

doi: 10.6046/gtzyyg.2016.02.02

引用格式: 闫利, 江维薇. 多光谱遥感影像植被覆盖分类研究进展[J]. 国土资源遥感, 2016, 28(2): 8-13. (Yan L, Jiang W W. Progress in the study of vegetation cover classification of multispectral remote sensing imagery[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2016, 28(2): 8-13.)

# 多光谱遥感影像植被覆盖分类研究进展

闫利, 江维薇

(武汉大学测绘学院, 武汉 430079)

**摘要:** 利用多光谱遥感影像进行植被覆盖分类是目前遥感技术应用的热点研究领域之一。在广泛调研文献的基础上, 综述了近年来多光谱遥感影像植被分类研究现状和进展, 较全面深入地分析了各种植被分类特征、分类算法的优缺点、适应性和应用情况, 指出了当前面临的难点和挑战, 并对未来发展趋势进行了展望。未来多光谱遥感影像的植被分类不仅要分类算法上进行创新, 提高分类器的自动化程度、分类效率和学习速度, 扩大适用范围, 增强鲁棒性, 而且同样不能忽视对植被分类新特征的挖掘, 提高特征的可分性, 融合多源数据、利用多时相影像、挖掘更多新特征参与植被分类是未来的发展趋势。

**关键词:** 多光谱遥感; 植被覆盖; 分类特征; 分类方法

**中图法分类号:** TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2016)02-0008-06

## 0 引言

植被覆盖分类对于研究全球气候、生态、水文、环境、规划、气象和防灾减灾等具有重要意义<sup>[1]</sup>, 是植被研究中最复杂的问题之一。目前, 植被覆盖分类常用的多光谱影像有 Landsat TM, Landsat ETM+, SPOT, IKONOS, OrbView-3, QuickBird, GeoEye-1 以及各种多光谱航片等。相对于雷达影像、高光谱影像, 多光谱影像更易获取, 能够同时满足低成本、高时效、多尺度及多目的的植被分类。

随着国际和国内一系列植被调查研究工作的实施, 多光谱影像越来越普遍深入地应用于各种植被覆盖分类中, 特别是高分辨率多光谱影像, 给植被分类带来新的机遇和挑战。中低分辨率多光谱影像主要用于大尺度植被群落级的分类, 对于植物物种级分类比较困难<sup>[3]</sup>。高分辨率遥感影像能在较小的空间尺度上表达植被的细节变化, 进行大比例尺制图, 不仅能够用于区域尺度的植被群落级分类, 对于局部小尺度物种级植被精细分类更具潜力<sup>[5]</sup>。

本文在广泛调研国内外文献的基础上, 概括和归纳了目前多光谱影像植被覆盖分类研究现状, 分析了当前面临的难点和挑战, 并对未来的发展趋势进行了展望, 旨在为多光谱遥感影像植被覆盖分类技术研究的深化提供参考。

## 1 植被分类特征

植被分类特征主要包括光谱特征、空间特征、时间特征等。光谱特征是目前比较成熟、使用最广泛的分类特征, 空间特征的研究尚处于初步探索阶段, 时间特征由于多时相数据获取的成本和天气因素等限制也较滞后。此外, 在多光谱遥感影像植被覆盖分类中, 必需而适宜的辅助数据常常被视作“额外的分类特征”。

### 1.1 光谱特征

在植被分类中, 除了原始波段的灰度值, 各种基于植被光谱反射特性的植被指数在多光谱遥感影像植被分类中发挥了重要作用, 然而每种植被指数都有一定的适用范围。如比值植被指数 (ratio vegetation index, RVI) 没有考虑外部诸多因子的影响, 对土壤、大气辐射效应的影响敏感, 并且当植被覆盖度小于 30% 时, 不能较好地地区分植被; 归一化差值植被指数 (normalized difference vegetation index, NDVI) 适用于全球或各大陆等大空间尺度的植被动态监测, 但是对土壤背景的变化较为敏感<sup>[8]</sup>; 大气阻抗植被指数 (atmospherically resistant vegetation index, ARVI) 进行预处理时需要的大气实况参数往往较难获得; 增强型植被指数 (enhanced vegetation index, EVI) 受限于传感器的限制, 要求必须含有蓝色

波段等。植被指数多用于植被与非植被的区分,对于更精细的植被类别,往往难以进行有效区分。

### 1.2 空间特征

空间特征主要包括地物影像的纹理、形状、大小、结构等特征。由于遥感影像上植被的复杂性和多样性,植被的空间特征往往难以进行准确的算法描述。目前,除了纹理特征外,其他空间特征在植被覆盖分类中少有报道。

纹理分析方法大多是针对较规则的人工纹理图像提出的,对遥感影像上纹理极其复杂多变的自然地物,往往应用受限。在植被覆盖分类中,只有灰度共生矩阵、Gabor 变换、马尔科夫随机场等纹理特征得到较多的应用<sup>[9]</sup>,常常作为光谱特征的辅助特征,能够在一定程度上提高植被覆盖分类的精度。

### 1.3 时间特征

目前,植被遥感分类中时间特征的研究刚刚起步,主要是基于植被物候现象的多时相光谱变化分析,例如 NDVI 的时间变化曲线<sup>[12]</sup>等,并且针对农作物和落叶林的探索相对较多<sup>[13]</sup>,而其他植被种类(如常绿林、草地等)探索较少。同时,植被物候现象同样也不能忽视多时相空间变化分析,例如幼树与成树的叶形态不同,构成的纹理粗细也不一样。因此,获取包含植物生长季节变化在内的连续观测数据,结合物候学,深入挖掘植被的各种时间特征是未来的研究趋势。

### 1.4 辅助数据

在遥感影像植被分类中,适当结合一些非遥感信息能够有效增强植被的类别可分性,提高分类精度。例如根据各种植被的生长习性可以限定分布区域从而达到植被类别的区分:一些类别的垂柳等主要分布在河岸等地形凹陷的水系旁,因此可以利用高程、坡度、坡向以及与水道的距离等地形信息的辅助数据来作为额外的特征进行区分。辅助数据类型众多,常用于植被分类中的主要有土壤类型信息、地形信息以及历史数据等,如高程、坡度、坡向、地质、土地覆盖历史数据、GIS 提供的空间数据等。

## 2 分类方法

传统的图像分类算法有 K 均值法、ISODATA 算法、最小距离分类法、极大似然分类法等,多应用于中低分辨率遥感影像的大尺度群落级植被覆盖整体分类。非参数的分类新方法,如人工神经网络、支持向量机、决策树分类、专家系统、组合分类器等不依赖于特征点的分布特性,在复杂的地表环境下能够获得比传统分类器更高的分类精度<sup>[14]</sup>,对于更精细

的植被物种级分类表现有更大的潜力。

人工神经网络具有较强的学习、存储、容错、非线性处理能力以及不受数据统计特性的影响,在复杂的植被制图中是一种较有效的植被信息提取方法<sup>[17]</sup>,常用于森林结构分类<sup>[18]</sup>、树木死亡率调查<sup>[19]</sup>、植被生长和病虫害动态监测<sup>[20]</sup>等。但其分类时间复杂度高,处理大数据量困难,参数难以确定,存在局部极值问题和过拟合问题。

支持向量机(support vector machine, SVM)适用于小样本统计学习,很大程度上解决了维数灾难问题,泛化性能高,较好地解决了神经网络的过拟合问题。因其良好的稳定性和具有相对较高的精度,在植被分类中得到广泛的应用<sup>[21]</sup>,对于纯样本不足的植被分类,例如森林林型分类中易出现混交林,在影像上只能选取有限的针叶林、阔叶林和竹林等纯像元样本, SVM 表现出一定的优势<sup>[23]</sup>。但是, SVM 在核函数选择和参数设置上缺乏理论依据以及推广到多类分类上存在分类效率低的问题。

决策树分类器结构清晰简单、规则直观易理解,对于输入数据空间特征和分类标识具有很好的弹性和稳健性。因此,决策树算法常常用于辅助数据充足,植被类型与其他自然条件(土壤类型、地形因子等)紧密相关的植被分类问题,例如在能够获取植被生长规律、物候参数、地表温度和海拔、坡度等一些辅助数据的情况下,常常通过建立决策树分类体系来实现植被分类<sup>[24]</sup>。但决策树算法基础比较复杂,对样本的数量和质量具有较强的依赖。

专家系统能够综合利用多种类型的数据,得到越来越多的重视。但是由于构建知识库的庞大耗费(费时费力以及辅助数据成本花费高等)和知识库的通用性问题,目前利用专家系统进行植被分类往往事与愿违,在植被分类中的应用较少,多是在针对特定植被类型<sup>[27]</sup>或特定区域<sup>[28]</sup>时才用。

近年来,组合分类器开发已经成为一个重要的研究课题,它为遥感影像的植被分类提供了一个新的选择<sup>[29]</sup>。但是多分类器组合方法和技术尚处在初步实验阶段,缺乏理论指导,例如如何提出有效的规则来组合子分类器的分类结果,以获得更高的精度是组合分类器仍需深入研究的一个关键问题。

## 3 植被分类面临的困难和挑战

### 3.1 遥感影像植被类别定义的问题

植被分类是植被生态学研究中最复杂、充满争论的问题之一,直到现在并没有一个能为该领域专家共同接受的、统一的分类系统<sup>[30]</sup>。植被分类往往

只能针对不同的目的和需求,采用不同的分类系统,如以土地利用调查为目的的植被分类通常采用 GB/T21010—2007 标准,而林业树种调查、农作物识别等更多的植被分类问题尚无固定分类标准。Heinl<sup>[31]</sup>等通过实验证明了正确定义类别对于影像分类的重要性。在遥感影像上清晰准确定义植被类别,降低模糊性是获得良好分类精度的前提,但目前对于这一问题尚没有理论可依。Wilkinson<sup>[32]</sup>指出类别是人类赋予的概念,与卫星传感器接收和量测的物理信号并没有直接关系。类别定义与影像之间的矛盾是导致遥感影像植被分类复杂的主要原因。

### 3.2 遥感数据本身的局限性

遥感影像承载的信息量有限,主要包含光谱、空间和时间信息,并且一种遥感数据难以同时兼顾光谱、空间和时间分辨率,例如高光谱影像往往空间分辨率不高,而高空间分辨率影像往往光谱信息相对不足<sup>[33]</sup>。遥感影像包含的信息仅仅是植被信息的一部分,更多的如植被的生长习性、地形土壤条件等信息却是遥感影像所鞭长莫及的,而这些信息恰恰都是植被可辨识的重要信息。遥感数据本身具有的局限性,造成信息的缺损是植被分类问题复杂的因素之一。融合多源遥感数据、添加非遥感信息的辅助数据以增强植被的可分性是提高植被分类水平的一个重要手段。

### 3.3 植被分类特征问题

目前,在多光谱遥感影像植被分类中,空间特征和时间特征不足严重制约了植被分类水平,仅依靠光谱特征和部分空间特征(纹理特征)只能完成相对简单和中度复杂的植被的分类任务,如植被与非植被的区分等。对更加复杂的植被精细类别区分等问题,由于各种植被类别具有相似的光谱特征,并且涉及到更复杂的空间关系,必须借助更多的空间和时间特征信息。

此外,植被特征的研究缺乏针对性,没有充分考虑植被特性,造成特征可分性不强。除植被指数<sup>[34]</sup>外,植被特征的研究大多沿用数字图像处理中的特征,既未有效地结合多光谱影像的特点,也没有针对植被特性进行分析,因此对植被的区分能力较弱。例如纹理特征虽然提出了大量算法,但是针对植被的纹理分析寥寥无几,从而导致在植被分类的实际应用中,纹理特征尚无法起到显著的作用,往往只能作为提高精度的补充特征之一。

### 3.4 植被分类的自动化问题

自动化问题是遥感分类中经久不衰的研究热点和难点。Datcu<sup>[35]</sup>提出以人为中心的概念,认为目前阶段还不能以计算机代替人,如遇到复杂的情况

时,计算机不能像人(尤指相关领域的专家和专业技术人员)那样进行准确的分析,不具备人的高超的视觉能力<sup>[36]</sup>。目前,植被分类不仅无法脱离人工干预,而且对操作人员的专业能力要求高。一个完整的植被分类从选择合适的影像数据和训练样本,进行图像预处理,确定分类方法,提取分类特征,进行分类后处理,直到精度评价等<sup>[37]</sup>都离不开工作人员的经验 and 专业知识。专家系统的开发为植被的自动化分类带来了新的机遇,但是由于植被是一种极其复杂的自然现象,具有多样性和变化性,考虑地域、时间、传感器等因素,要构建通用性较高的知识库是一项十分困难而艰巨的工作,现阶段要完全实现植被分类自动化尚有一定困难。基于这一点,针对植被的多样性,在分类中充分融合操作人员的专业知识和经验,尽可能地减少人工干预次数,降低对操作员专业度的依赖,这将会大大促进植被分类的实用性、应用范围和生产效率的提高。

### 3.5 植被分类的精细化程度

目前,多光谱影像植被分类主要停留在群落级,物种级分类较少。以 GB/T21010—2007 标准为例,一级植被类包括林地、草地、园地等,进一步细分成二级植被类,如林地的二级类别包括有林地、灌木林地、其他林地等。国内外相关文献主要集中在植被与非植被类别的区分<sup>[38]</sup>,一级植被分类也有相关研究<sup>[5]</sup>,而植被二级分类以及更精细的类别区分较少。植被精细类别区分除了要借助高分辨率影像外,对参与分类的植被特征、分类方法具有更高的要求。近几十年来,虽然出现了大量的分类特征和分类算法,但是仍然无法满足植被精细化分类的需求,植被精细分类回到了主要依靠人工目视解译的阶段。植被特征和分类算法上的突破是提高植被分类精细化程度的关键。

### 3.6 辅助数据问题

必要的辅助数据作为额外的分类特征,能够增强光谱相似地物的类别可分性<sup>[41]</sup>,显著提高遥感影像的整体分类精度<sup>[43]</sup>,甚至一些特定的辅助数据能够实现分类样本的自动采集,能有效地提高分类的自动化程度<sup>[45]</sup>。

但是,现有的辅助数据在时间和空间上的覆盖范围小、时效性差、不够完备,限制了在遥感影像植被分类中的实际应用。例如对地震或洪灾等地区进行灾后植被分类,往往难以获取实时地形资料;又如土壤类型、地表温度、降雨量等辅助数据的覆盖范围、时效性等常常难以满足遥感分类的需求。其次,辅助数据的质量常常会被忽略。在遥感影像植被分类中,通常默认所采用的辅助数据反映了真实情况

而具有可靠性,并不考虑辅助数据本身的精度对植被分类最终精度的影响。因此,必须充分了解辅助数据的误差范围及其影响程度,否则会使分类结果适得其反。然而目前在许多研究和应用实践中,辅助数据的准确性、精确度以及代表性等并未得到应有重视。

### 3.7 通用性问题

一个完整的植被分类方法(包括分类特征计算、分类器选择等)能够在多大范围通用,决定了该方法的实用性。限制植被分类方法通用性的主要原因有:①植被分类特征和分类器计算中多涉及复杂的参数设置,如基于对象分类中的分割参数<sup>[47]</sup>、模糊自适应共振网络分类中警戒线、学习率等参数<sup>[48]</sup>,以及各种特征计算中的阈值、窗口大小、方向参数等<sup>[49]</sup>,参数设置缺乏足够的理论依据,只能根据经验和不断试验来设置,稳定性较差,需要不断重新设定。②植被分类方法存在实验验证不充分的问题。许多研究通常基于当前处理的一幅或几幅影像考虑,存在一定的片面性,而后通过有限的实验来验证方法的适用性,也往往不充分。

## 4 展望

随着遥感技术的不断发展,信息的获取将越来越容易、越来越全面,融合多源数据、利用多时相影像来挖掘更多新特征参与植被分类是未来的发展趋势,而更多新问题也将展现在研究人员面前。技术的革新(研究更先进的分类器、获取更高分辨率的影像等)无法解决植被遥感分类中的所有问题,但是能够有效地提高目前的分类水平。未来多光谱遥感影像的植被分类不仅要从分类算法上进行创新,提高分类器的自动化程度、分类效率、学习速度,扩大适用范围,增强鲁棒性,而且同样不能忽视植被分类新特征的挖掘,提高特征的可分性。

### 参考文献(References):

- [1] 李钰澈,贾坤,魏香琴,等.中国北方地区植被覆盖度遥感估算及其变化分析[J].国土资源遥感,2015,27(2):112-117. doi:10.6046/gtzyyg.2015.02.18.  
Li Y W, Jia K, Wei X Q, et al. Fractional vegetation cover estimation in northern China and its change analysis[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2015, 27(2): 112-117. doi:10.6046/gtzyyg.2015.02.18.
- [2] 严婷婷,边红枫,廖桂项,等.森林湿地遥感信息提取方法研究现状[J].国土资源遥感,2014,26(2):11-18. doi:10.6046/gtzyyg.2014.02.03.  
Yan T T, Bian H F, Liao G X, et al. Research status of methods for mapping forested wetlands based on remote sensing[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2014, 26(2): 11-18. doi:10.6046/gtzyyg.2014.02.03.
- [3] Kalliola R, Syrjanen K. To what extent are vegetation types visible in satellite imagery? [J]. Annales Botanici Fennici, 1991, 28(1): 45-57.
- [4] Harvey K R, Hill G J E. Vegetation mapping of a tropical freshwater swamp in the Northern Territory, Australia: A comparison of aerial photography, Landsat TM and SPOT satellite imagery [J]. International Journal of Remote Sensing, 2001, 22(15): 2911-2925.
- [5] 田新光,张继贤,张永红.基于IKONOS影像的海岸带土地覆盖分类[J].遥感信息,2007(5):44-47.  
Tian X G, Zhang J X, Zhang Y H. Land use/land cover classification of coastal zone using object oriented method based on IKONOS imagery [J]. Remote Sensing Information, 2007(5): 44-47.
- [6] 张友水,冯学智,都金康,等. IKONOS影像在城市绿地提取中的应用[J].地理研究,2004,23(2):274-280.  
Zhang Y S, Feng X Z, Du J K, et al. Study on extraction of urban green space from IKONOS remote sensing images [J]. Geographical Research, 2004, 23(2): 274-280.
- [7] Zhang X Y, Feng X Z, Jiang H. Object-oriented method for urban vegetation mapping using IKONOS imagery [J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(1/2): 177-196.
- [8] Baret F, Guyot G. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment [J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 35(2/3): 161-173.
- [9] Daliman S, Rahman S A, Bakar S A, et al. Segmentation of oil palm area based on GLCM-SVM and NDVI [C] // Proceedings of the IEEE Region 10 Symposium. Kuala Lumpur: IEEE, 2014: 645-650.
- [10] 黄秋燕,肖鹏峰,冯学智,等.一种基于TV-Gabor模型的高分辨率遥感图像农田信息提取方法[J].遥感信息,2014,29(2):79-84,90.  
Huang Q Y, Xiao P F, Feng X Z, et al. Cropland information extraction from high resolution remote sensing image based on TV-Gabor model [J]. Remote Sensing Information, 2014, 29(2): 79-84, 90.
- [11] Wu Y, Wang C H, Yu L, et al. Using MRF approach to wetland classification of high spatial resolution remote sensing imagery: A case study in Xixi Wetland National Park, Hangzhou, China [C] // Proceedings of the Second IITA International Conference on Geoscience and Remote Sensing. Qingdao: IEEE, 2010, 2: 525-528.
- [12] 蔡学良,崔远来.基于多源多时相遥感数据提取灌区作物种植结构[J].农业工程学报,2009,25(8):124-130.  
Cai X L, Cui Y L. Crop planting structure extraction in irrigated areas from multi-sensor and multi-temporal remote sensing data [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2009, 25(8): 124-130.
- [13] Zhong L H, Gong P, Biging G S. Efficient corn and soybean mapping with temporal extendability: A multi-year experiment using Landsat imagery [J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 140: 1-13.
- [14] Murthy C S, Raju P V, Badrinath K V S. Classification of wheat crop with multi-temporal images: Performance of maximum likelihood and artificial neural networks [J]. International Journal of Re-

- remote Sensing, 2003, 24(23): 4871 - 4890.
- [15] Ayhan E, Kansu O. Analysis of image classification methods for remote sensing[J]. *Experimental Techniques*, 2012, 36(1): 18 - 25.
- [16] Szuster B W, Chen Q, Borger M. A comparison of classification techniques to support land cover and land use analysis in tropical coastal zones[J]. *Applied Geography*, 2011, 31(2): 525 - 532.
- [17] Filippi A M, Jensen J R. Fuzzy learning vector quantization for hyperspectral coastal vegetation classification[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 100(4): 512 - 530.
- [18] Lindeman M, Liu J, Qi J, et al. Using artificial neural networks to map the spatial distribution of understorey bamboo from remote sensing data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(9): 1685 - 1700.
- [19] Gopal S, Woodcock C. Remote sensing of forest change using artificial neural networks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, 34(2): 398 - 404.
- [20] Hilbert D W, Ostendorf B. The utility of artificial neural networks for modelling the distribution of vegetation in past, present and future climates[J]. *Ecological Modelling*, 2001, 146(1/3): 311 - 327.
- [21] Kuemmerle T, Chaskovskyy O, Knom J, et al. Forest cover change and illegal logging in the Ukrainian Carpathians in the transition period from 1988 to 2007[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(6): 1194 - 1207.
- [22] Su L H. Optimizing support vector machine learning for semi - arid vegetation mapping by using clustering analysis[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2009, 64(4): 407 - 413.
- [23] 王修信, 秦丽梅, 罗玲, 等. 遥感图像森林林型 SVM 分类的多特征选择[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(20): 259 - 262.  
Wang X X, Qin L M, Luo L, et al. Multi - feature selection in remote sensing forest species classification with SVM[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(20): 259 - 262.
- [24] Joy S M, Reich R M, Reynolds R T. A non - parametric, supervised classification of vegetation types on the Kaibab National Forest using decision trees[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(9): 1835 - 1852.
- [25] De Colstoun E B, Story M H, Thompson C, et al. Vegetation mapping using multi - temporal ETM + data and a decision tree classifier[C]//2002 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Toronto, Ontario, Canada: IEEE, 2002, 5: 2890 - 2892.
- [26] 孙小添, 邢艳秋, 李增元, 等. 基于 MODIS 影像的决策树森林类型分类研究[J]. *西北林学院学报*, 2013, 28(6): 139 - 144.  
Sun X T, Xing Y Q, Li Z Y, et al. Forest type classification by decision tree based on MODIS images[J]. *Journal of Northwest Forestry University*, 2013, 28(6): 139 - 144.
- [27] 张雪红. 基于知识与规则的红树林遥感信息提取[J]. *南京信息工程大学学报: 自然科学版*, 2011, 3(4): 341 - 345.  
Zhang X H. Remote sensing information extraction of mangrove based on knowledge and rules[J]. *Journal of Nanjing University of Information Science & Technology: Natural Science Edition*, 2011, 3(4): 341 - 345.
- [28] 甘淑, 袁希平, 何大明. 遥感专家分类系统在滇西北植被信息提取中的应用试验研究[J]. *云南大学学报: 自然科学版*, 2003, 25(6): 553 - 557.
- Gan S, Yuan X P, He D M. An application of vegetation classification in Northwest Yunnan with remote sensing expert classifier[J]. *Journal of Yunnan university: Natural sciences edition*, 2003, 25(6): 553 - 557.
- [29] 蓝晓丹. 面向对象的 SPOT5 遥感图像多分类器森林分类研究[D]. 南宁: 广西大学, 2010.  
Lan X D. Multiple Classifier Combination Forest Classification of SPOT5 Remote Sensing Image Based on Object - oriented Approach[D]. Nanning: Guangxi University, 2010.
- [30] 宋永昌. 中国常绿阔叶林分类试行方案[J]. *植物生态学报*, 2004, 28(4): 435 - 448.  
Song Y C. Tentative classification scheme of evergreen broad - leaved forests of china[J]. *Acta Phytocologica Sinica*, 2004, 28(4): 435 - 448.
- [31] Heisl M, Walde J, Tappeiner G, et al. Classifiers vs input variables - The drivers in image classification for land cover mapping[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2009, 11(6): 423 - 430.
- [32] Wilkinson G G. Results and implications of a study of fifteen years of satellite image classification experiments[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(3): 433 - 440.
- [33] 董广军, 张永生, 范永弘. PHI 高光谱数据和高空间分辨率遥感图像融合技术研究[J]. *红外与毫米波学报*, 2006, 25(2): 123 - 126.  
Dong G J, Zhang Y S, Fan Y H. Image fusion for hyperspectral data of PHI and high - resolution aerial image[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2006, 25(2): 123 - 126.
- [34] 郭 锐. 植被指数及其研究进展[J]. *干旱气象*, 2003, 21(4): 71 - 75.  
Guo N. Vegetation index and its advances[J]. *Arid Meteorology*, 2003, 21(4): 71 - 75.
- [35] Dateu M, Seidel K. Human - centered concepts for exploration and understanding of earth observation images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(3): 601 - 609.
- [36] 舒 宁. 关于遥感影像处理智能系统的若干问题[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2011, 36(5): 527 - 530.  
Shu N. Some aspects of intelligent system for remote sensing image processing[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(5): 527 - 530.
- [37] Lu D S, Weng Q H. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2007, 28(5): 823 - 870.
- [38] Cakir H I, Khorram S, Nelson S A. Correspondence analysis for detecting land cover change[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 102(3): 306 - 317.
- [39] Zheng C H, Zeng C S, Chen Z Q, et al. A study on the changes of landscape pattern of estuary wetlands of the Minjiang River[J]. *Wetland Science*, 2006, 4(1): 29 - 34.
- [40] Schroeder T A, Cohen W B, Song C H, et al. Radiometric correction of multi - temporal Landsat data for characterization of early successional forest patterns in western Oregon[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 103(1): 16 - 26.
- [41] Cohen Y, Shoshany M. Integration of remote sensing, GIS and expert knowledge in national knowledge - based crop recognition in

- Mediterranean environment [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000, 33: 280 - 286.
- [42] Raclot D, Colin F, Puech C. Updating land cover classification using a rule - based decision system [J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(7): 1309 - 1321.
- [43] Recio J A, Hermosilia T, Ruiz L A, et al. Analysis of the addition of qualitative ancillary data on parcel - based image classification [J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2009, 38: 1 - 4.
- [44] Saha A K, Arora M K, Csaplovics E, et al. Land cover classification using IRS LISS III image and DEM in a rugged terrain: A case study in Himalayas [J]. Geocarto International, 2005, 20(2): 33 - 40.
- [45] Walter V. Automatic change detection in GIS databases based on classification of multispectral data [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000, 33: 1138 - 1145.
- [46] Heipke C, Straub B. Towards the automatic GIS update of vegetation areas from satellite imagery using digital landscape model as prior information [J]. Automatic Extraction of GIS Objects from Digital Imagery, 1999, 32: 167 - 174.
- [47] Peng P, Gao W, Liu X G, et al. An improved strategy for object - oriented multi - scale remote sensing image segmentation [C] // Proceedings of the 1st International Conference on Information Science and Engineering. Nanjing: IEEE, 2009, 1149 - 1152.
- [48] 骆剑承, 王钦敏, 周成虎, 等. 基于自适应共振模型的遥感影像分类方法研究 [J]. 测绘学报, 2002, 31(2): 145 - 150.
- Luo J C, Wang Q M, Zhou C H, et al. Adaptive resonance theory for classification of remotely sensed image [J]. Acta Geodaetica et Cartographic Sinica, 2002, 31(2): 145 - 150.
- [49] 薄华, 马缚龙, 焦李成. 图像纹理的灰度共生矩阵计算问题的分析 [J]. 电子学报, 2006, 34(1): 155 - 158.
- Bo H, Ma F L, Jiao L C. Research on computation of GLCM of image texture [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(1): 155 - 158.

## Progress in the study of vegetation cover classification of multispectral remote sensing imagery

YAN Li, JIANG Weiwei

(School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

**Abstract:** Vegetation cover classification using multispectral remote sensing imagery is a hot research area, in which various new methods emerge endlessly. On the basis of reading a large number of references, the authors summarized in this paper the status and progress of vegetation cover classification with multispectral remote sensing imagery, analyzed advantages and disadvantages, adaptation and application of each vegetation classification feature and method, pointed out current difficulties and challenge, and predicted future development trend. The analysis suggests that future vegetation cover classification of multispectral remote sensing imagery needs not only innovation of classifier in the aspects of improvement of automation, efficiency, learning rate, adaptation and robustness, but also feature mining of vegetation classification. For the purpose of enhancing such aspects as using feature reparability and fusing multisource data, the adoption of multi - temporal images and the tapping of more new features in vegetation classification seem to be future trends.

**Keywords:** multispectral remote sensing; vegetation cover; classification feature; classification methods

**第一作者简介:** 闫利(1966 -),男,教授,主要从事摄影测量、遥感图像处理 and 三维激光成像扫描测量技术的研究。Email: liyan@sgg.whu.edu.cn。

**通信作者:** 江维薇(1988 -),女,博士研究生,主要从事遥感图像处理方面的研究。Email: 626834986@qq.com。

(责任编辑:李瑜)