

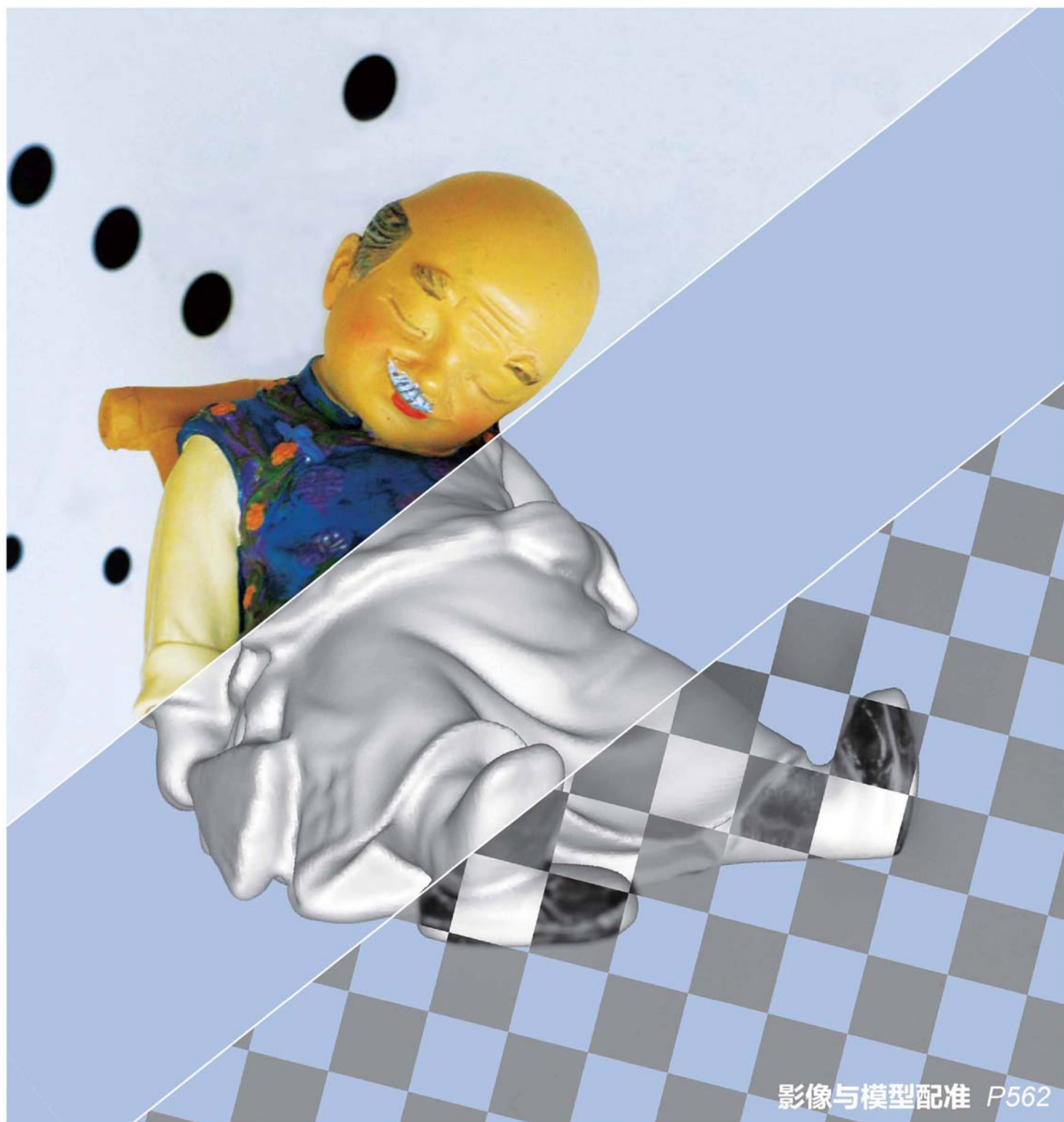


主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所  
中国图象图形学学会  
北京应用物理与计算数学研究所

# 中国图象图形学报

2014  
04  
VOL.19

ISSN1006-8961  
CN11-3758/TB



影像与模型配准 P562



第19卷第4期（总第216期）

2014年4月16日

中国精品科技期刊  
中国国际影响力优秀学术期刊  
中国科技核心期刊

## 版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

## Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所  
中国图象图形学学会  
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司  
(邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048)

印刷装订 北京科信印刷有限公司

**Journal of Image and Graphics**

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS  
China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of  
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation  
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China))

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

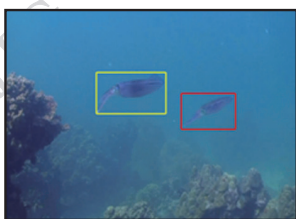
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

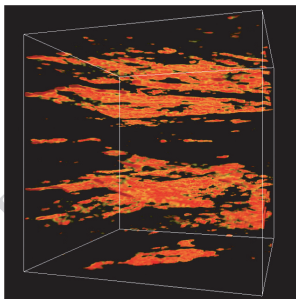
国内定价 50.00元



面泊松融合结合色彩变换的无缝纹理辐射处理(第512页)



融合视觉深度的特征计算与水下目标跟踪(第534页)



针对全空子数据体的GPU体绘制(第577页)

**图像处理和编码**

- 梯度矢量扩散控制实现边缘保持的彩色图像去噪  
贾迪, 孟祥福, 张一飞, 董娜, 李思慧 ..... 0493
- 联合矩阵F范数的低秩图像去噪  
刘新艳, 马杰, 张小美, 胡钊政 ..... 0502
- 面泊松融合结合色彩变换的无缝纹理辐射处理  
周漾, 郑顺义, 黄荣永, 马电 ..... 0512
- 改进的局部方向模式纹理表示方法  
刘海军, 常东超, 张凌宇 ..... 0520
- 图像插值空间大容量可逆数字水印算法  
王继军 ..... 0527

**图像分析和识别**

- 融合视觉深度的特征计算与水下目标跟踪  
王慧斌, 程勇, 陈哲 ..... 0534
- 融合颜色属性和空间信息的显著性物体检测  
徐丹, 唐振民, 徐威 ..... 0541
- 采用人工鱼群的改进广义Hough变换目标定位  
李志, 谢强 ..... 0549
- 非规则弯曲形变的不变量表示  
李国祥, 夏国恩 ..... 0556

**图像理解和计算机视觉**

- 小物体3维重建中影像与几何模型的配准  
郑顺义, 王晓南 ..... 0562
- 像素聚类改进二进制描述子鲁棒性  
惠国保, 李东波 ..... 0569

**计算机图形学**

- 针对全空子数据体的GPU体绘制  
李国和, 段忠祥, 吴卫江, 洪云峰, 刘智渊, 程远 ..... 0577

**医学图像处理**

- 基于无损水印的医学图像篡改检测和质量恢复  
邓小鸿, 陈志刚, 毛伊敏 ..... 0583

**遥感图像处理**

- 特征点和不变矩结合的遥感图像飞机目标识别  
曾接贤, 付俊, 符祥 ..... 0592
- 结合稀疏识别的自适应Wallis滤波在高分辨率影像控制点匹配中的应用  
耿蕾蕾, 孙权森, 纪则轩, 刘佑鑫, 袁凯 ..... 0603

**第9届和谐人机环境联合学术会议专栏**

- 局部特征点的3维模型变换域水印算法  
张建明, 周小梅, 王新宇, 詹永照 ..... 0613
- 足球视频搜索引擎中的用户偏好挖掘  
胡雨成, 于俊清, 黄贤强, 何云峰, 管涛 ..... 0622
- 随机亮度差量化的二进制特征描述  
庄东晔, 张冬明, 张勇东, 李锦涛 ..... 0630
- $L_1$ 优化在网格去噪中的应用  
王鹏, 王胜法, 曹俊杰, 李楠楠, 李波, 苏志勋 ..... 0637
- 多视点视频双向实时转码技术的设计与实现  
孙立峰, 蔡飞飞, 杨士强 ..... 0645

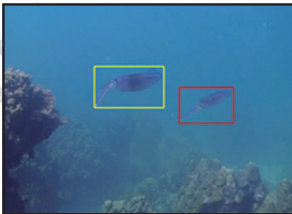
- 第五届数字地球高峰论坛征文通知 ..... 封三

# CONTENTS

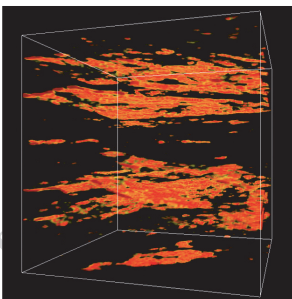
## JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Face-wise Poisson blending with color transfer in seamless texturing(P512)



Visual depth based feature calculation and underwater target tracking(P534)



GPU-based volume rendering for full-empty subdata blocks(P577)

### Image Processing and Coding

- Edge preserving denoising of color image through controlling the gradient vector  
Jia Di, Meng Xiangfu, Zhang Yifei, Dong Na, Li Sihui ..... 0493
- Image denoising of low-rank matrix recovery via joint Frobenius norm  
Liu Xinyan, Ma Jie, Zhang Xiaomei, Hu Zhaozheng ..... 0502
- Face-wise Poisson blending with color transfer in seamless texturing  
Zhou Yang, Zheng Shunyi, Huang Rongyong, Ma Dian ..... 0512
- Improved local directional pattern texture descriptor  
Liu Haijun, Chang Dongchao, Zhang Lingyu ..... 0520
- High capacity reversible watermarking for image interpolation space  
Wang Jijun ..... 0527

### Image Analysis and Recognition

- Visual depth based feature calculation and underwater target tracking  
Wang Huibin, Cheng Yong, Chen Zhe ..... 0534
- Combining color names with spatial information for salient object detection  
Xu Dan, Tang Zhenmin, Xu Wei ..... 0541
- Improved generalized Hough transform using artificial fish swarm algorithm in target location  
Li Zhi, Xie Qiang ..... 0549
- The global descriptor for bending non-rigid shapes  
Li Guoxiang, Xia Guoen ..... 0556

### Image Understanding and Computer Vision

- Images and geometric model registration in 3D reconstruction of small objects  
Zheng Shunyi, Wang Xiaohan ..... 0562
- Robust descriptor structured by pixel clustering  
Hui Guobao, Li Dongbo ..... 0569

### Computer Graphics

- GPU-based volume rendering for full-empty subdata blocks  
Li Guohe, Duan Zhongxiang, Wu Weijiang, Hong Yunfeng, Liu Zhiyuan, Chen Yuan ..... 0577

### Medical Image Processing

- Lossless watermarking algorithm for medical image's tamper detection and recovery with high quality  
Deng Xiaohong, Chen Zhigang, Mao Yimin ..... 0583

### Remote Sensing Image Processing

- Aircraft target recognition in remote sensing images based on distribution of the feature points and invariant moments  
Zeng Jiexian, Fu Jun, Fu Xiang ..... 0592
- Adaptive enhancement via sparse recognition for automatic control point extraction in high-resolution images  
Geng Leilei, Sun Quansen, Ji Zexuan, Liu Jixin, Yuan Kai ..... 0603

### Special Issue on HHME 2013

- Transform domain watermarking scheme of 3D models based on local feature points  
Zhang Jianming, Zhou Xiaomei, Wang Xinyu, Zhan Yongzhao ..... 0613
- User preference mining for soccer video search engine  
Hu Yucheng, Yu Junqing, Huang Xianqiang, He Yunfeng, Guan Tao ..... 0622
- Novel binary feature from intensity difference quantization  
Zhuang Dongye, Zhang Dongming, Zhang Yongdong, Li Jintao ..... 0630
- The application of  $l_1$ -optimization in mesh denoising  
Wang Peng, Wang Shengfa, Cao Junjie, Li Nannan, Li Bo, Su Zhixun ..... 0637
- The design and implementation of real time MVC transcoding  
Sun Lifeng, Cai Feifei, Yang Shiqiang ..... 0645

中图法分类号: TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)04-0592-11

论文引用格式: 曾接贤, 付俊, 符祥. 特征点和不变矩结合的遥感图像飞机目标识别[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(4): 592-602. [DOI: 10.11834/jig.20140414]

## 特征点和不变矩结合的遥感图像飞机目标识别

曾接贤, 付俊, 符祥

南昌航空大学软件学院, 南昌 330063

**摘要:** **目的** 传统的飞机目标识别算法一般是通过目标分割, 然后提取不变特征进行训练来完成目标的识别。但是, 对于实际情况比较复杂的遥感图像飞机目标, 至今没有一种适合多种机型的分割识别算法。针对现有识别算法的不足, 提出一种基于特征点空间分布、颜色不变矩和 Zernike 不变矩相结合的遥感图像飞机目标识别算法。**方法** 首先, 对预处理后的遥感图像和模板图像进行小波变换, 在低分辨率图像下采用圆投影特征进行粗匹配, 确定候选目标; 粗匹配结束后, 提取高分辨率图像的多尺度 Harris-Laplace 角点, 并画出 Delaunay 三角网, 同时提取出颜色不变矩和 Zernike 不变矩; 然后使用欧氏距离作为这 3 种特征的相似性度量, 并对样本图像进行加权匹配; 最后选取欧氏距离最小的图像作为最终的识别目标。**结果** 实验结果表明, 本文算法飞机检测精度比现有算法高 2.2%, 飞机识别精度比现有算法高 1.4% ~ 10.4%。该算法能从遥感图像中精确识别出十大飞机目标, 并对背景、噪声、视角变化等多种干扰具有良好的鲁棒性。**结论** 提出了一种基于特征点空间分布、颜色不变矩和 Zernike 不变矩相结合的飞机识别算法, 该算法使用了图像的多种信息, 包括特征点和不变矩, 有效地克服了使用单一特征无法描述多种信息的不足。实验结果表明, 本文采用基于特征点和不变矩的飞机识别算法比其他算法具有更强的抗干扰能力和识别精度。

**关键词:** 飞机目标识别; 遥感图像; 特征点分布; 不变矩

## Aircraft target recognition in remote sensing images based on distribution of the feature points and invariant moments

Zeng Jiexian, Fu Jun, Fu Xiang

School of Software, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China

**Abstract:** **Objective** Many algorithms for aircraft recognition have been develop during the recent years. Traditional aircraft recognition algorithms are generally extracting the invariant features to train the learning machine after the targets segmentation, such as SVM, neural networks, and others. After training progress, the machine can recognize aircraft targets automatically. If there is less interference, traditional algorithm can work well. However, in actual circumstances, there are a lot of disturbances in the remote sensing images, such as noise, shadow, tanks, trees, etc. At this time, traditional algorithm cannot work well. However, for complex remote aircraft images, there is not a suitable segmentation algorithm for various aircraft models, so traditional recognition algorithm is not universal. Aiming at the deficiencies of the existing recognition algorithms, we propose an aircraft recognition method for remote sensing images based on the distribution of the feature points, color invariant moments, and Zernike invariant moments. **Method** Above all, preprocessing for remote sensing images and module images should be done. Preprocessing concludes a graying and noise-removing process. The graying process

收稿日期: 2013-09-04; 修回日期: 2013-11-01

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(61165011, 61263046); 航天科技创新基金项目(CASC201102); 江西省教育厅科研项目(GJJ12427); 江西省科技支撑计划项目(20112BBC70092); 江西省青年科学基金项目(20132BAB211021)

**第一作者简介:** 曾接贤(1958—), 男, 教授, 1997 年于西北工业大学获工学硕士学位, 主要研究方向为图像处理和计算机视觉。

E-mail: zengjx58@163.com

is making colorful images become gray images, which can draw Harris-Laplace corners and Zernike moments in the following process. After that, the next process is the noise-removal. Noise-removal is a very important procedure. If there is much noise in the gray images, the moments extracted from the images will not be stable. A wavelet is a wave shape, which has a small area, finite length, and zero mean value. By changing the coefficients, wavelet transform can refine the input images with multiple-scales, and it can analyze signals in the time domain and the frequency domain at the same time, so it is called a mathematical microscope. When the preprocessing is done, the remote sensing images and module images are transformed by a wavelet. In the low-resolution images, use ring projection for rough matching. In the high-resolution images, we extract multi-scale corners using Harris-Laplace, and triangulate use Delaunay-triangulation. At the same time, abstract color invariant moments and Zernike moments. Afterwards, take the Euclidean distance as the similarity measure for the three different features, and use these features to match the sample images with the weighted coefficients. At last, we select the sample image, which has minimum Euclidean distance to the finally recognized target. **Result** After experiment, the results show that aircraft detection accuracy in this paper is 2.2% higher than recent algorithms, and aircraft recognition accuracy is 1.4% ~ 10.4% higher than recent algorithms. This algorithm can accurately identify ten aircraft targets in remote sensing images, and has good robustness to background, noise, viewpoint changes, and other interference.

**Conclusion** In this paper, we propose a new aircraft target recognition algorithm based on the spatial distribution of feature points, color invariant moments, and Zernike invariant moments. There are three different features in this algorithm, containing feature points and invariant moments, which include diverse information of the images. Therefore, the new algorithm overcomes the shortcoming that the single feature cannot contain enough information. The experimental results show that the new aircraft target recognition algorithm in this paper has better anti-interference ability and recognition accuracy than other algorithms.

**Key words:** aircraft target recognition; remote sensing images; distribution of the feature points; invariant moments

## 0 引言

随着科技的发展,遥感卫星的分辨率不断增强,图像转化及传输速度大幅度提高,因而遥感图像在很多领域得到了广泛的应用,尤其是在国防科技领域,遥感卫星拍摄的高清机场图像能为分析机场情况,掌握最新的机场动态提供准确的情报。

目前,国内外研究人员采用特定算法已经在飞机目标识别领域取得了一定的进展。现有飞机识别算法按识别特征主要分为不变矩、边缘特征、对称性、小波特征等;按识别原理主要分为神经网络、支持向量机、模板匹配等算法。不变矩是目前目标识别领域应用最多的一种特征,如 Hu 矩、Zernike 矩、小波矩等。文献[1]采用优化组合矩对飞机目标进行识别,通过提取多种不变矩,再筛选出 7 维不变矩作为识别特征,使用支持向量机(SVM)进行飞机目标识别,这种算法是基于多特征融合的原理,可以克服使用单一特征描述信息能力不强的缺点,但是特征融合困难,抗噪性能较差。边缘特征是目标基本的特征之一,它携带着大量图像细节信息。直接使用边缘图像进行匹配的算法较少,一般是通过提取边缘上的角点进行匹配,这样计算简单,而且具有较

好的不变性。对称性是指利用飞机目标原有的几何对称性来实现目标的识别。文献[2]是采用显著图和对称性来进行飞机识别的,首先提取遥感图像中的显著目标,然后判断该目标是否有对称性,若是则判别为飞机目标,否则为背景图像。该算法能较快地识别出图像的飞机目标,但是也存在一定的误差,因为有些背景干扰物也具有对称性,如油罐、汽车等。小波特征是指原图经小波变换并处理后的小波系数,它具有很强的图像重建能力,但是数据量相当大,小波特征的选取十分困难。Hsieh 等人<sup>[3]</sup>提出一种基于 Zernike 矩、小波系数、边缘和距离特征的识别算法,通过提取 4 种不同特征后,选择合适的权系数进行特征融合后完成识别,虽然识别率较高,但是权系数不易确定,实现过程相当复杂耗时。模板匹配算法是较早的目标识别算法,主要原理通过计算模板图像和目标图像的相似性实现目标的识别,这种算法的识别精度高但运算量巨大。Liu 等人<sup>[4]</sup>提出一种基于边缘形状特征的飞机识别算法,由粗到精地进行模板匹配,粗匹配过程只负责定位候选目标,精匹配过程完成目标的准确识别。该算法的识别精度有了进一步的提高,但是严重依赖于边缘提取和形状分割的效果及飞机参数的统计特性。神经网络是由若干神经元组成,可进行分布式信息处

理的数字模型,通过训练学习,神经网络具有良好的记忆能力和泛化能力。文献[5-6]提出一种基于神经网络的识别方法,这种算法的识别精度取决于样本图像的数量,当目标发生旋转、缩放或仿射变化时,误识率较高,且神经网络的训练时间较长,节点参数很难确定。支持向量机是建立在统计学习理论和结构风险最小原理的基础上进行分类识别的,具有良好的泛化能力。文献[7]提出一种基于主成分分析(PCA)特征和 SVM 的飞机识别算法,通过提取样本飞机的主成分特征,然后采用支持向量机进行训练和识别。这种算法比神经网络有着更好的识别性能,但是对于 SVM 参数,如惩罚因子、核函数及带宽很难确定。

针对以上各种算法的优缺点,采用文献[4]由粗到精的匹配思想,在低分辨率图像上利用圆投影特征进行粗匹配,得到候选目标;在高分辨率图像上利用特征点和不变矩进行精匹配。通过融合不变矩优良的平移、旋转、缩放不变性和特征点包含图像大量细节信息的优点,提出了一种基于特征点分布、颜色不变矩和 Zernike 不变矩相结合的遥感图像飞机目标识别算法。

## 1 算法流程设计

本文算法实现流程如图 1 所示。

本研究的遥感图像全部来源于谷歌高清卫星地图(从 Google Earth 7.0.2 软件获取)。模板图像是每种飞机的机型图像,包括 A-10 攻击机、B-1 轰炸机、B-52 轰炸机、C-17 运输机、E-3 预警机、F-15 战斗机、F-22 战斗机、KC-10 加油机、HH-60 武装直升机和 V-22 鱼鹰运输机这 10 种机型,每种机型有一幅图像,共 10 幅。样本库图像是为飞机目标的精确匹配而建立的,每种机型有 5 幅图像,共 50 幅。

首先将待识别的遥感图像和模板图像进行预处理,包括调整大小、中值滤波和灰度化处理,然后进行小波变换<sup>[8]</sup>,分别提取小波变换后的遥感图像和模板图像的第 2 层低分辨率图像的圆投影特征<sup>[9]</sup>,再进行粗匹配。判断候选区域与模板图像的相似性是否大于阈值  $t$ ,若是则将该候选目标第 1 行第 1 列的该点坐标(即起始坐标)存储到位置矩阵中,保存起始坐标也就保存了该候选目标;否则,舍弃该起始坐标,也就等于舍弃了该候选目标。

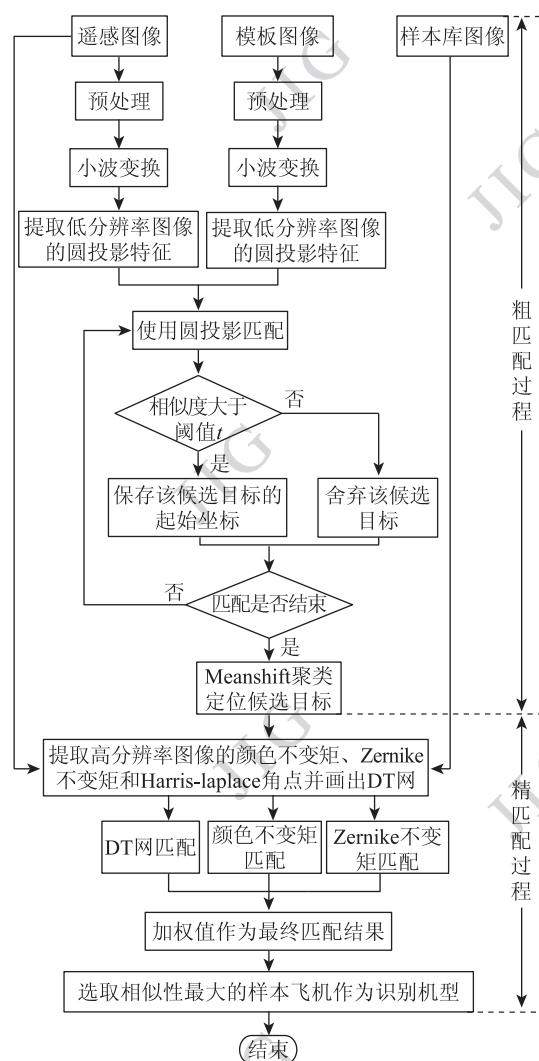


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flowsheet

粗匹配结束后,使用 Meanshift 自适应聚类算法<sup>[10]</sup>对位置矩阵中的候选目标进行聚类,以排除存在的大量重匹配目标。聚类过程结束后,分别提取候选目标和样本库图像的 Harris-Laplace 角点<sup>[11]</sup>、颜色不变矩<sup>[12]</sup>和 Zernike 矩<sup>[13]</sup>,并画出 Delaunay 三角网(DT 网)<sup>[14]</sup>,使用欧氏距离作为相似性度量与样本库图像一一匹配,再将这 3 种特征匹配之后的结果按系数进行相加,最后把加权之后的匹配结果按升序排序,选取相似性最大的样本飞机机型作为目标的最终识别机型。

## 2 算法识别过程

飞机识别主要包括预处理、粗匹配、Meanshift 聚类和精匹配这几个过程。

## 2.1 图像预处理

直接获得的卫星遥感图像存在大量的噪声,需要对图像进行预处理,方可进行后续工作。预处理的主要工作包括调整大小、灰度化、去噪等过程。

卫星遥感地图可以选择不同比例尺下的图像。因此实际使用时,就需要根据比例尺调预先整模板图像的大小,为粗匹配做好准备。

设模板图像是从比例尺为  $1:l$  的遥感图像获得的,大小为  $a \times b$ 。如果此时要识别比例尺为  $1:l'$  的遥感图像中的飞机目标,那么需要将模板图像的长度和高度按式(1)进行等比例调整,即

$$\begin{cases} a' = a \frac{l}{l'} \\ b' = b \frac{l}{l'} \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $a \times b$ ,  $a' \times b'$  分别为调整前后的遥感图像大小,  $l, l'$  为遥感图像比例尺的比例因子。

按式(1)调整之后的模板大小为  $a' \times b'$ , 目的是使模板和待识别目标的大小保持大概一致,以便提取圆投影向量进行粗匹配。由于圆投影向量是基于灰度图像的算法,因此需要对遥感图像进行灰度化。人眼对绿色的敏感度最高,红色次之,对蓝色的敏感度最低,所以采用文献[15]中的式(2)对遥感图像进行加权平均灰度化,即

$$\text{gray} = 0.299 \times r + 0.587 \times g + 0.114 \times b \quad (2)$$

式中,  $r, g, b$  分别代表遥感图像的红、绿、蓝三颜色分量,  $\text{gray}$  为灰度化之后的像素值。

灰度化结束后,还需要对遥感图像去噪。文献[16]介绍了遥感图像存在的噪声及其来源。由于遥感图像的干扰源众多,因此存在多种噪声类型,但主要噪声包括条带噪声和随机噪声。条带滤波的方法主要是频域滤波法。随机噪声属于加性噪声,一般采用中值去噪法。为了使去噪过程不产生干扰,采用先去除加性噪声,后去除条带噪声的方法。首先采用  $3 \times 3$  的中值滤波模板对遥感图像进行去噪,采用基于傅里叶变换的频域滤波器去噪,其滤波效果如图2所示。

## 2.2 圆投影特征

模板匹配是图像识别领域中一种重要的方法,其基本原理就是使用与模板图像大小一致的搜索窗口在待匹配图像上一遍遍历,计算模板图像和搜索窗口内图像的相似度,然后设定阈值,根据相似度和阈值的大小关系确定该区域是否为候选目标。传统

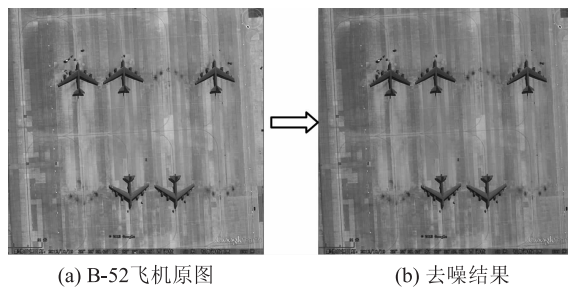


图2 滤波去噪

Fig. 2 Filtering and noise removing result

的模板匹配算法不仅存在效率低、运算量巨大、速度慢的缺点;而且当模板图像和待匹配图像存在一定的旋转角度或仿射变化时,算法失效。

圆投影是数学领域的一个概念。圆投影具有优良的平移不变性、旋转不变性和一定的仿射不变性,因而在图像匹配识别领域得到了广泛的应用。文献[9]通过实验充分表明了圆投影具有良好的旋转不变性和抗噪性,同时使用圆投影实现了对旋转变化和不同噪声干扰的汉字识别,并取得了较高的识别率。

如图3所示,设模板图像大小为  $M \times N$ ,在该图内画一个半径为  $r$  ( $r \leq \min(M, N)/2$ ) 的内切圆,则圆上任意一点  $P$  的坐标为

$$\begin{cases} x = r \cos \theta \\ y = r \sin \theta \\ r = \sqrt{x^2 + y^2} \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $(x, y)$  为点  $P$  坐标,  $r$  表示该点与圆心的距离,  $\theta$  表示  $OP$  与  $x$  轴的交角。

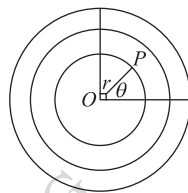


图3 圆投影

Fig. 3 Ring projection

设圆心  $O$  为原点,且  $r \in [0, R]$ ,  $\theta \in [0, 2\pi]$ ,  $R = \min(M, N)/2$ ,则图像在半径为  $r$  处的圆投影向量可表示为

$$T(r) = \frac{1}{S_r} \sum_{\theta=0}^{2\pi} P(r \cos \theta, r \sin \theta) \quad (4)$$

式中,  $P(r \cos \theta, r \sin \theta)$  表示该点  $(r \cos \theta, r \sin \theta)$  处的像素灰度值,  $S_r$  表示半径为  $r$  的圆上的像素

总数。

由此可推出模板的圆投影向量为

$$\mathbf{T} = [\mathbf{T}(r_1), \mathbf{T}(r_2), \mathbf{T}(r_3), \dots, \mathbf{T}(r_n)] \quad (5)$$

式中,  $0 \leq r_i \leq R$ ,  $\mathbf{T}(r_n)$  表示模板图像在半径为  $r_n$  处的圆投影向量,  $n$  为圆投影维数。

在遥感图像上选择与模板大小相同的区域作为候选目标, 采用同样的方法, 可以求出候选目标的圆投影向量

$$\mathbf{T}' = [\mathbf{T}'(r_1), \mathbf{T}'(r_2), \mathbf{T}'(r_3), \dots, \mathbf{T}'(r_n)] \quad (6)$$

式中,  $0 \leq r_i \leq R$ ,  $\mathbf{T}'(r_n)$  表示候选目标图像在半径为  $r_n$  处的圆投影向量,  $n$  为圆投影维数。

模板图像和候选目标图像的相关系数为

$$\begin{aligned} \text{cor}(\mathbf{T}, \mathbf{T}') &= \frac{\text{cov}(\mathbf{T}, \mathbf{T}')}{\sigma_T \sigma_{T'}} = \\ &= \frac{E(\mathbf{T}\mathbf{T}') - E(\mathbf{T})E(\mathbf{T}')}{\sqrt{E(\mathbf{T}^2) - E^2(\mathbf{T})} \sqrt{E(\mathbf{T}'^2) - E^2(\mathbf{T}')}} \quad (7) \end{aligned}$$

式中,  $\mathbf{T}$ 、 $\mathbf{T}'$  分别表示模板图像和候选目标图像的圆投影向量,  $\text{cov}(\mathbf{T}, \mathbf{T}')$  表示  $\mathbf{T}$ 、 $\mathbf{T}'$  的协方差,  $\sigma_T$ 、 $\sigma_{T'}$  分别表示  $\mathbf{T}$ 、 $\mathbf{T}'$  的方差,  $E(\mathbf{T})$ 、 $E(\mathbf{T}')$  分别表示  $\mathbf{T}$ 、 $\mathbf{T}'$  的向量均值。

### 2.3 基于小波变换和圆投影特征的粗匹配

圆投影特征具有优良的抗噪性、旋转、平移不变性和一定仿射不变性, 因此将其应用于飞机目标的粗匹配。如果直接将圆投影应用于模板匹配, 那运算量十分巨大。若直接采用降分辨率的算法(如最近邻插值、双线性插值、三线性插值、多项式插值算法等), 虽然运算速度更快, 但是这些算法都是基于代数运算原理, 容易产生像素不连续、图像模糊现象。

文献[8]详细介绍了小波变换原理及其应用。采用基于小波变换的模板匹配算法, 由粗至精地进行匹配, 在低分辨率图像上进行粗匹配, 然后在高分辨图像进行精匹配。这样能够避免直接进行模板匹配而产生巨大的运算量, 同时还可以减少误匹配的情况。

首先读取待识别图像和模板图像, 预处理后进行两层小波变换, 然后提取第2层小波变换的近似图像, 结果如图4所示。

小波变换完成后, 提取模板图像的第2层小波变换的低分辨率图像(图4(b)的左上角)的圆投影特征向量  $\mathbf{T}'(r)$ , 然后以模板大小在原图进行遍历, 求出每块待匹配区域的圆投影向量  $\mathbf{T}_i(r)$ , 并计算待匹配区域与模板的相关系数  $\text{cor}_i(\mathbf{T}_i, \mathbf{T}')$ 。设定

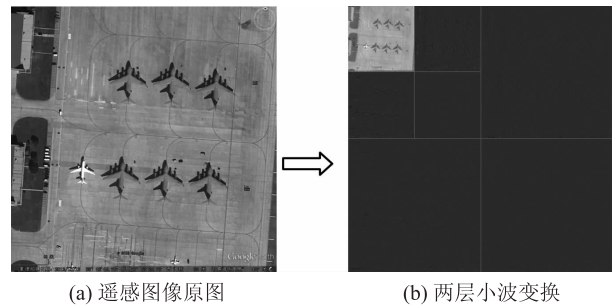


图4 两层小波变换

Fig. 4 The two layer wavelet transform

一个阈值  $t$  ( $0 < t < 1$ ), 若候选目标图像和模板图像的相关系数大于阈值  $t$  时, 就标定为候选目标。

阈值  $t$  的选取比较复杂, 合适的阈值要求有着较高的飞机检测率, 同时误检率又较低。如果阈值过小, 则飞机的检测率很高, 但是误检率也较高; 如果阈值过大, 则飞机的误检率较低, 但是检测率也较低。飞机的检测率是指识别出的飞机数量占飞机总数的比值, 飞机的误检率是指误识的目标数量占识别目标总数的比值。

飞机检测率定义为

$$D_n = \frac{\sum_{i=1}^n m_i}{\sum_{i=1}^n N_i} \quad (8)$$

式中,  $D_n$  为飞机检测率,  $m_i$  为检测出第  $i$  幅图像中飞机目标的数量,  $N_i$  为第  $i$  幅图像中飞机目标总数,  $n$  为实验图像的总数量。

飞机误检率定义为

$$E_n = \frac{\sum_{i=1}^n n_i}{\sum_{i=1}^n N_i} \quad (9)$$

式中,  $E_n$  为飞机误检率,  $n_i$  为第  $i$  幅图像中飞机误识的目标数量,  $N_i$  为第  $i$  幅图像中飞机目标的总数,  $n$  为实验图像的总数量。

飞机的检测率较高, 同时误检率较低, 则后续精匹配的正确率就高; 相反, 飞机的检测率较低, 而误检率较高, 则后续精匹配的正确率就低。若设定的阈值满足飞机检测率最高, 而此时误检率较低, 则此阈值为最佳阈值。选取了多幅遥感图像, 通过不断调整阈值  $t$ , 观察飞机检测率及误检率的关系来确定最佳阈值。实验结果如表1所示。

表 1 阈值  $t$  与飞机检测率及误检率的关系  
Table 1 The relation between the threshold  $t$  and the rate of aircraft detection and misdetection

| 图像数量 | 阈值 $t$ | $D_n / \%$ | $E_n / \%$ |
|------|--------|------------|------------|
| 30   | 0.99   | 21.2       | 0          |
|      | 0.98   | 63.5       | 20.1       |
|      | 0.97   | 75.0       | 34.2       |
|      | 0.96   | 94.2       | 36.6       |
|      | 0.95   | 96.1       | 42.9       |
|      | 0.94   | 98.0       | 47.7       |
|      | 0.93   | 100        | 49.9       |
|      | 0.92   | 100        | 60.6       |
|      | 0.91   | 100        | 63.5       |
|      | 0.90   | 100        | 70.2       |
| 80   | 0.99   | 21.2       | 0          |
|      | 0.98   | 63.3       | 20.1       |
|      | 0.97   | 74.0       | 31.3       |
|      | 0.96   | 93.2       | 36.5       |
|      | 0.95   | 96.5       | 42.7       |
|      | 0.94   | 97.8       | 48.6       |
|      | 0.93   | 100        | 50.0       |
|      | 0.92   | 100        | 61.2       |
|      | 0.91   | 100        | 65.7       |
|      | 0.90   | 100        | 71.3       |
| 120  | 0.99   | 20.2       | 0          |
|      | 0.98   | 63.7       | 22.1       |
|      | 0.97   | 75.5       | 33.2       |
|      | 0.96   | 94.2       | 37.6       |
|      | 0.95   | 96.1       | 42.9       |
|      | 0.94   | 99.2       | 46.5       |
|      | 0.93   | 100        | 49.7       |
|      | 0.92   | 100        | 60.6       |
|      | 0.91   | 100        | 62.2       |
|      | 0.90   | 100        | 73.5       |

表 1 的实验数据可以表示为图 5。在图 5 中,  $D_1$ 、 $D_2$ 、 $D_3$  分别表示图像数量为 30 幅、80 幅、120 幅的飞机检测率,  $E_1$ 、 $E_2$ 、 $E_3$  分别表示图像数量为 30 幅、80 幅、120 幅的飞机误检率。如图 5 所示, 当阈

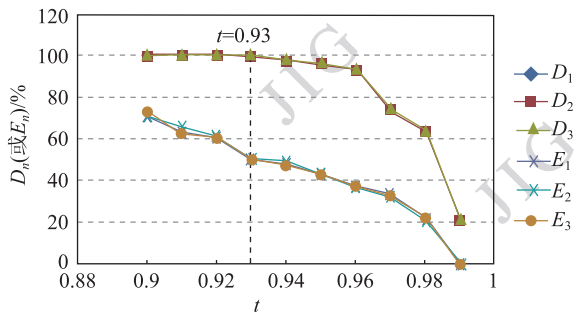
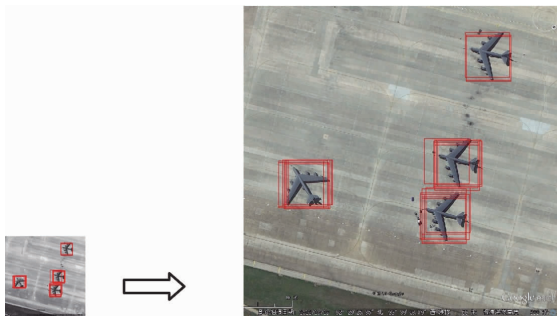


图 5 阈值  $t$  和检测率  $D_n$  及误检率  $E_n$  的关系图

Fig. 5 The relation between the threshold  $t$  and the rate of aircraft detection  $D_n$  and misdetection  $E_n$

值  $t$  逐渐增大时, 飞机的检测率和误检率都逐渐增大。当阈值为 0.93 时, 此时飞机检测率达到最大值 100%, 且误检率接近 50%, 相比达到最大检测率的其他阈值, 此时误检率最小。随着遥感图像数量的不断增大(从 30 幅增加到 80 幅、120 幅), 情况也依然相同。因此, 最佳阈值设定为  $t = 0.93$ 。若  $cor_i(T_i, T') \geq t$ , 则标定区域  $i$  为候选目标, 并将该候选目标的起始坐标存入位置矩阵; 否则, 舍弃该候选区域。粗匹配结果如图 6 所示。



(a) 粗匹配结果 (b) 原图的粗匹配结果

图 6 低分辨率图像的粗匹配结果

Fig. 6 Rough matching result in low resolution images

图 6 是低分辨率图像的粗匹配结果。由于进行了两层小波变换, 只要将第 2 层低分辨率图像的匹配区域坐标扩大 4 倍, 便可还原成原图粗匹配的结果。从图 6 实验可知, 粗匹配结果存在大量的重复匹配区域, 一架飞机可能存在多个候选区域, 同时还有少量的误匹配区域。

#### 2.4 Meanshift 自适应聚类

粗匹配结束后, 便可得到大量候选目标。由于候选目标是粗匹配的结果, 精度不高, 且存在大量的重复匹配区域、误匹配区域。如果直接将这些候选

目标进行精匹配,则运算量巨大,且误识率较高。

文献[10]使用 Meanshift 算法实现了人物的自动跟踪,通过不断迭代 Meanshift 向量,搜索窗口逐渐收敛到目标人物的真实位置,从而完成人物的跟踪过程。Meanshift 聚类算法是一种沿着概率密度梯度方向的无参估计算法,通过不断迭代 Meanshift 向量,最终收敛于核密度分布的极值位置。Meanshift 聚类算法精度高、鲁棒性强,同时还具有严格的收敛性,因而广泛地应用于数据聚类领域。因此,采用 Meanshift 自适应聚类算法,将粗匹配的数据进行聚类,把聚类之后的结果作为候选目标。Meanshift 聚类算法原理如下:

1) 计算初始点  $\mathbf{x}$  的概率密度估计函数

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right) \quad (10)$$

式中,  $K(\mathbf{x}) = k(\|\mathbf{x}\|^2)$ ,  $K(\mathbf{x})$  是核函数,  $k(\mathbf{x})$  是核函数的剖面函数,  $h$  为核函数半径,  $n$  为数据点个数,  $d$  表示特征向量在欧氏空间的维数,  $\mathbf{x}_i$  为在核函数半径  $h$  内的数据点坐标。

2) 计算点  $\mathbf{x}$  的 Meanshift 向量

$$\mathbf{m}_h(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i g\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (11)$$

式中,  $g(x)$  是  $k(x)$  的负导函数,  $h$  为核函数半径。

3) 令  $\mathbf{x} = \mathbf{x} + \mathbf{m}_h(\mathbf{x})$ 。

4) 如果  $|\mathbf{m}_h(\mathbf{x}) - \mathbf{x}| < \varepsilon$  ( $\varepsilon$  为允许误差), 则结束迭代过程; 否则继续执行步骤 2)。

Meanshift 聚类算法无需选定初始聚类点, 而是随机选定一初始点作为聚类中心, 然后求出该点的 Meanshift 向量, 通过不断迭代向量, 最终到达收敛点, 同时也自动确定出了目标的数量。

随机选取了两组数据, 使用了 Meanshift 算法对其聚类。实验结果表明, Meanshift 算法的聚类效果良好, 且无需大量的初始条件, 抗干扰性强, 聚类精度高。

Meanshift 算法的聚类过程如图 7 所示, 聚类数目为 2。

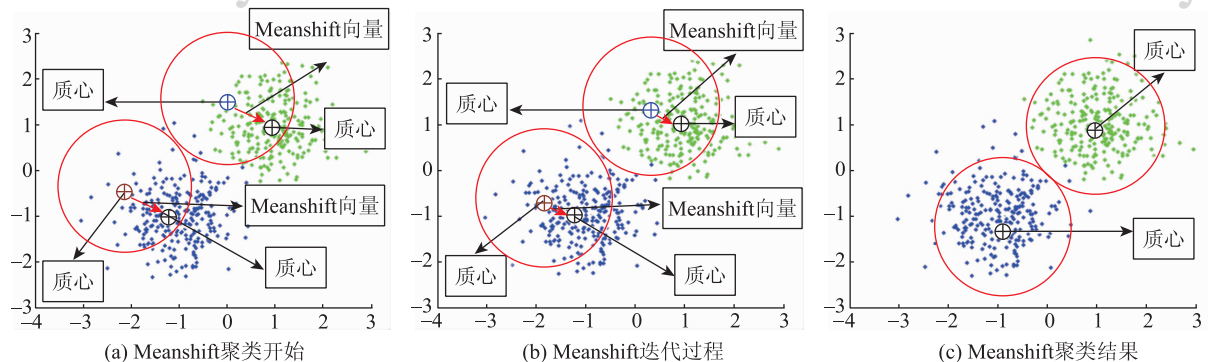
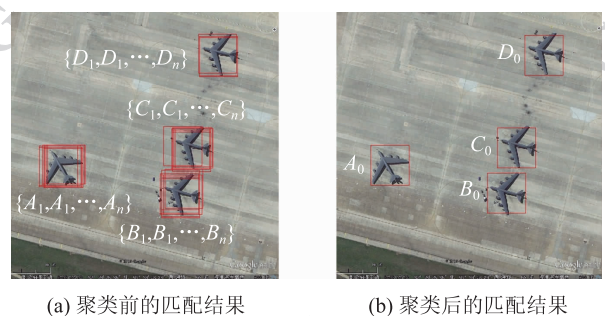


图 7 Meanshift 聚类示意图

Fig. 7 Meanshift clustering process image

如图 8(a) 所示, 粗匹配结束后, 匹配存在大量的重匹配区域, 此时, 将这些区域的起始坐标  $\{(A_1, A_2, \dots, A_n), (B_1, B_2, \dots, B_n), (C_1, C_2, \dots, C_n), \dots\}$  当成随机数据点, 然后采用 Meanshift 聚类算法对这些数据进行聚类, 聚类结束后, 将属于同一类的区域坐标归并为同一坐标  $\{A_0, B_0, C_0, \dots\}$ 。聚类前后的匹配效果如图 8 所示。

根据聚类之后的效果图可以看出目标重匹配区域大量减少了, 单个目标只有一个最佳匹配区域, 但是仍不可避免地存在少量的误匹配区域, 这些误匹配区域将在后续的精匹配过程中被剔除。



(a) 聚类前的匹配结果

(b) 聚类后的匹配结果

图 8 Meanshift 聚类前后的粗匹配结果

Fig. 8 Rough matching results around Meanshift clustering

## 2.5 精确匹配

特征提取是目标领域的前提和条件,特征提取的有效性和鲁棒性直接影响着目标识别的精度。飞机目标存在多种特征,如形状特征、颜色特征、纹理特征以及不变矩等。但是,由于遥感图像飞机目标受到复杂背景、天气变化、设备噪声等多种干扰因素,导致遥感图像质量严重下降,因而提取出的单一特征存在较多的干扰,且飞机目标整体特征大体类似,如颜色、形状特征,因此单一特征显然不足以用于飞机目标识别。目前,国内外研究人员一般都采用多种特征融合的方法进行飞机目标识别。

Harris 角点是水平和垂直两个方向上灰度变化较大的点,包含了图像的大量细节特征,其优点包括:计算简单,易于实现;稳定性强,对旋转、噪声干扰不敏感;提取的角点均匀且合理。但是 Harris 角点也有其局限性,即不具有尺度不变性,提取的角点是像素级的。为了克服 Harris 角点存在的上述不足,文献[11]提出了一种改进的 Harris-Laplace 角点检测算法。它首先设定阈值,使用带尺度的 Harris 算子检测角点,选择大于阈值的局部极值作为候选角点,然后验证这些候选角点在尺度空间上是否具有 Laplace 算子局部极大值,若是,则确定为特征点,并将获得极大值的点所在的尺度作为特征尺度;否则舍弃该候选角点。算法原理如下:

1) 定义尺度自相关矩阵

$$\mathbf{M}(x, y, \delta_l, \delta_d) = \delta_d^2 G(\delta_l) \begin{bmatrix} L_x^2(x, y, \delta_d) & L_x L_y(x, y, \delta_d) \\ L_x L_y(x, y, \delta_d) & L_y^2(x, y, \delta_d) \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中,  $\delta_l, \delta_d$  分别表示积分和微分尺度,  $G$  为高斯函数,  $L$  为图像的高斯尺度空间,  $L_x$  表示  $L$  在  $x$  方向的偏导数,  $L_y$  表示  $L$  在  $y$  方向的偏导数。

2) 给定  $\delta_l$  和  $\delta_d$ , 确定点  $(x, y)$  的响应函数

$$R(x, y, \delta_l, \delta_d) = \det(\mathbf{M}(x, y, \delta_l, \delta_d)) - k \times \text{tr}^2(\mathbf{M}(x, y, \delta_l, \delta_d)) \quad (13)$$

式中,  $\det$  表示矩阵的行列式, 一般取  $k=0.04$ 。

3) 满足集合  $S$  条件的点确定为 Harris-Laplace 角点。集合  $S$  计算公式为

$$S = \{(x, y) \mid R(x, y, \delta_l, \delta_d) > T, R(x, y, \delta_l, \delta_d) \geq R(u, v, \delta_l, \delta_d), \forall (u, v) \in V_{x,y}\} \quad (14)$$

式中,  $T$  为响应函数的设定阈值,  $V_{x,y}$  为点  $(x, y)$  的 8 邻域像素点集。

Zernike 矩是以 Zernike 正交多项式为核函数的矩,它可以构成任意高阶矩,相互独立,在特征表达

能力和抗噪性能方面明显优于其他不变矩,所以广泛应用于图像处理及目标识别领域。文献[13]详细介绍了 Zernike 矩的性质及其快速算法。

Zernike 多项式定义为

$$V_{nm}(\rho, \theta) = R_{nm}(\rho) e^{jm\theta} \quad (15)$$

式中,  $n=0, 1, \dots, \infty; 0 \leq |m| \leq n; \rho \leq 1; n-|m|$  为偶数,且有

$$R_{nm}(\rho) = \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} \left( (-1)^s \times \frac{(n-s)!}{s!((n-2s+|m|)/2)!((n-2s-|m|)/2)!} \rho^{n-2s} \right)$$

Zernike 矩定义为

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \times$$

$$\int_0^{2\pi} \int_0^1 V_{pq}^*(\rho, \theta) f(\rho, \theta) \rho d\rho d\theta, \rho \leq 1 \quad (16)$$

式中,  $Z_{pq}$  为 Zernike 矩,  $p, q$  表示 Zernike 矩的阶数,  $\rho$  表示原点到点  $(x, y)$  的矢量长度,  $\theta$  表示  $\rho$  与  $x$  轴逆时针方向的夹角,  $V_{pq}^*(\rho, \theta)$  表示 Zernike 多项式的共轭函数,  $f(\rho, \theta)$  是图像的极坐标形式。

然后将式(16)的 Zernike 矩写成离散的形式,即

$$Z_{pq} = \frac{p+1}{\pi} \sum_x \sum_y V_{pq}^*(\rho, \theta) f(x, y) \quad (17)$$

式中,  $f(x, y)$  是图像的表达式。

颜色是目标的整体特征之一,它不受目标形状、平移、旋转的变化及噪声干扰的影响,因此采用颜色特征来描述目标具有较强的鲁棒性。颜色不变矩是颜色特征的一种描述方法,具有平移、旋转、缩放甚至是仿射不变性,抗干扰能力强,是一种有效的整体特征描述方法。文献[12]提出了一种基于颜色不变矩和 Gabor 纹理特征的图像检索算法,相比采用单一特征,如颜色不变矩或纹理特征具有更高的检索精度。彩色图像可以分解为红绿蓝三原色分量图像,再分别计算出彩色图像的三分量前 3 阶颜色不变矩,一共可以得到 9 维颜色不变矩:  $[\mu_r \quad \sigma_r \quad s_r, \mu_g \quad \sigma_g \quad s_g, \mu_b \quad \sigma_b \quad s_b]$ , 计算目标的颜色不变矩为

$$\mu_r = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_i \quad (18)$$

$$\sigma_r = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (R_i - \mu_r)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (19)$$

$$s_r = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (R_i - \mu_r)^3 \right)^{\frac{1}{3}} \quad (20)$$

$$\mu_g = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N G_i \quad (21)$$

$$\sigma_g = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (G_i - \mu_g)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (22)$$

$$s_g = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (G_i - \mu_g)^3 \right)^{\frac{1}{3}} \quad (23)$$

$$\mu_b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N B_i \quad (24)$$

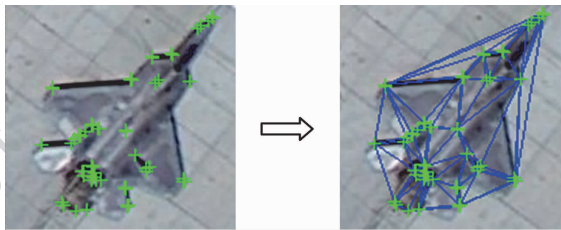
$$\sigma_b = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (B_i - \mu_b)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (25)$$

$$s_b = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (B_i - \mu_b)^3 \right)^{\frac{1}{3}} \quad (26)$$

式中,  $R_i, G_i, B_i$  分别表示目标图像中第  $i$  个像素的红、绿、蓝三颜色分量的灰度值,  $(\mu_r, \mu_g, \mu_b)$  分别表示三分量的第 1 阶不变矩,  $(\sigma_r, \sigma_g, \sigma_b)$  分别表示三分量的第 2 阶不变矩,  $(s_r, s_g, s_b)$  分别表示三分量的第 3 阶不变矩, 且  $N$  为图像的像素总数。

采用基于 Harris-Laplace 角点的 DT 网、Zernike 不变矩和颜色不变矩这 3 种特征进行飞机目标的精确匹配, 精确匹配的实现过程如下:

1) 粗匹配聚类后的候选目标经过图像预处理后, 提取候选目标的 Harris-Laplace 角点, 然后画出 Delaunay 三角网 (见图 9)。文献 [14] 介绍了 DT 网的独特性质并将 DT 网应用于指纹识别领域, 且取得了较高的识别精度。DT 网具有 3 个重要的性质: (1) DT 网是唯一的; (2) DT 网的外接圆不包含该点集的其他任意点; (3) 特征点集生成的 DT 网中, 所有三角形的最小角度的总和是最大的。DT 网这 3 种重要特性能有效描述特征点空间分布, 因而在图像识别领域得到了广泛的应用。



(a) Harris-laplace角点

(b) DT网

图9 Harris-laplace 角点和 DT 网

Fig. 9 Harris-laplace corners and DT net

2) 由于 DT 网能有效地描述特征点的空间分布, 所以采用 DT 网进行特征点匹配。通过提取灰度化之后的候选目标和样本库图像的多尺度 Harris-Laplace 角点并画出 DT 网, 然后利用 DT 网中三角形之间的相似性进行匹配。设需判断相似的两个三

角形为  $\triangle ABC$  和  $\triangle A'B'C'$ , 则  $\angle A$  (设值为  $a$ ) 和角  $\angle A'$  (设值为  $x$ ) 的相似度定义为

$$T_a = \frac{1}{1 + e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x-a)^2}} \quad (27)$$

式中,  $\sigma$  为正态标准差, 且  $\sigma = \frac{a \times P_a}{3}$ ,  $P_a = 50\%$ 。

计算 3 个内角相似度的算术均值作为两个三角形的相似度量值, 即

$$S_{DT} = (T_a + T_b + T_c) / 3 \quad (28)$$

式中,  $T_a, T_b, T_c$  分别为三角形 3 个内角的相似度。

根据式 (20) 可知,  $S_{DT}$  值越小, 则候选目标和样本图像越相似。

3) 使用式 (17) 提取灰度化之后的候选目标和样本库中的样本图像的 10 维 Zernike 不变矩  $Z = [Z_{02}, Z_{08}, Z_{19}, Z_{26}, Z_{31}, Z_{36}, Z_{40}, Z_{48}, Z_{50}, Z_{52}]$ 。

采用欧氏距离作为相似性度量, 即

$$S_{Zk} = \left( \sum_{i=1}^{10} (Z_i - Z'_i)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (29)$$

式中,  $Z_i$  和  $Z'_i$  分别表示候选目标和样本库图像的第  $i$  个 Zernike 不变矩中的元素。显而易见, 若  $S_{Zk}$  值越小, 那么候选目标和样本图像就越相似。

4) 使用式 (18) 提取灰度化过程之前的候选目标和样本库中每幅图像的 9 维颜色不变矩  $C$ , 即  $C = [\mu_r, \sigma_r, s_r, \mu_g, \sigma_g, s_g, \mu_b, \sigma_b, s_b]$ 。

采用欧氏距离作为相似性度量, 即

$$S_{Cr} = \left( \sum_{i=1}^9 (C_i - C'_i)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (30)$$

式中,  $C_i$  和  $C'_i$  分别表示候选目标和样本库图像的第  $i$  个颜色不变矩中的元素。根据欧氏距离性质可知,  $S_{Cr}$  值越小, 候选目标和样本图像越相似。

5) 采用式 (23) 中的 Harris-Laplace 角点构成的 DT 网、颜色不变矩和 Zernike 不变矩这 3 种特征相似度的加权值作为候选目标和样本图像的最终相似性度量

$$S = \alpha S_{DT} + \beta S_{Zk} + \gamma S_{Cr} \quad (31)$$

式中,  $\alpha + \beta + \gamma = 1$  且  $\alpha, \beta, \gamma$  分别为 3 种特征的相似性的权系数, 系数由实验确定。根据多次实验结果, 不断调节权系数, 最终确定了 3 个权系数值分别为  $\alpha = 0.53, \beta = 0.32, \gamma = 0.15$ 。

根据式 (3) 可知, 基于 Harris-Laplace 角点和 Zernike 矩的匹配权值较大, 而基于颜色的匹配权值较小, 所以本文识别的主要特征是形状特征, 颜色特征只是作为提高识别精度的辅助特征。

让候选目标与样本库图像一一匹配,匹配结束后按相似度值升序排序,选取  $S$  值最小的那幅样本图像作为候选目标的识别机型。粗匹配结果存在大量的误识目标,如背景、油罐、汽车等干扰物,但是经过精匹配过程,大量的干扰物都被滤除,识别精度有了进一步的提高。

飞机识别算法的过程如图 10 所示。

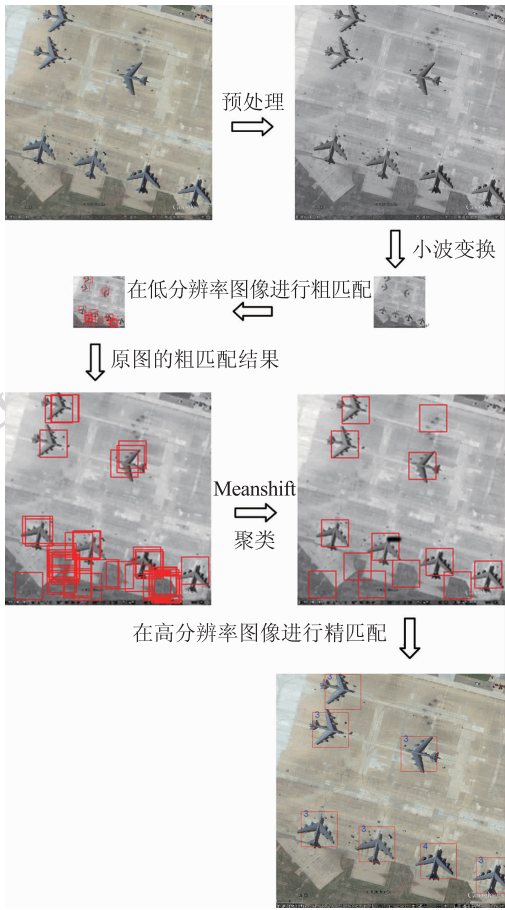


图 10 飞机识别过程

Fig. 10 Aircraft recognition process

3 实验及结果分析

采用两个评价准则来评估飞机识别算法的性能,即飞机的检测率和识别率。飞机检测率就是飞机目标检测的准确率,飞机识别率就是飞机机型识别的准确率。检测率用式(8)计算。

飞机识别率定义为

$$R_n = \frac{\sum_{i=1}^n k_i}{\sum_{i=1}^n N_i} \quad (32)$$

式中,  $R_n$  为飞机识别率,  $k_i$  为正确识别出第  $i$  幅图像中飞机机型的数量,  $N_i$  为第  $i$  幅图像中飞机目标的总数,  $n$  为实验图像的总数量。一种优秀的飞机识别算法,其检测率和识别率都较高,既可以检测出图像中存在的飞机目标,又能准确地完成飞机机型识别。

实验平台是 CPU 为 Pentium (R) Dual-Core E5300@2.60 GHz,内存 1.99 GB 的电脑,编程环境是 Windows XP 系统下的 Matlab R2009a。实验图像全部从谷歌地球软件 Google Earth 7.0.2 获得,这些遥感图像是由美国 QuickBird 卫星拍摄的,分辨率为 0.61 m。通过下载不同拍摄时间和不同机场的遥感图像,建立了包含 10 种不同机型的飞机图像库,每种机型的图像数量为 30 幅,共有 300 幅图像。实验采用本文算法进行飞机识别,并将本文飞机识别算法的精度与其他文献算法作对比,实验结果如表 2 所示。

表 2 飞机检测精度和识别精度对比

Table 2 The contrast of aircraft detection rate and recognition rate among different methods

| 飞机检测与识别算法 | $D_n/\%$ | $R_n/\%$ |
|-----------|----------|----------|
| 文献[2]     | 93.0     | —        |
| 文献[3]     | —        | 80.3     |
| 文献[4]     | —        | 89.3     |
| 本文        | 95.2     | 90.7     |

本文算法能够识别的机型共有 10 种,包括: A-10 攻击机、B-1 轰炸机、B-52 轰炸机、C-17 运输机、E-3 预警机、F-15 战斗机、F-22 战斗机、KC-10 加油机、HH-60 武装直升机和 V-22 鱼鹰运输机,如图 11 所示。

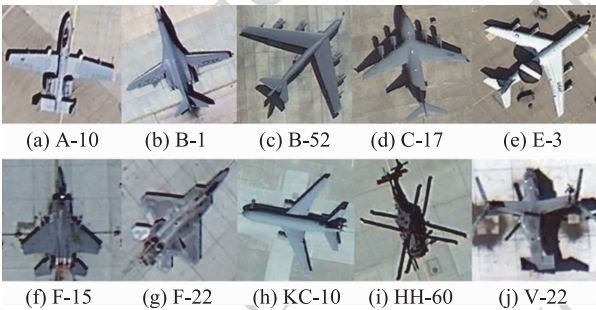


图 11 本文算法识别的飞机机型

Fig. 11 Aircraft types can be recognized by the proposed method

## 4 结 论

提出了一种基于 Harris-Laplace 角点, Zernike 不变矩和颜色不变矩的飞机目标识别算法。

采用了由粗至精的两层匹配策略。在粗匹配过程中采用了基于小波变换和圆投影特征的匹配方法。通过小波变换,在低分辨率图像上进行粗匹配,这样可以减少大量的运算量,然后采用 Meanshift 自适应聚类算法完成粗匹配的目标聚类过程,为后续精匹配过程作好了准备。

在精匹配过程中提取了高分辨率图像的 Harris-Laplace 角点, Zernike 不变矩和颜色不变矩这 3 种不同的特征来进行飞机识别,较好地利用了目标的细节特征、形状特征和颜色特征,有效地克服了使用单一特征而无法描述目标多种信息的不足,而无需对目标进行分割,最后采用欧氏距离作为相似性度量来完成飞机目标的识别。

实验结果表明,本文算法能够精确识别出遥感图像中 10 种不同机型的飞机目标,抗干扰能力强,鲁棒性高,识别精度优于其他算法。

## 参考文献 (References)

- [1] Zhu X F, Ma C W. The study of combined invariants optimization method on aircraft recognition[C]//Symposium on Photonics and Optoelectronics. Wuhan, China: IEEE Press, 2011: 1-4. [DOI:10.1109/SOPO.2011.5780562]
- [2] Li Wei, Xiang S M, Wang H B, et al. Robust airplane detection in satellite images [C]//Proceedings of 18th International Conference on Image Processing. Brussels, Belgium: IEEE Press, 2011: 2821-2824. [DOI:10.1109/ICIP.2011.6116259]
- [3] Hsieh J W, Chen J M, Chuang C H, et al. Aircraft type recognition in satellite images[J]. IEEE Proceedings on Vision, Image and Signal Processing, 2005, 152 (3): 307-315. [DOI: 10.1049/ip-vis;20049020]
- [4] Liu G, Sun X, Fu K, et al. Aircraft recognition in high-resolution satellite images using coarse-to-fine shape prior[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10 (3): 573-577. [DOI:10.1109/LGRS.2012.2214022]
- [5] Wu H N, Li D J, Wang H W, et al. Research on aircraft object recognition model based on neural networks[C]//Proceedings of International Conference on Computer Science and Electronics Engineering. Hangzhou, China: IEEE Press, 2012: 160-163. [DOI:10.1109/ICCSEE.2012.330]
- [6] Fang Z X, Yao G Q, Zhang Y N. Target recognition of aircraft based on moment invariants and BP neural network [C]//Proceedings of World Automation Congress. Beijing, China: IEEE Press, 2012: 1-5.
- [7] Wang D H, He X, Wei Z H, et al. A method of aircraft image target recognition based on modified PCA features and SVM [C]//Proceedings of the 9th International Conference on Electronic Measurement & Instruments. Beijing, China: IEEE Press, 2009: 4177-4181. [DOI:10.1109/IC EMI.2009.5274100]
- [8] Zhang X, Wang Y, Han R P S. Wavelet transform Theory and its application in EMG signal processing [C]//Proceedings of the 7th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Yantai, China: IEEE Press, 2010: 2234-2238. [DOI:10.1109/FSKD.2010.5569532]
- [9] Chen G Y, Xie W F. Invariant pattern recognition using ring-projection and dual-tree complex wavelets [C]//Proceedings of International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Guilin, China: IEEE Press, 2011: 182-186. [DOI: 10.1109/ICWAPR.2011.6014459]
- [10] Li Z Y, Liu H, Xu C. Real-time human tracking based on switching linear dynamic system combined with adaptive Meanshift tracker [C]//Proceedings of the 18th International Conference on Image Processing. Brussels, Belgium: IEEE Press, 2011: 2329-2332. [DOI:10.1109/ICIP.2011.6116106]
- [11] Zhang J Y, Chen Q, Bai X J, et al. An advanced Harris-Laplace feature detector with high repeatability [C]//Proceedings of the 2nd International Congress on Image and Signal Processing. Tianjin, China: IEEE Press, 2009: 1-5. [DOI:10.1109/CISP.2009.5304598]
- [12] Huang Z C, Chan P P K, Ng W W Y, et al. Content-based image retrieval using color moment and Gabor texture feature [C]//Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Qingdao, China: IEEE Press, 2010: 719-724. [DOI:10.1109/ICMLC.2010.5580566]
- [13] Biswas R, Biswas S. On the fast computation of Zernike moments [C]//2010 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. Bari, Italy: IEEE Press, 2010: 1680-1685. [DOI: 10.1109/ISIE.2010.5637965]
- [14] Liu N, Yin Y L, Zhang H W. A fingerprint matching algorithm based on Delaunay Triangulation Net [C]//Proceedings of International Conference on Computer and Information Technology. Shanghai, China: IEEE Press, 2005: 591-595. [DOI: 10.1109/CIT.2005.9]
- [15] Zhang Z J, Sun Z H. Gray technology of color image based on VC platform [J]. Automation Technology and Application, 2005, 24(1): 61-67. [张志军,孙志辉. 基于 VC 平台的彩色图像的灰度化技术[J]. 自动化技术与应用, 2005, 24(1): 61-67.] [DOI: 10.3969/j.issn.1003-7241.2005.01.019]
- [16] Wang Y G, Liu H P. Destriping multispectral image of post classification [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2007, 22(3): 449-454. [王永刚,刘慧平. 遥感分类图像条带噪声的去除[J]. 遥感技术与应用, 2007, 22(3): 449-454.] [DOI: 10.3969/j.issn.1004-0323.2007.03.025]