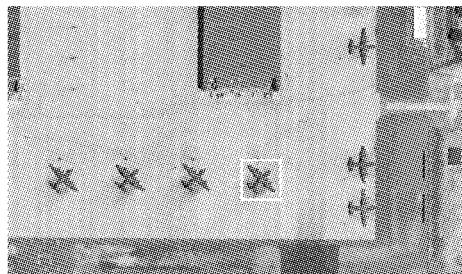
Fig.3 Zernike invariant moments extraction based on normalized model

## 4 实验结果及分析

### 4.1 实验1

实验采用基于图像特征的匹配方法对飞机目标进行识别。实验共采用了80幅卫星图像数据,对180个飞机目标进行识别,所用数据为QuickBird卫星图像,图像分辨率为0.64 m。飞机形状提取采用的方法是改进区域分割方法<sup>[12]</sup>,使用快速ICA算法完成目标形状的标准化,采用最小欧氏距离准则的特征匹配实现分类。

图4和图5是含有相同型号飞机的不同卫星遥感图片处理结果,图6是含有不同型号飞机的卫星图片处理结果。图4(b)、图5(b)和图6(b)分别是飞机目标形状经过ICA处理后的标准形式;图4(c)、图5(c)和图6(c)是对标准形式图像提取的Zernike不变矩特征。



(a) 某型号飞机遥感图像

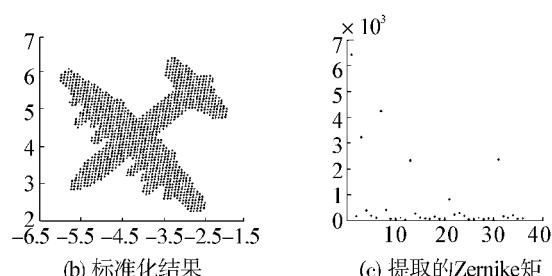
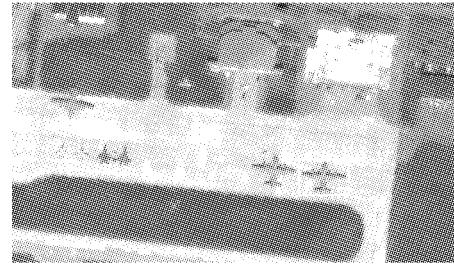


图4 实验结果1

Fig.4 The results of experiment 1



(a) 相同型号飞机遥感图像

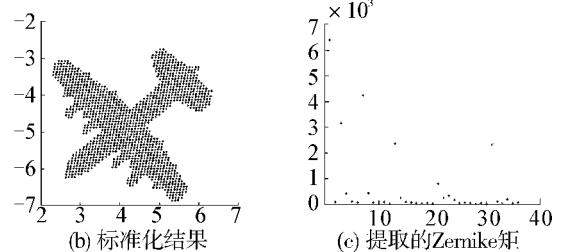
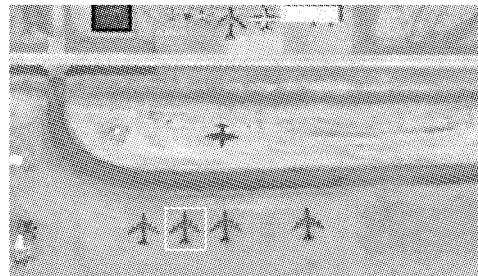


图5 实验结果2

Fig.5 The results of experiment 2



(a) 不同型号飞机遥感图像

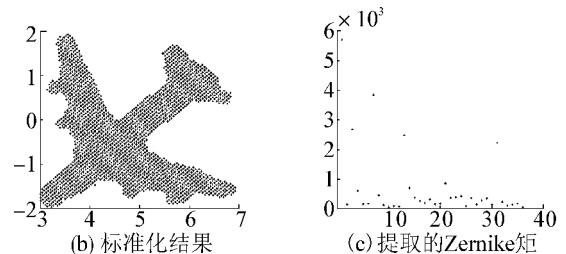


图6 实验结果3

Fig.6 The result of experiment 3

实验结果分析:可以看到在不同遥感图像中的同一型号飞机的ICA标准形式相似,同一类型飞机的Zernike矩几乎相同的;同时也可以看到不同型号飞机的Zernike矩有明显不同,提取的特征具有良好的可分性。本实验正确识别飞机174个,识别率为96.7%,实验结果表明本方法是一种有效的遥感图像飞机目标识别算法。

### 4.2 实验2

本实验的图片是从卫星图片中分割出的5种型号飞机的形状,如图7。对飞机形状进行仿射变换,分别取仿射变换的参数: $\theta \in \{0^\circ, 30^\circ, 60^\circ, 108^\circ\}$ 、 $(s_x = s_y = 1)$ 、 $(s_x = s_y = 2)$ 、 $(s_x = 1, s_y = 2)$ 、 $\alpha \in \{0,$

$0.25, 0.5, 0.75\}$ , 每种飞机得到 48 种经过尺度变换和角度变换的测试样本图像, 共得到 240 幅测试样本图像.



图 7 从卫星图片中分割出的 5 种型号飞机形状

Fig. 7 The 5 kinds of plane contour divided from sensing images

图 8 为遥感图像飞机形状仿射变化结果, (a) 的变换参数为  $\theta = 0^\circ, s_x = s_y = 1, \alpha = 0$ ; (b) 的变换参数为  $\theta = 30^\circ, s_x = s_y = 1, \alpha = 0.25$ ; (c) 的变换参数为  $\theta = 60^\circ, s_x = s_y = 2, \alpha = 0.75$ ; (d) 的变换参数为  $\theta = 108^\circ, s_x = s_y = 2, \alpha = 0.5$ ; (e) 的变换参数为  $\theta = 108^\circ, s_x = 1, s_y = 2, \alpha = 0$ .

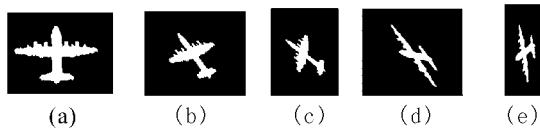


图 8 飞机形状仿射变换结果

Fig. 8 The results of affine transform

分别使用本文提出的基于 ICAZernike 不变矩、Zernike 不变矩<sup>[13]</sup>、ICA 不变矩<sup>[5]</sup>和仿射不变矩<sup>[10]</sup>作为特征向量, 设计神经网络分类器进行识别, 验证各种方法的分类效果, 识别结果如表 1 所示.

表 1 实验结果

Table 1 The results of experiment %

特征向量	ICAZernike 不变矩	Zernike 矩	仿射不变矩	ICA 不变矩
正确率	95.41	42.08	85.83	72.50

实验结果分析: 通过实验可以看到 ICAZernike 矩比其他不变矩表现好, 经典 Zernike 矩对图像尺度变化和旋转是不变的, 但无法消除扭曲对图像的影响. 本文算法相对于经典 Zernike 矩利用 ICA 标准化消除了仿射变换关系图像中尺度变换和图像扭曲的影响, 所以分类效果好.

我们也可以看到本文算法识别率高于 ICA 不变矩, 这是因为在提取 ICA 不变矩时, 提取的是待识别图像在全部独立分量为基向量的特征空间中的投影系数, 将投影系数作为目标识别的特征量, 这就使得这种方法易受到噪声的干扰. 而在本文提出的算法中, 使用的是前 36 个 Zernike 矩, 从而消除了高阶噪声的影响. 实验结果表明 ICAZernike 矩优于其他不变矩.

## 5 结束语

本文提出了一种采用独立分量分析 Zernike 矩的飞机目标识别方法, 该方法基于目标分割, 对目标区域进行独立分量分析处理并利用高阶中心矩将目标形状转换成标准形式, 提取 Zernike 不变矩作为特征向量进行飞机目标识别. 实验结果证明, 该方法性能鲁棒、抗干扰性能好、识别率高, 能够准确识别高分辨率遥感图像中的飞机目标. 随着遥感技术的不断发展, 遥感图像分辨率越来越高, 能够获得更准确、更完善的飞机轮廓, 提出的方法将具有更高的实际应用价值. 下一步的工作是利用本文方法运算速度快、准确率高的特点, 将算法应用于实时遥感图像的飞机目标自动识别, 也可扩展到其他目标的自动识别.

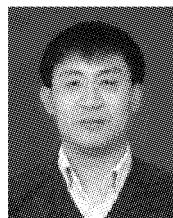
## 参考文献:

- [1] 安玮, 李宏, 徐晖, 等. 模式识别中的透射变换与仿射变换[J]. 系统工程与电子技术, 1999, 21(1): 57-62.  
AN Wei, LI Hong, XU Hui, et al. Projective transformation and affine transformation in pattern recognition [J]. Systems Engineering and Electronics, 1999, 21(1): 57-62.
- [2] ZULIANI M, BHAGAVATHY S, MANJUNATH S. Affine-invariant curve matching [C]//IEEE International Conference on Image Processing. Singapore, 2004, 5: 3041-3044.
- [3] AVRITRIS Y, XIROUHAKIS Y, KOLLIAS S. Affine-invariant curve normalization for object shape representation, classification and retrieval [J]. Machine Vision and Applications, 2001, 13(2): 80-94.
- [4] WOLOVICH W A, UNEL M. The determination of implicit polynomial canonical curves[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(10): 1080-1090.
- [5] LEE T W. Independent component analysis—theory and applications [M]. Boston, USA: Kluwer Academic Publishers, 1998: 87-109.
- [6] LEE J J, UDDIN M Z, KIM T S. Spatiotemporal human facial expression recognition using fisher independent component analysis and hidden Markov model [C]//The 30th Annual International IEEE EMBS Conference. Vancouver, Canada, 2008: 2546-2549.
- [7] LI Yunxia, FAN Changyuan. Face recognition by nonnegative independent component analysis [C]//2009 Fifth International Conference on Natural Computation. Tianjin, China, 2009, 2: 555-558.
- [8] FUKUNAGA K. Introduction to statistical pattern recognition [M]. 2nd ed. San Diego, USA: Academic Press,

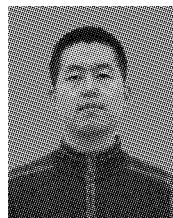
- 1990; 417-425.
- [9] HYVRINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 626-634.
- [10] 王晓红, 赵荣椿. 矩技术在计算机图像学中的应用综述 [J]. 中国体视学与图像分析, 2002, 7(1): 53-57.  
WANG Xiaohong, ZHAO Rongchun. Moment technique applications in computer image science: a review[J]. Chinese Journal of Stereology and Image Analysis, 2002, 7 (1): 53-57.
- [11] KHOTANZAD A, HONG Y H. Invariant image recognition by Zernike moments[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(5): 489-497.
- [12] 郑楠. 遥感图像中飞机目标的识别分类算法研究[D]. 长春: 吉林大学电子科学与工程学院, 2007.  
ZHENG Nan. Algorithm research for aircraft recognition and classification in remote sensing images [D]. Changchun: College of Electronic Science and Engineering, Jilin University, 2007.
- [13] 郝敏, 麻硕士, 侯振杰. Zernike 矩的不变性与计算实现 [J]. 内蒙古农业大学学报, 2009, 30(2): 222-225.  
HAO Min, MA Shuoshi, HOU Zhenjie. Invariance analysis and computation implementation of Zernike moments[J].

Journal of Inner Mongolia Agricultural University, 2009, 30(2): 222-225.

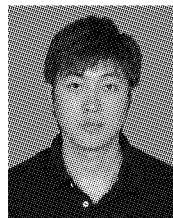
#### 作者简介:



刘富,男,1968年生,教授、博士生导师,主要研究方向为计算机视觉、模式识别等。承担国家“863”计划项目等30余项,获得发明专利2项,发表学术论文40余篇。



于鹏,男,1978年生,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉、模式识别。



刘坤,男,1985年生,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉、模式识别。

## 2011 中国智能(产业)博览会 China International Intelligent Industries Expo 2011

2011. 9. 16—18 北京全国农业展览馆

为贯彻落实温家宝总理提出“感知中国”的科技纲领,推进国家“十二五”建设的新举措,激发广大科技工作者投身建设创新型国家的积极性和创造热情,进一步推动智能科学技术担当起信息化向智能化高端发展进程中的历史重任,欣逢纪念中国人工智能学会成立30周年和世界人工智能科学诞生55周年,经中国科学技术协会批准,得到国家科学技术部、工业和信息化部、教育部、住房和城乡建设部、中国科学院、中国工程院、国家自然科学基金委员会悉心指导,由中国人工智能学会主办,中国电子学会、中国计算机学会、中国通信学会、中国自动化学会、中国系统仿真学会、中国仪器仪表学会、中国图象图形学学会、中国中文信息学会、中国计算机用户协会支持合作,北京东方炬峰展览有限公司承办的“首届中国智能博览会”(简称智博会)将于2011年9月16—18日在北京全国农业展览馆盛大开幕。届时,本届“智博会”组委会将诚邀科技、教育、农业、机械、轻工、通信、电力、交通、建筑、金融、卫生、安全、国防等专业领域的政府官员、专家学者、国际友人和企业精英参会,共同见证与分享“智能体验·智慧生活”的核心主题。

本届智博会将秉承和弘扬理解、交流、创新与合作的智博理念,向社会各界传达智能科技和智慧生活的最新信息,展现丰富多彩的智能新型能源、创新成果、新兴产业以及智慧生活体验,搭建智能产业与科技民生的桥梁,激发广大热爱智能科学技术的有志之士相互交流,以及实现更美好生活的强烈愿望,深入探讨智能化进程中的多元时代现象,广泛推进学术、科技、工程、产业以及资本合作的多边共赢之路,关注全球重大问题给国际社会和科技民生带来的挑战和影响,共同展望物联网、云计算、智能电网、智能交通、智能通信、智能计算机、智能机器人、智能建筑等智能化领域的美好未来。

网址: [www.ciiie.com.cn](http://www.ciiie.com.cn)