



# 光学遥感信息技术与应用研究综述

## 摘要

光学遥感利用可见光、近红外和短波红外传感器对地物进行特定电磁谱段的成像观测,是遥感科技中发展最早,也是目前对地观测和空间信息领域中应用最为广泛的技术手段.随着近年来光学成像、电子学与空间技术的飞速发展,高空间、高光谱和高时间分辨率遥感技术不断取得新突破,为光学遥感图像处理与应用技术发展创造了前所未有的机遇和广阔前景.本文首先概述了光学遥感的基本原理和发展历程,然后重点介绍了光学遥感图像的数据特点及光学遥感图像处理技术与方法,阐述了光学遥感在生态环境、自然资源和国防安全等领域的应用情况,讨论了未来光学遥感信息技术与应用发展的几个主要方向和趋势.

## 关键词

光学遥感;图像处理;遥感应用;未来发展

中图分类号 TP751

文献标志码 A

收稿日期 2017-11-15

资助项目 国家自然科学基金(91638201)

## 作者简介

张兵,男,博士,研究员,国家杰出青年科学基金获得者、国家百千万人才工程入选者,主要研究方向为高光谱遥感技术与应用.  
zb@radi.ac.cn

## 0 引言

光学遥感是遥感科技发展历程中的一个核心内容,其应用领域和规模也最为广泛.它通常是指对目标在可见光、近红外和短波红外电磁谱段进行成像观测,获取和分析被观测对象的光学特征信息.严格意义上的光学遥感以太阳光作为唯一的能量来源,由航空和卫星传感器对地物进行反射辐射特性的物理测量.从广义上讲,光学遥感又可以从可见光一直拓展到长波红外或热红外波段,记录的是地表对太阳辐射的反射和发射能量,以区别于微波等主动遥感工作模式.本文讲述的光学遥感更侧重于太阳光的反射谱段,即可见光至短波红外反射辐射谱段成像技术.光学遥感技术经历了从摄影测量初期的灰度图像获取到数百波段的高光谱图像获取的发展历程,成像技术的持续进步使人们获得了高空间、高光谱和高时间分辨率的遥感数据,这也为遥感工作者在光学遥感数据的表达和分析算法的开发方面创造了前所未有的机遇和挑战.

高空间分辨率一直是光学遥感科技发展中持续追求的一项非常重要的技术指标.空间分辨率是指能够被光学传感器辨识的单一地物或两个相邻地物间的最小尺寸,它表达了传感器对地物进行空间表达的能力.目前已经商业化运行的高空间分辨率光学遥感卫星有美国 WorldView-4 卫星,法国 Pleiades 卫星,我国的高分(GF)1、2号卫星和高景1号小卫星等.高空间分辨率图像包含了地物丰富的空间信息,在农林调查、海洋目标监测、灾害防治、城市规划及军事国防等方面具有广阔的应用前景<sup>[1]</sup>.

高光谱分辨率遥感又称成像光谱遥感,是将成像技术和光谱技术结合的多维信息获取技术.成像光谱仪在获取地物空间图像的同时,每个像元都能够得到一条包含地物诊断性光谱特征的连续光谱曲线,实现狭窄光谱范围内隐藏地物特性的挖掘.近年来,许多国家先后研制了多种类型的航空成像光谱仪,如美国的 AVIRIS、加拿大的 CASI、澳大利亚的 HYMAP 等.进入 21 世纪,航天高光谱遥感发展迅速,除了欧美 EO-1/Hyperion、PROBA/Chris 等高光谱遥感卫星以外,我国的“嫦娥-1”探月卫星、环境与减灾小卫星(HJ-1)星座、GF-5 卫星等也都搭载了航天成像光谱仪.高光谱图像独有的连续谱成像特点和突出优势使其在矿物分析、植被精细分类、水质监测和伪装目标探测等领域可以发挥重要作用<sup>[2-3]</sup>.

1 中国科学院遥感与数字地球研究所,北京,100094

2 中国科学院大学,北京,100049

高时间分辨率遥感卫星可以实现对同一区域短时间内的高频词重访观测,其时间分辨率就是指进行相邻两次观测的最小时间间隔,间隔越小,时间分辨率越高.早期的高时间分辨率遥感卫星以气象卫星为主,颇具代表性的产品包括美国的三代气象观测卫星以及我国的风云系列卫星等.高时间分辨率遥感与高空间、高光谱遥感技术相结合是遥感科技未来发展的一个新趋势,它能够实现地物类型与理化特性的精准反演和精细变化监测<sup>[4]</sup>.高时间分辨率遥感已经在全球变化及其产生的重大环境问题研究方面发挥了重要作用,也可为交通、农林业、水利、军事等部门提供重要的实时监测信息.

## 1 光学图像处理技术

光学图像空间分辨率、光谱分辨率和时间分辨率的不断提高进一步增强了光学遥感的对地观测能力,在光学遥感观测手段日益丰富的情况下,光学遥感图像处理技术的提升尤为重要.

电磁波在传播过程中与大气中各成分相互作用,导致图像观测值与地表反射辐射值存在一定偏差.根据不同卫星数据中各传感器的成像条件差异和波段设计特点,现有大气校正模型各不相同,但其核心均是以获取高精度模型参数来提高图像大气校正的精度,准确反映地表真实信息,进而加速推动量化遥感研究的进展<sup>[5-6]</sup>.图像分类是光学遥感图像处理的重要环节,结合人为选取的各类地物典型样本,以分类器模型为依托的大尺度遥感图像自动化分类,可以实现地物类型及其分布的高效准确获取.随着遥感大数据时代的来临,基于机器学习的图像分类方法逐渐占据主导地位,支持向量机、浅层神经网络、深度学习等一系列典型算法成为高精度图像分类的领航者<sup>[7-10]</sup>.目标探测相对于图像分类来说具有更强的针对性,根据待探测目标的光谱、纹理结构特征等先验信息,可以通过构建目标模型在大场景中准确发现低概率出露目标.然而,目标形态的多样化及伪装材料的相近性导致传统模型的漏检率不断升高.因此,结合 SAR、LiDAR 以及高空间分辨率图像,同时考虑地物光谱特性、纹理、空间结构等信息的目标探测算法逐渐成为该方向的研究热点<sup>[11-12]</sup>.高光谱图像诊断性的光谱特征虽然能够有效提高观测地物的识别能力,但是受其成像机理制约,混合像元现象较为突出,实现高光谱图像混合像元分解是其处理和应⽤的一个关键问题.线性模型<sup>[13-14]</sup>以其

简单、易于反演的特点广泛应用于早期的光谱解混算法.而以广义双线性模型<sup>[15]</sup>为代表的非线性模型假设更加完备,反演结果更加准确,逐渐得到了推广.目前,混合像元分解算法的研究逐渐趋于高阶非线性<sup>[16]</sup>,并已取得了一定进展.地物量化参数反演是对地物分类和识别的进一步深化,它充分利用光学遥感图像信息来揭示地物的物理化学特性.然而大气-陆表系统的复杂性导致模型参数个数远远超过遥感观测参数数量,进而产生了病态的定量遥感反演问题,目前,时空约束、尺度转换等正则化机器学习方法被广泛采用以解决这一反演过程中的病态问题.

光学遥感图像在大气校正、图像分类、目标探测、混合像元分解以及参数反演等技术方面已经取得了很大发展.近年来,随着遥感卫星种类和数量的不断增加,基于光学遥感图像的多源数据融合技术越来越被大家所重视.通过更加全面、精准的地物遥感时、空、谱信息综合分析将大大提高人们量化、高精度和高效率理解地球系统的能力.

## 2 光学遥感应用技术

目前,全球城市人口占比约为 54%<sup>[17]</sup>,庞大的城市人口数量和城市环境动态监测的应用需求拉动了光学遥感技术在城市基础设施建设、城市时空变化分析、城市环境保护等方面的应用拓展.利用高分辨率光学遥感数据提供的地表形状等空间细节信息和地物光谱信息,结合面向对象的分类和变化检测方法<sup>[18]</sup>,可以获得详细的城市地表覆盖数据,并转化为城市地理信息的及时更新,服务于智慧城市建设.利用遥感监测技术开展城市热岛、水质、大气等环境问题的研究,将进一步促进城市科学、健康、持久地发展.

十九大报告中指出要加快生态文明体制改革,建设美丽中国.遥感技术以其大尺度、重复观测的特点,在区域生态环境监测中发挥着重要作用,能够为大气环境、土地荒漠化、水环境监测等领域研究提供大尺度、长时序的相关信息,并且为生态系统脆弱性评价、生态修复、濒危物种的保护等<sup>[19-20]</sup>提供有效的数据支持.随着我国高分辨率对地观测系统和空间基础设施建设的推进,遥感技术将在美丽中国建设中发挥重要作用.

光学遥感数据在全国土地调查中始终扮演着十分重要的角色,是掌握基本地理国情的重要途径.目

前,基于 NOAA/AVHRR、MODIS、Landsat 等不同空间分辨率的全球土地覆盖产品已达到 10 余种<sup>[21]</sup>。然而,高分辨率的大尺度土地覆盖制图依然面临诸多挑战,多源数据融合、分类方法自动化以及产品精度的提高与验证仍亟待深入研究。近年来,深度学习在光学图像分类中的应用,为大尺度高分辨率土地覆盖自动分类提供了新的思路。

农业与林业是光学遥感技术较早投入应用并且取得显著成效的领域。随着高分系列卫星的发射,国产高空间、高光谱、高时间分辨率的遥感数据将长期服务于作物长势监测、产量估计、自然灾害监测、林业资源调查、树种识别等诸多农林应用领域,加快精准农业与精准林业的实现。近年来,微小型无人机光学遥感平台的快速发展,为精准农林、智慧农林的研究提供了一种灵活快捷的遥感数据获取手段。

20 世纪 80 年代的黄金找矿热潮促进了我国高光谱遥感的发展<sup>[22]</sup>。通过对矿物元素的诊断性光谱特征进行分析,能够实现矿物类型精确识别以及成分丰度填图,尤其是短波红外遥感数据可用于提取蚀变带、线性构造、环形构造等地质信息,为矿床的发现提供靶区<sup>[23]</sup>。此外,光学遥感也在矿山开发工程监管、矿区环境保护等方面有着广泛应用前景。

光学遥感在发展之初就被作为一种重要的军事侦察手段,在国防领域发挥了重要作用。基于高空间分辨率图像的自动/半自动目标识别算法,能够有效识别具备明显几何结构特征的军事目标,如作战车辆、机场跑道、船舶等。随着深度学习算法的发展,目标识别速度和精度得到了进一步提高<sup>[24]</sup>。此外,高光谱遥感技术的诊断性光谱特征,特别适用于军事伪装侦察和小目标自动识别,有效提高了军事打击的精确性和时效性。近年来,地球同步轨道遥感卫星、高分辨率遥感卫星星座、视频卫星等技术的发展,促进了基于高时相遥感图像的移动目标自动识别技术的研究,基于我国高分四号(GF-4)静止轨道光学图像的移动船只识别,取得了良好的效果<sup>[25]</sup>。

### 3 总结与展望

近年来,随着遥感数据获取技术的不断发展,光学遥感图像的空间、光谱与时间分辨率不断提高,遥感卫星数量呈爆发式增长。遥感技术与大数据的结合也将大大促进光学遥感图像处理与信息提取效能,以实现光学遥感快速、准确、高效应用发展的目标。

应用需求是推动遥感科技不断发展的驱动力,当前大多数光学遥感卫星所采用的固定成像模式,以及复杂的星地数据传输链路和传统的数据分发体制,严重影响了遥感卫星使用的时效性和应用的普及型。因此,构建具有星上成像参数自动优化、星上数据实时处理和信息快速下传能力的“智能型”遥感卫星系统是未来光学遥感卫星系统发展的一个重要方向。智能遥感卫星系统将兼备差异性数据获取功能和智能化信息感知能力,是光学遥感卫星未来面向大众化和商业化发展的重要推进方向<sup>[26]</sup>。

另一方面,传统的光学图像处理方法在精度和效率上的不足,也限制了信息的挖掘和使用。基于人工神经网络的深度学习技术的不断创新,可以实现海量数据的高效自动计算和分析。它通过抽取图像底层特征的抽象高层语义信息,解决了传统光学遥感数据分析方法基于浅层模型很难或不可能实现的高层特征表达,在地物分类、目标检测以及场景理解等方面已展现出巨大的优势和发展前景。

近年来,天地一体化对地观测技术的发展为开展光学遥感大数据分析提供了精确的地球表层系统多样化辅助认知数据<sup>[27]</sup>。传感网、移动互联网和物联网的飞速发展实现了从数据采集到网络发布的技术流程保障,将空中的卫星和地面的传感设备紧密地联系在了一起。深度学习和人工智能科技的出现更将助力于大数据时代下的光学遥感图像处理与应用技术的发展,引导光学遥感领域新的理论突破与技术创新。

### 参考文献

#### References

- [1] Richards J A. Remote sensing digital image analysis: An introduction[M]. Berlin, German: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2012
- [2] 童庆禧,张兵,张立福. 中国高光谱遥感的前沿进展[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 689-707  
TONG Qingxi, ZHANG Bing, ZHANG Lifu. Current progress of hyperspectral remote sensing in China[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 689-707
- [3] 张兵. 高光谱图像处理与信息提取前沿[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 1062-1090  
ZHANG Bing. Advancement of hyperspectral image processing and information extraction[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 1062-1090
- [4] Zhang B, Zhang X, Liu T J, et al. Dynamic analysis of hyperspectral vegetation indices[J]. Proceedings of SPIE, 2001, 4548: 32-38
- [5] Pandya M R, Pathak V N, Shah D B, et al. Development of a scheme for atmospheric correction of Resourcesat-2

- AWiFS data [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 40:65-73
- [ 6 ] Pan Y Q, Shen F, Verhoef W. An improved spectral optimization algorithm for atmospheric correction over turbid coastal waters: A case study from the Changjiang (Yangtze) estuary and the adjacent coast [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 191:197-214
- [ 7 ] Belgiu M, Dragut L. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 114:24-31
- [ 8 ] Wang M W, Wan Y C, Ye Z W, et al. Remote sensing image classification based on the optimal support vector machine and modified binary coded ant colony optimization algorithm [J]. *Information Sciences*, 2017, 402:50-68
- [ 9 ] Kumar P, Gupta D K, Mishra V N, et al. Comparison of support vector machine, artificial neural network, and spectral angle mapper algorithms for crop classification using LISS IV data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2015, 36(6):1604-1617
- [ 10 ] Maggiori E, Tarabalka Y, Charpiat G, et al. Convolutional neural networks for large-scale remote sensing image classification [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(2):645-657
- [ 11 ] Xu Y, Du Q, Younan N H. Particle swarm optimization-based selection for hyperspectral target detection [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(4):554-558
- [ 12 ] Ding H P, Luo Q H, Zou Z X, et al. Object detection with proposals in high-resolution optical remote sensing images [C] // *International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning*, 2017:242-250
- [ 13 ] Nascimento J M P, Bioucas-Dias J M. Vertex component analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(4):898-910
- [ 14 ] Bioucas-Dias J M, Figueiredo M A T. Alternating direction algorithms for constrained sparse regression: Application to hyperspectral unmixing [C] // *Proceedings of the 2010 2nd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing*, 2010:1-4
- [ 15 ] Halimi A, Altmann Y, Dobigeon N, et al. Nonlinear unmixing of hyperspectral images using a generalized bilinear model [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(11):4153-4162
- [ 16 ] Marinoni A, Gamba P. A novel approach for efficient p-linear hyperspectral unmixing [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2015, 9(6):1156-1168
- [ 17 ] United Nations. *World urbanization prospects: The 2014 revision: Highlights* [M]. New York: United Nations, 2014
- [ 18 ] Zhang X, Xiao P, Feng X, et al. Separate segmentation of multi-temporal high-resolution remote sensing images for object-based change detection in urban area [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 201:243-255
- [ 19 ] Jiang L, Huang X, Wang F, et al. Method for evaluating ecological vulnerability under climate change based on remote sensing: A case study [J]. *Ecological Indicators*, 2018, 85:479-486
- [ 20 ] Xu W, Vina A, Kong L, et al. Reassessing the conservation status of the giant panda using remote sensing [J]. *Nature Ecology & Evolution*, 2017, 1(11):1635-1638
- [ 21 ] Song X P. Global estimates of ecosystem service value and change: Taking into account uncertainties in satellite-based land cover data [J]. *Ecological Economics*, 2018, 143:227-235
- [ 22 ] Tong Q X, Xue Y, Q Zhang L F. Progress in hyperspectral remote sensing science and technology in China over the past three decades [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(1):70-91
- [ 23 ] Liu L, Zhou J, Han L, et al. Mineral mapping and ore prospecting using Landsat TM and Hyperion data, Wushitai, Xinjiang, northwestern China [J]. *Ore Geology Reviews*, 2017, 81(Part 1):280-95
- [ 24 ] Cheng G, Zhou P C, Han J W. Learning rotation-invariant convolutional neural networks for object detection in vhr optical remote sensing images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(12):7405-7415
- [ 25 ] Zhang Z X, Shao Y, Tian W, et al. Application potential of GF-4 images for dynamic ship monitoring [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(6):911-915
- [ 26 ] 张兵. 智能遥感卫星系统 [J]. *遥感学报*, 2011, 15(3):415-431  
ZHANG Bing. Intelligent remote sensing satellite system [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2011, 15(3):415-431
- [ 27 ] Hey T, Tansley S, Tolle K M. *The fourth paradigm: Data-intensive scientific discovery* [M]. Redmond, WA: Microsoft Research, 2009

## A survey of developments on optical remote sensing information technology and applications

ZHANG Bing<sup>1,2</sup>

1 Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094

2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049

**Abstract** Optical remote sensing generally refers to the use of visible light, near infrared and short wave infrared sensors to detect objects on earth for digital imaging presentations by the specific spectral information. It is the earliest development of remote sensing, and also the most widely used technique for earth observation research and spatial information application. With the rapid development of optical imaging, electronics and space technology, new breakthroughs have been made in high spatial, spectral and temporal resolution remote sensing, which create unprecedented opportunities and bright future for optical remote sensing image processing and application technology. This paper firstly provide a brief review of optical remote sensing on the principles and progresses, and then focus on the characteristics, techniques and methods of optical remote sensing image processing, and introduce the applications of optical remote sensing in ecological environment, natural resources, national defense and so on. Finally several major directions and trends for future optical remote sensing are also forecasted here.

**Key words** optical remote sensing; image processing; remote sensing application; future development