

文章编号: 1001-1595(2011)05-0598-06

实现遥感相机自主辨云的小波 SCM 算法

陶淑苹^{1,2}, 金 光¹, 张贵祥¹, 曲宏松¹

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. 中国科学院研究生院, 北京, 100039

A Wavelet SCM Algorithm Used to Detect Cloud in Remote Sensing Cameras

TAO Shuping^{1,2}, JIN Guang¹, ZHANG Guixiang¹, QU Hongsong¹

1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China; 2. Graduate University of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China

Abstract: The satellite's storage device and downlink bandwidth are facing great challenges with the improvements of cameras' resolution and swath width. This paper proposed a new multi-branches cloud discrimination algorithm to control the camera stop photo in cloud area. Firstly, the spectrum threshold method is used to distinguish between clouds and ground objects roughly. Then the texture analysis method is adopted after threshold method invalid. To reduce the false alarm rate, a new method based on wavelet SCM is used to extract texture properties, and a bi-judgement method based on ASM and entropy is proposed. The algorithm has been verified by 245 remote sensing images. The experimental results show that this algorithm can detect clouds and ground objects correctly, and the false alarm rate is lower than 5%.

Key words: spectrum threshold, texture, scale-based concurrent matrix(SCM), ASM, entropy

摘 要: 随着遥感相机分辨力的提高和幅宽的增大, 星上固存和数传带宽面临巨大的挑战。提出一种多分支云判别算法, 可控制相机在有云区关机停拍。首先利用计算量较小的光谱阈值判别法对云和地物粗略分类, 在不能确定云或地物时, 采用纹理分析方法判别。为减小误判可能, 算法采用小波 SCM 提取纹理特征, 并提出一种基于 ASM 和熵的双判别方式。通过对 245 幅遥感图像进行试验验证, 证明该算法能快速准确识别云层和地物, 总误判率小于 5%。

关键词: 光谱阈值; 纹理; 尺度共生矩阵; 角二阶矩; 熵

中图分类号: P237

文献标识码: A

基金项目: 国家 863 计划(093J32F090); 吉林省科技支撑计划(20090102)

1 引 言

空间对地遥感相机分辨力和幅宽不断提高, 使得遥感图像数据量急剧增加, 这给有限的星上固存和数传带宽带来了极大挑战。地球表面 1/3~1/2 覆盖有云层, 使得可见光及近红外空间遥感相机拍摄到大量被云覆盖的图像。被云覆盖的遥感图像地物信息丢失, 几乎没有利用价值。因此实时有效地进行云层自动检测, 进而控制相机在有云区停止拍照, 对于节约星上固存空间, 缓解遥感信息海量数据的传输压力和提高遥感图像利用率具有十分重要的意义。

为解决这一问题, 中科院长春光机所提出在俯拍相机基础上加载前视辨云相机的方案, 其中前视相机用于对云进行自动判别, 并计算出有云区和无云区的经纬度, 控制俯拍相机在有云区关机停拍, 以节省有限且宝贵的星上资源, 提高资源

利用率。本文算法即是根据这一需求, 为前视相机设计的云自动检测算法。

云的种类繁多, 在时间和空间分布上有极大的不确定性, 因此它一直是遥感图像分析处理中的一大难点。早期的云检测方法根据在可见光波段云比大多数地物有更高的反射率的光谱辐射特性, 通过光谱阈值判别将云和地面物体大致分开, 目前已有许多学者在阈值判断方法的基础上研究了更加精确的云检测算法, 如同态滤波法、聚类法、多光谱分析法等^[1-3], 该类方法实现简单, 但因为没有考虑图像灰度间的空间相关性, 因此检测误差较大。还有学者从纹理特征的角度提出了纹理分析的方法, 获得了较好的判别精确度^[4-8]。纹理分析方法利用图像像素之间的空间上下文信息^[9], 克服了光谱分析方法逐点计算、点点之间独立的缺点, 但文献[4-8]都是基于灰度共生矩阵从单一尺度提取纹理特征, 事实上尺度特性也是

纹理特性的一个主要方面, 已有试验结果表明, 人类视觉系统在进行纹理处理时是以多尺度方式进行的^[10], 本文利用小波的多尺度分析特性来提取图像纹理特征。该算法结合图像的光谱特征和纹理特征两方面信息, 采用一种多分支判别树结构模型, 可快速准确地实现云自动检测。

2 特征提取

2.1 光谱阈值

云在可见光和近红外波段对于光线的反射率比大多数地面物体要强的多, 在图像上表现为云相对于地面目标具有较高的灰度值。因此可以利用这一特性, 采用基于图像光谱特征的阈值判别方法对遥感图像云及其下垫物进行初步的粗略分类。

文献[10]详细列出了各种地物的亮度系数, 可知除了雪、白墙等少数地物的波谱亮度系数接近 0.9 外, 其他物体的亮度系数都比云的亮度系数要小很多, 因此可以用基于光谱分析的阈值判别方法很容易将云与大部分地物区分开。对于初步处理后得到的类云数据可以进一步采用图像的纹理特性进行详细判别。图像光谱阈值的确定可以根据经验, 通过对数据库中大量的历史样图进行统计, 获取云层的经验阈值。经验阈值没有考虑图像本身的信息不能保证对每幅遥感图像都有很好的分辨效果, 但是该方法在统计意义上接近最优^[7], 而且本文提出的算法中只是利用光谱阈值对云和地物进行粗略分类, 并且从算法实时性考虑采用经验阈值方法比较合理。

光谱分析方法简单易实现, 但对阈值的选择比较敏感。因为薄云笼罩的图像下载到地面经处理后仍可以识别地物, 为了减小将地物误判为云的可能性, 在选取阈值及阈值百分比的时候适当将判为地物的比例加大, 进而减小阈值选择对误判的影响。然而光谱分析处理的基本单位是像元, 没有考虑像元之间的空间结构信息, 因此进一步采用纹理分析方法判别。

2.2 图像纹理特征分析

纹理分析方法, 大致分为统计方法和结构方法。因为云的种类繁多, 在时间和空间分布上有极大的不确定性, 但在统计方法中云仍有别于地物的纹理特征, 这里采用统计方法。

2.2.1 基于离散小波变换的尺度共生矩阵

灰度共生矩阵是常用的提取纹理特征的统计

方法^[4,8]。但灰度共生矩阵是从单一尺度上提取纹理特征的。事实上尺度特性也是纹理特性的一个主要方面, 已有试验结果表明, 人类视觉系统在进行纹理处理时是以多尺度方式进行的。根据这一观点, 可以利用小波的多尺度分析特性来提取图像纹理特征。本文设计一种基于离散小波变换的尺度共生矩阵 (scale-based concurrent matrix, SCM) 提取图像纹理特征的方法。

基于小波的纹理分析方法首先利用小波对图像进行多尺度分解。本文采用的是二维离散小波变换。离散小波变换具有如下分解关系^[10,12-14]:

每层的近似系数 (低频) 进一步分解为四部分: 低频部分、水平方向高频边缘信息、垂直方向高频边缘信息和对角线方向高频边缘信息。如图 1 所示。

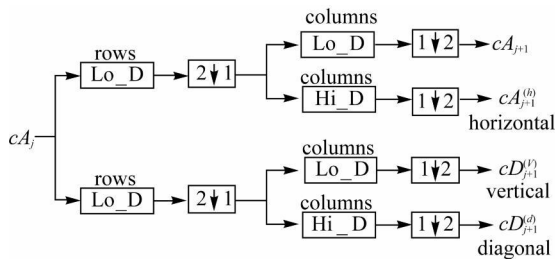


图 1 二维离散小波变换示意图

Fig. 1 The chart of two-dimensional discrete wavelet decomposition

其中, Lo_D、Hi_D 分别为低通和高通滤波器。

对 cA_j 首先进行行方向卷积运算, 再进行列方向卷积运算, 得到 cA_{j+1} 为 $j+1$ 尺度的低频分量、 $cD_{j+1}^{(h)}$ 为水平高频分量、 $cD_{j+1}^{(v)}$ 为垂直高频分量、 $cD_{j+1}^{(d)}$ 为对角方向高频分量。

利用离散小波变换对图像进行多尺度分解完成后, 生成尺度共生矩阵。定义尺度共生矩阵 $G_k(i, j)$ 为

$$G_k(i, j) = \left\{ g_{i,j} \left[c_k, c_{k-1} \right] \right\} \quad (1)$$

它是相邻两尺度的函数。式中, c_k 为小波分解系数, 矩阵元素 $g_{i,j} \left[c_k, c_{k-1} \right]$ 定义为

$$g_{i,j} \left[c_k, c_{k-1} \right] = \# \{ (m, n) \mid c_k(m, n) = i, c_{k-1}(m, n) = j \} \quad (2)$$

并归一化得

$$\hat{G}_k(i, j) = \frac{G_k(i, j)}{\text{sum}} \quad (3)$$

式中

$$sum = \sum_i \sum_j g_{i,j} \quad (4)$$

在每一尺度上计算各分量的共生矩阵, 虽然尺度共生矩阵在许多方面包含了纹理的统计特性, 但不能直接作为纹理分析的特征, 仍需要构造一些二次统计量, 并以此作为纹理特征。目前在遥感图像处理中常用的纹理特征主要有分形维数、角二阶矩(angle second moment, ASM)、熵、惯性矩、相关、局部平稳等^[12]。本文中利用 ASM 和熵。

2.2.2 角二阶矩

角二阶矩是图像灰度分布均匀性的度量。定义

$$f_{ASM} = \sum_i \sum_j \hat{g}^2(i, j) \quad (5)$$

粗纹理 ASM 值较大, 因为 f_{ASM} 是共生矩阵元素值的平方和, 因此可理解为粗纹理含有较多的能量。细纹理 ASM 值较小, 含有较少的能量。当共生矩阵中的元素分布集中于主对角线时, 说明从局部区域观察图像的灰度分布是比较均匀的。从图像整体来观察, 纹理较粗, 此时 f_{ASM} 值较大, 反之 f_{ASM} 较小。

角二阶矩反映的是图像灰度分布的均匀性。很明显图像边缘变化尖锐性等细节信息包含在小波分解后的高频系数中, 因此本文算法只取分解后的高频部分进行 ASM 特征量的提取。具体方法如下: 将每一尺度 3 个方向的高频分量分别取其共生矩阵的 ASM, 然后取均值作为该尺度的角二阶矩。

$$f'_{ASM} = (f_{ASM}^{(h)} + f_{ASM}^{(v)} + f_{ASM}^{(d)}) / 3 \quad (6)$$

用 MATLAB 软件对获取的遥感图像(数据类型包括 ASTER、MODIS、SPOT 以及 CBERS 可见光和近红外波段遥感图像)以 512×512 大小的子图作为基本处理单元, 进行分割。从分割后的子图像中人眼进行分类, 选取云层覆盖超过 2/3 的子图为云层子图; 无云或云覆盖约 5% 以内的子图为地物子图。将筛选出的云层子图和地物子图, 作为训练样本。训练结果如图 2、图 3 所示。

由图可知云层子图的角二阶矩值分布较为分散, 且 98% 样本角二阶矩值分布集中在 0.25~0.45 之间, 小于 0.23 的样本不到 0.5%。地物子图的角二阶矩值则较为集中, 且数值小得多。几乎全部的地物样本角二阶矩值都介于 0.22~

0.23 之间。根据训练结果可知角二阶矩值可以较好地识别大部分云层。对于角二阶矩值较小的云层样本区分性不太好。可以结合熵值进行判别。

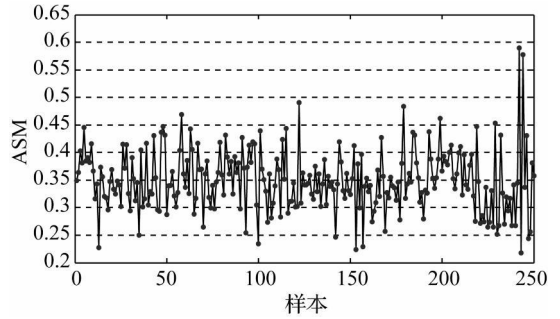


图 2 云层子图的高频角二阶矩值

Fig. 2 The high frequency coefficients' ASM of cloud subimages

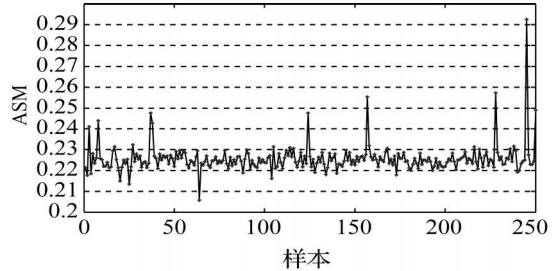


图 3 地物子图的高频角二阶矩值

Fig. 3 The high frequency coefficients' ASM of ground subject subimages

2.2.3 熵

$$f_e = \sum_i \sum_j \hat{g}(i, j) \log \hat{g}(i, j) \quad (7)$$

熵值是图像所含信息量的度量, 纹理信息也属图像的信息。若图像充满细纹理, 则 $\hat{g}(i, j)$ 的数值近似相等, 图像的 f_e 值最大; 若图像纹理较少则 $\hat{g}(i, j)$ 的数值差别较大, 对应图像的 f_e 值会较小; 同理若图像没有任何纹理, 则尺度共生矩阵几乎为零矩阵, 熵值也接近于 0。

因为云区灰度比较均匀, 边缘圆润模糊, 细节信息较少, 因此在频率范围内表现为低频特性^[7], 高频信息很少。而熵作为图像所含信息量多少的表征, 可以只在低频部分进行熵值计算, 以减少计算量。试验结果也表明云与地物的熵值在低频部分的区分性比高频部分的大得多。

对分类后的样本进行训练, 训练结果如图 4、图 5。

从训练结果可以看到: 99.6% 的云层样本熵值集中在 0.116 1 左右; 地物的熵值则要大多, 而且分布相对分散。但云层和地物的熵值分布差别性很大, 因此可以较好地地区分两者。

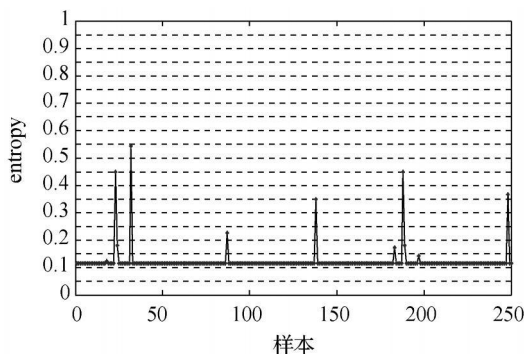


图 4 云层子图的低频熵值

Fig. 4 The low frequency coefficients' entropy of cloud subimages

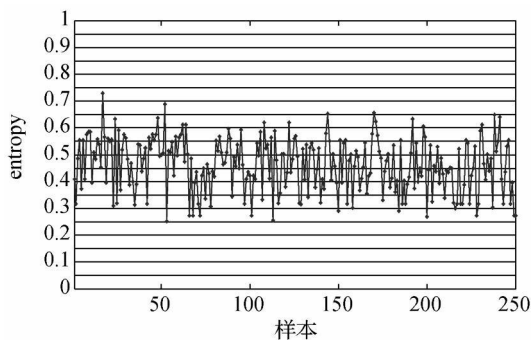


图 5 地物子图的低频熵值

Fig. 5 The low frequency coefficients' entropy of ground object subimages

在减轻数据存储和下传压力的前提下, 为了尽可能多地获取遥感图像资源、减小误判的可能, 将 ASM 和熵判决结果进行比对, 当两者均判决为云层时才将图像判断为云层。

3 改进的云层检测算法及应用

图 6 为本文提出的小波 SCM 云判别算法结构图。该算法结构为多分支树形, 其中所有叶子节点均为最终节点。首先利用计算量较小的光谱阈值判别方法对云和地物进行粗略分类, 当判决为地物时前视相机发出控制指令通知俯拍相机可以拍照, 算法结束。当判决为云层时前视相机计算云层所在位置并发出控制指令通知俯拍相机到云层位置时停拍, 算法结束。

采用纹理分析方法进行判别。本文采用基于离散小波变换的尺度共生矩阵方法来提取图像纹理特征。将计算得到的图像二阶统计量与训练结果匹配。为了减小算法计算量在提取 ASM 和熵时分别只取小波分解的高频和低频系数。为了能尽可能多地获取遥感图像资源、减小误判的可能, 本文算法采用一种双判别方式: 将 ASM 和熵判别结果进行比对, 当两者均判决为云层时才将图像判断为云层。

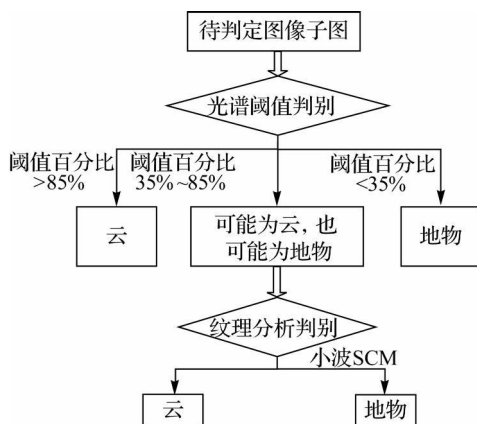


图 6 小波 SCM 云判别算法结构图

Fig. 6 The structure of cloud discrimination algorithm based on wavelet SCM

4 试验结果与分析

为了验证算法的准确性, 选取另外 245 幅遥感图像进行试验。将遥感图像划分为 8×8 图像子图, 并将划分后的子图进行分类, 然后分别对 4 种类型的子图进行该算法的验证, 试验结果如表 1 所示。云区提取图如图 7~ 图 9 所示, 原始卫星遥感图像为图 7(a)、图 8(a)、图 9(a), 图 7~ 图 9 的 (b) 分别为利用本文算法提取的云区图。

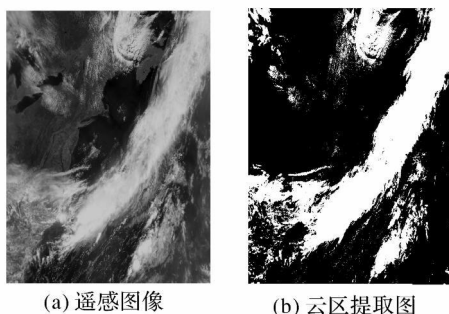


图 7 光学遥感卫星获取的海边地区遥感图

Fig. 7 Plain area image acquired by optical remote sensing satellite

当阈值判别不能确定是云还是地物时, 继续

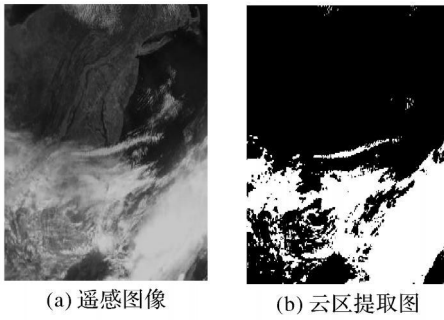


图 8 光学遥感卫星获取的丘陵地区遥感图

Fig. 8 Hill area image acquired by optical remote sensing satellite

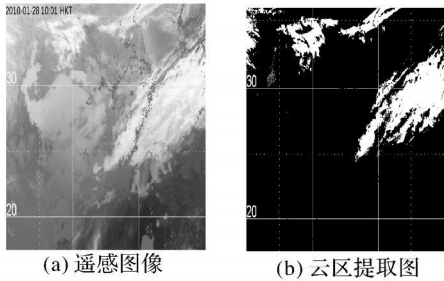


图 9 光学遥感卫星获取的中国港台地区遥感图

Fig. 9 Hongkong and Taiwan area image acquired by optical remote sensing satellite

从提取结果看,该算法基本可以正确识别云层和地物,尤其对于大块云层的识别效果较好。但仍存在一些误判的区域,误判区域主要是地面积雪,因为雪与云层的光谱特征极为相似,纹理特征虽有差别,但区分不大,易发生误判。本文算法采用的ASM与熵值双判别方法可以在一定程度上减小误判的可能,总误判率小于5%。

虽然云区边缘和薄云区存在着一些漏判现象,但是这符合应用需求。因为遥感图像资源十分珍贵,加之薄云覆盖的地物经图像处理后可以判读,因此理论上就应该将此类区域判为无云区。

表 1 小波SCM算法检测结果

Tab. 1 Results of the cloud discrimination algorithm based on wavelet SCM

试验子图类型	样本数量	判为云层数量	判为地物数量	判别正确率/(%)
基本为浓云	3 920	3 920	0	100
薄云覆盖地物	1 994	4	1 990	99.799
部分为云	5 378	807	4 571	96.213
无云非雪地物	4 260	0	4 260	100
积雪	128	15	113	88.281

5 参照试验及评价

为了对本文算法进行评价,以文献[8]中算法为参照进行对比。参考算法也采用了光谱阈值和纹理特征结合的分析方法,但在纹理分析时是基于灰度共生矩阵从单一尺度提取分形维数和ASM作为图像纹理特征。而且参考算法ASM判决是在分形维数判决结果基础上进行,未采用双判决机制。根据参考算法对遥感图像进行判别得到结果如图10所示。图11为本文算法判别结果。

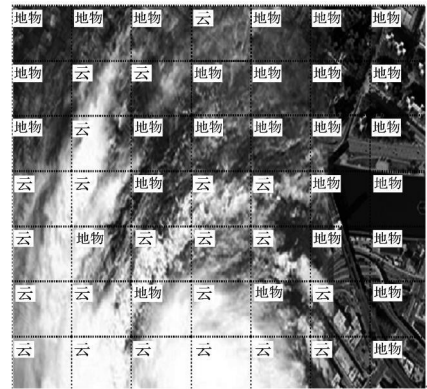


图 10 参考算法判别结果

Fig. 10 Result detected by reference algorithm

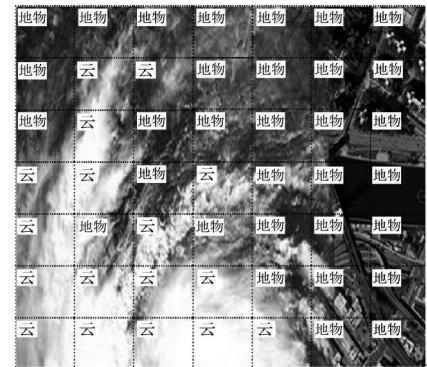


图 11 本文算法判别结果

Fig. 11 Result detected by this paper algorithm

表 2 对比试验检测结果

Tab. 2 Results of the comparative experiment

样本子图类型	样本数量	判为云层数量	
		本文算法	参考算法
基本为浓云	3 920	3 920	3 920
薄云覆盖地物	1 994	4	390
部分为云	5 378	807	1 532
无云非雪地物	4 260	0	4
积雪	128	15	21

两种算法的对比检测结果见表2。对比图10和图11以及表2数据可以发现,误判率方面本文算法明显优于参考算法;漏判率方面本文算法较参考算法有所增大,这是因为在云区边缘尤其是薄云覆盖区域本文算法更多判为地物。但是考虑到遥感图像的珍贵性和地面图像处理技术的不断发展,判为地物更为合理。

6 结论

本文结合光谱阈值与纹理分析方法的优点,提出的多分支小波 SCM 云判别算法能基本正确识别云层和地物。其中采用的小波尺度共生矩阵可以更充分地提取图像纹理特征,基于 ASM 和熵值的双判别机制能进一步减小误判的可能,但是训练样本数目不够丰富,以后随着获取遥感图像的增多,训练结果应该适时更新,以实现更高的精确度。另外减小积雪造成的误判率和由云层判别的结果进一步计算整幅图像的云层覆盖率是本文以后的工作方向。

参考文献:

- [1] FENG Chun, MA Jianwen, DAI Qin, et al. An Improved Method for Rapid Removal of Thin Cloud in Remote Sensing Images [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2004, 4(62): 1-3. (冯春,马建文,戴芹,等.一种改进的遥感图像薄云快速去除方法[J].国土资源遥感, 2004, 4(62): 1-3.)
- [2] GÓMEZ-CHOVAL, AMORÓS J, CAMPS-VALLS G, et al. Cloud Detection for CHRIS/Proba Hyperspectral Images [C] // Proceedings of the SPIE, Remote Sensing of Clouds and the Atmosphere. Bruges: [s. n.], 2005.
- [3] LI Wei, FANG Shenghui, DIAN Yuanyong, et al. Cloud Detection in MODIS Data Based on Spectrum Analysis [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2005, 30(5): 435-438. (李微,方圣辉,佘袁勇,等.基于光谱分析的MODIS云检测算法研究[J].武汉大学学报:信息科学版, 2005, 30(5): 435-438.)
- [4] TIAN B, SHAIKH M A, AZIM-SADJADI M R, et al. A Study of Cloud Classification with Neural Networks Using Spectral and Textural Features [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(1): 138-151.
- [5] VÁSQUEZ R E, MANIAN V B. Texture Based Cloud Detection in MODIS Images [C] // Proceedings of the SPIE, Remote Sensing of Clouds and the Atmosphere. Crete: [s. n.], 2003.
- [6] OUMAR D, KIDIYO K, JOSEPH R. Textural Analysis for the Detection of Dust Clouds from Infrared Satellite Images [C] // Proceedings of the SPIE, Remote Sensing of the Marine Environment. Goa: [s. n.], 2006.
- [7] YU Wenxia, CAO Xiaoguang, XU Lin. Automatic Cloud Detection for Remote Sensing Image [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(6): 2184-2186. (郁文霞,曹晓光,徐琳.遥感图像云自动检测[J].仪器仪表学报, 2006, 27(6): 2184-2186.)
- [8] SHAN Na, ZHENG Tianyao, WANG Zhensong. High-speed and High Accuracy Algorithm for Cloud Detection and Its Application [J]. Journal of Remote Sensing, 2009, 13(6): 1138-1155. (单娜,郑天堯,王贞松.快速高准确度云检测算法及其应用[J].遥感学报, 2009, 13(6): 1138-1155.)
- [9] ZHENG Zhaobao, ZHOU Yueqin. A Study of Texture and Description for Aerial Images [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 1997, 26(3): 228-234. (郑肇葆,周月琴.论航空影像的纹理与描述[J].测绘学报, 1997, 26(3): 228-234.)
- [10] WU Jun, ZHAO Zhongming. Scale Co-occurrence Matrix for Texture Analysis Using Wavelet Transform [J]. Journal of Remote Sensing, 2001, 5(2): 100-103. (吴均,赵忠明.利用基于小波的尺度共生矩阵进行纹理分析[J].遥感学报, 2001, 5(2): 100-103.)
- [11] DAI Yongshu. Photography and Aviation Photography [M]. Beijing: PLA Press, 1998: 153. (戴勇书.摄影与航空摄影[M].北京:解放军出版社, 1998: 153.)
- [12] ZHU Changqing, YANG Qihe, ZHU Wenzhong. Remote Sensing Relief Image Texture Analysis and Classification Based on Wavelet Transform Features [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 1996, 25(4): 252-256. (朱长青,杨启和,朱文忠.基于小波变换特征的遥感地貌影像纹理分析和分类[J].测绘学报, 1996, 25(4): 252-256.)
- [13] SONG Yanxing, YUAN Feng, DING Zhenliang, et al. Detection of Region of Interest by Morphological Haar Wavelet Method [J]. Optics and Precision Engineering, 2009, 17(7): 1752-1758. (宋燕星,袁峰,丁振良,等.使用形态 Haar 小波法检测目标感兴趣区域[J].光学精密工程, 2009, 17(7): 1752-1758.)
- [14] HUAN Ruohong, YANG Ruliang. A Target Detection Method for SAR Image Based on Feature Classification Discrimination [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2009, 38(4): 324-329. (宦若虹,杨汝良.一种基于特征分类辨识的 SAR 图像目标检测方法[J].测绘学报, 2009, 38(4): 324-329.) (责任编辑:雷秀丽)

收稿日期: 2010-03-18

修回日期: 2010-07-31

第一作者简介: 陶淑苹(1986—),女,博士生,主要研究方向为星载相机 CCD 成像电子学。

First author: TAO Shuping(1986—), female, PhD candidate, majors in CCD imaging electronics of spaceborne camera.

E-mail: taoshuping-163@163.com