

高光谱遥感在植被特征识别研究中的应用*

梁尧钦¹ 曾辉^{1,2}

(1 北京大学深圳研究生院城市与环境学院, 深圳 518055; 2 北京大学城市与环境学院生态学系, 北京 100871)

摘要: 总结了高光谱遥感在植被物种识别、结构特征分析、理化信息提取等主要领域的应用研究现状; 分析了高光谱遥感在植被特征识别中所涉及的光谱特征优化、混合光谱分解、图像分类识别等关键性技术环节的最新进展; 剖析了目前研究中存在的主要问题, 并对今后的发展态势进行了展望。

关键词: 高光谱遥感, 植被特征识别, 光谱处理技术

中图分类号: S 771.8 文献标识码: A 文章编号: 1001-4241(2009)01-0041-07

Application of Hyperspectral Remote Sensing in Identification of Vegetation Characteristics

Liang Yaoqin¹ Zeng Hui^{1,2}

(1 School of Environmental and Urban Studies, Shenzhen Graduate School

Peking University, Shenzhen 518055, Guangdong, China

2 Department of Ecology, Environmental School of Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract In the field of vegetation identification, hyperspectral remote sensing has attracted more and more attention for its superhigh spectral resolution and enhanced ability of target identification. In this paper, the application of hyperspectral remote sensing in vegetation identification, structural characteristic analysis, biophysical and biochemical information extraction is mainly discussed. As hyperspectral processing technology is the key factor that influences specific application, the correlative processing methods and technologies are presented in spectral feature optimization, spectral unmixing decomposition, and image classification and identification. In the end, status quo and problems of hyperspectral remote sensing in vegetation identification are discussed, and the development trend is forecast.

Key words hyperspectral remote sensing; identification of vegetation characteristic; spectral processing technology

植被作为地球陆地覆盖面积最大、对人类生存环境和生存质量影响最显著的因子, 一直是生态学研究的核心内容, 而正确识别植被特征则是植被生态学基础研究的基础支撑性工作^[1]。常规的植被特征识别方法主要依赖于一些成本高、费时费力的野外调查手段, 很难满足区域性植被生态学研究的需要。近年来, 遥感技术成为突破这一技术障碍的主要手段, 但广泛应用的宽波段遥感由于光谱分辨率有限,

无法全面反映自然要素细微的光谱差异^[2-3], 在植被特征识别方面表现出一定的局限性^[4]。20世纪80年代以来出现的具有高光谱分辨率超多波段的成像光谱数据, 极大地改善了植被特征识别和分类精度, 在植被信息反演的深度和广度方面也有了很大地提高, 成为地表植被观测最新的强有力工具。高光谱遥感可以为每个像元提供包含数十乃至数百个窄波段光谱信息的连续光谱曲线, 是其与宽波

* 收稿日期: 2008-08-08

基金项目: 深圳市科技局及北京大学深圳研究生院校长基金项目

作者简介: 梁尧钦(1982-), 女, 河北石家庄人, 硕士研究生, 主要从事景观生态学、林业遥感及生态规划研究, Email: liangyq_lj@163.com

段遥感数据的主要区别^[5],也是其被广泛用于植被特征识别的技术基础^[6-8]。我国在这方面的研究还处于发展的初期阶段,现有工作主要以理论分析或小范围单一植被类型的应用研究为主^[9-10]。

1 研究应用现状

高光谱超多波段的成像光谱数据为植被分类识别提供了比以往更加详细的地物信息,基于高光谱遥感的植被识别精度远远超出了常规遥感所能获取信息的精确性和可靠性,体现出高光谱在植被信息获取能力方面的巨大优势。

1.1 植物物种识别

物种识别是高光谱植被特征识别研究中备受瞩目的应用领域。植被光谱不仅具有高度相似性和高空间变异性,更具有时间动态性强的特点,充分发挥高光谱遥感的独特性能,将大大提高物种识别和分类精度。

国内外学者对河湖、盐沼、海岸滩等湿地生境的植被识别及制图给予了极大关注^[11]。其中,红树林作为典型的海岸盐沼植被,是高光谱植被识别在热带海滨及周边地区生态研究中最活跃的领域之一^[12]。目前的研究较多集中于群落尺度的区分^[13-14],受光谱数据库不健全的限制,研究一般要结合地面调查来提取不同物种典型的特征光谱曲线。还有学者对不同红树林树种的光谱差异进行实验室对比,对其光谱可分离性进行量化^[15]。在其他盐沼湿地如内陆湿地、咸水沼泽等地区也开展了相对广泛的研究,在荷兰^[16]、威尼斯^[17]、上海^[18]等地都有盐沼植被分类识别及制图的研究案例。针对淡水条件下的湿地植被,国内最早是童庆禧等^[19]在鄱阳湖地区开展的湿地生态系统分类研究,他们借助高光谱数据将湿地植被划分为 12 种群丛,这在常规数据和传统方法下是很难得到的。国外相关方面的研究以北美五大湖地区最为典型^[19]。

森林作为最重要的植被类型,是高光谱植被识别研究的核心领域之一。研究多采用 AVIRIS、CASI、Hyprion 等航空航天反射光谱数据,或高分辨率光谱仪实地测得的数据,通过波段组合、Logistic 回归、建立光谱信息模型等方法^[20-21],实现对主要物种、森林类型乃至具体树种的识别。也有学者借此对植被空间分布制图、植被变化监测^[22]进行研究,均取得了与地面数据相当好的一

致性。雨林在植被多样性、空间变异性、动态变化等方面都占据了生态复杂性之最,因此雨林植被分类更富有挑战性。研究者通过波段选择、建立物种辨识分析程序等方法,验证了高光谱影像用于雨林物种识别的可行性^[23-24]。

混合决策树、专家决策树法常用于农作物的精细分类^[25],但由于农田、草原等生境物种组成相对简单,高光谱遥感与普通遥感手段相比优势并不明显。因此在这些领域,高光谱更多应用于草原生物量估算、农作物理化信息提取等方面。

外来物种入侵所导致的环境、经济问题已成为全球广泛关注的重要话题^[26]。高光谱识别外来物种已有许多成功的案例。河口、沿海滩涂等水滨生境是极易被外来生物入侵的生境类型^[27],因此对水滨生境的研究是高光谱入侵物种识别涵盖频率最高的领域。在北美中西部,研究者基于高光谱遥感数据对入侵种阔叶大戟 (*Euphorbia esula*)^[26]、冰草 (*Carpobrotus edulis*)^[28]、撑柳 (*Tamarix* spp.)^[29]、芦苇 (*Phragmites australis*)^[30]、灰色水芹^[31]、黄蓟 (*Centaurea solstitialis*)^[32]等的分类识别与制图开展了广泛而深入的研究。我国和澳大利亚先后有学者对互花米草 (*Spartina alterniflora*)^[20]、黑莓 (*Rubus fruticosus* sp. agg.)^[33]等入侵种空间分布和扩散规律进行了高光谱研究。运用高光谱影像进行入侵植物制图的一个特别的优势是它在判定相对分量、非混像元方面的潜力。相关研究表明,入侵种覆盖率超过 30% ~ 40% 时^[34],可以通过高光谱对其进行有效识别。

1.2 冠层结构特征识别

目前,这方面研究工作的重点主要是针对混交林冠层,以及在区分藤蔓植物和树种基础上的冠层描绘。

对于混交林而言,多样化的尺度和反射特征、多层树冠结构以及冠层内、冠层间的树荫交错都给准确描绘树冠带来重重困难。研究者试图通过混合光谱分解、高光谱双向反射分布函数等方法获得植被冠层结构特征^[35],并取得了一些成果。Peter 和 Richard^[6]基于 CASI 数据建立了一套描绘冠层结构的算法,对胸径大于 10 cm 的树种或同一树种组成的群落冠层结构识别精度达到 70% 以上,但该程序的普适性还有待进一

步检验。此外, 高光谱遥感对于密集的、多冠层区域的冠层结构识别, 精度还不是特别理想。

藤蔓植物是生物多样性的的重要组成部分, 然而它们的存在影响了遥感数据对植被冠层的识别, 因此区分藤蔓植物与树种也成为高光谱植被识别中的研究热点之一。目前比较成功的研究主要集中在热带雨林干旱地区, 而在湿润地区, 植被光谱反射特征区别就不那么明显了^[36-37]。从区分藤蔓植物和树种的尺度来看, 在叶片尺度上通过主成分分析等方法可以得到较理想的分类结果, 而在冠层水平还没有理想的数据压缩方法^[38]。可见, 在植被冠层结构识别研究中, 高光谱遥感还存在一定的局限性。

1.3 生理生化特征识别

在植物生物物理特征识别中, 主要涉及叶面积指数、生物量、水分含量、郁闭度、光合有效辐射、净生产率等^[1, 39-41]方面; 生物化学特征则主要是叶绿素、各种营养成分(N, P, K等)、(半)纤维素、木质素、淀粉和蛋白质等^[42-43]。数据处理方法包括降维运算、导数光谱技术、红边效应分析、数据压缩技术等, 其中导数光谱和红边效应在植被理化信息提取中广为应用^[43-44]。高光谱遥感能探测到具有细微光谱差异的各种物体, 但在识别植物物种或植被类型时会受到冠层生物化学特性、结构及环境等因素的影响。通过提取生物的生物物理或生物化学信息进而得到植被光谱差异, 可以有效提高分类精度^[45]。如 Martin 等^[46]利用 AVIRIS 数据结合不同树种特有的生化特性, 鉴别出了精确到具体树种的 11 种森林覆盖类型。

农作物生化信息提取在高光谱植被识别中占有重要地位, 高光谱遥感以其极具潜力的信息获取能力, 为促进人类对植被生态系统的深入了解, 解决现代信息农业建设中的农田信息获取这一瓶颈问题创造了条件。在草原应用方面, 高光谱吸收特征是冠层尺度上草原生物量的最佳度量, 而草量遥感对于提供牧场的产量和功能信息具有重要意义^[47]。基于植物生理生化特征的识别, 高光谱遥感在植被自动识别、植被长势及其空间分布定量化、冠层植被营养诊断、植被胁迫监测与诊断等方面均得到了广泛应用^[43]。

2 关键技术环节

高光谱数据处理技术作为植被识别的关键环节而被广泛关注^[20]。由于高光谱数据同时具有波段多, 数据量大, 数据获取和传输速率高, 光谱、图像合一等特点^[39], 因此需要探索发展更多分析及处理方法才能使其得到有效利用。经过几十年的发展, 在传统分类算法的基础上形成了一系列面向高光谱图像特点的分类算法。

2.1 光谱特征优化

高光谱遥感为我们提供了极其丰富的遥感信息, 这有助于我们完成更加细致的地物分类识别, 然而波段的增多必然导致信息的冗余和数据处理复杂性的增加。因此, 如何解决高光谱遥感信息精细光谱与大量数据之间的矛盾, 成为植被分类识别中一个亟待解决的关键问题。

高光谱数据压缩(降维)是目前光谱特征优化普遍采取的方法, 其方式包括特征选择和特征提取。光谱特征选择方法直接从原始波段中选择用于分类的特征, 利于保持图像原有特征, 但运算量过大, 求解精度较低。光谱特征提取有着严密的数学理论作为支撑, 有很好的降维效果, 但存在原始波段物理信息丢失的缺点。光谱特征参量化是一种光谱特征分析方法, 它是把光谱特征用光谱斜率和坡向、光谱二值编码、光谱吸收指数、光谱导数、光谱积分、光谱曲线函数模拟等方式来表达。其中光谱导数在植被识别中应用最为广泛, 在消除植被环境背景、植被指数运算、植被分类等方面都产生了良好的效果^[3]。

发展融合算法也是一个很好的光谱特征优化的思路。王秀朋^[48]等根据主成分分析方法能反映数据全局特征, 投影寻踪法可以反映数据局部特征的特点, 发展了基于两者的高光谱图像特征融合算法。Tabu 搜索也是一种融合算法, 它克服了特征提取方法原始波段物理信息的丢失以及特征选择运算量过大、求解精度较低的缺点^[49]。以上学者的研究大大扩展和促进了高光谱波段选择算法的发展。但数据压缩本质上是对多光谱遥感图像的分类, 在提取特征的同时也损失了许多重要信息, 且降维后的分类只能针对纯净像元。因此要充分体现高光谱的优越性, 必须开发专业系统, 发展适于高维数据处理的算法。

2.2 混合光谱分解

在高光谱遥感成像时像元的光谱往往是多种地物光谱的混合效果,因此需要通过混合像元分解方法找到所谓的端元光谱(end member)。普遍应用的匹配滤波(MF)是一种局部解混算法,它不要求了解图幅的所有端元光谱,但存在少数种不能有效识别的缺点。混合调制匹配滤波(MTMF)集中了匹配滤波和光谱解混的优势,有助于减少“假匹配”图像。但MF和MTMF都只适用于本质上就属于或基本属于线性混合的地物,然而在植被识别中,一般涉及的都是微观尺度上的精细光谱,像元光谱多是以非线性混合的模式存在的。许多学者对非线性光谱解混进行了广泛的研究,理论与实验结果均表明非线性模型要比线性模型计算的结果好,因此利用非线性的混合像元分解模型正逐渐成为研究热点^[50]。然而,很多非线性回归模型需要预先确定非线性的形式,而且计算通常比较复杂,因此在实际应用中缺乏普遍意义。

混合像元问题不仅是遥感技术向定量化深入发展的重要障碍,也严重影响计算机处理的效果和计算机技术在遥感领域的应用。针对混合像元分解问题,国内外开展了大量的研究。传统的端元提取方法多采用监督的手段,利用人机交互选取端元光谱,很难获取完整的地物端元光谱,且不利于遥感影像的快速处理。遥感学者更重视从数据本身挖掘端元光谱,提出了一系列非监督的技术方法自动寻找端元光谱^[51-52]。这些方法都有成功应用的一面,但由于端元光谱的不确定性,目前还没有普适的方法。近年来的研究方向主要体现在新方法与新思路的探索中,并提出了各种神经网络模型、非线性逐步回归模型以及基于优化的搜索模型。

2.3 图像分类识别

目前对于植被类型的识别方法很多,但由于各种植被类型相互掺杂,且受土壤湿度、“同谱异物”和“同物异谱”的影响,用传统的分类方法进行植被类型识别的精度不高。国际上对基于统计模式识别理论的高光谱数据分类问题进行了深入研究,提出了一些旨在解决或减轻维数灾难问题的理论和方法,并发展了功能强大的分类工具^[53]。主要可分为监督分类和非监督分类 2 大

类,其中又以监督分类为主,主要算法包括光谱角度填图(SAM)、二值编码匹配、光谱波形匹配等,以上分类方法在植被识别中广泛应用并不断改进。例如,SCM 算法弥补了 SAM 算法可能将与参考光谱具有较高相关系数的未知像元误分的不足^[25],基于包络线去除的图像分类(ECHO)对森林类型的识别更加有效^[53]。然而,由于实际光谱数据易受环境影响,现有光谱数据库不够健全以及偏远和自然条件恶劣地区的地面真实测量几乎不可实现等因素,导致先验光谱信息获得成为目标监督分类算法的难点。

在统计分类方法中,人工神经网络分类法(ANNC)是近 10 年发展起来的具有人工智能的非监督分类方法,因为能够处理大量数据,不需要用端元光谱,并且不需要辐射属性的统计分布假设,而在提取植被类型信息中具有重要的价值。ANNC 具有较好的容错性和人机交互功能,有利于解决遥感模式识别中的“同物异谱”和“异物同谱”问题,适于处理一些环境信息十分复杂、背景知识不清楚、推理规则不明确的问题^[54],因此被广泛应用于综合植被制图、植被群落分类和植被信息提取中。由于遥感图像像元所描述的对象往往也具有模糊的特性,遥感界有大量的研究人员在进行基于模糊分类的研究。Anthony 等^[55]将非监督模糊人工神经网络——模糊学习矢量量化应用于沿海植被分类识别,取得了极显著的运算效率和分类精度。

3 现存主要问题

高光谱遥感凭借其自身的独特优势,已经越来越广泛地应用于植被特征识别及动态监测。研究尺度涉及叶片、冠层、物种,乃至更大范围的植被制图,在植被信息反演的深度和广度方面也比常规遥感有了显著的提高,成为植被遥感研究的新热点。然而,该领域也存在诸多有待完善的方面,尤其是图像处理技术和光谱分析算法相对滞后,一定程度上影响了其在更广领域的应用,这无疑应成为今后研究中优先考虑的课题。

3.1 处理技术的专业性和复杂性

数据处理技术是影响高光谱应用的重要因素,由于高光谱数据的冗余性和信息理解程度的局限性,高光谱植被分类仍然任重道远。传统的

模式识别方法具有许多难以克服的困难,如运算量太大,难以获得合适的分类特征,无法获知各类的先验概率和概率分布函数的形式,难以形成复杂的判别函数和判决函数界面等。目前的遥感模型多是基于统计分析进行的,随着应用条件的改变,统计模型的适用性将受到考验。其次,在遥感信息处理中还主要是依靠人机交互式处理,智能化程度不高,因此自动识别端元光谱、自适应滤波完成光谱解混、最小人工参与下的数据全自动处理等都是植被高光谱遥感需要解决的问题。第三,遥感定量化问题。植被在不同外界条件下,冠层光谱特性会有一些的变化,加之高光谱遥感信息易受传感器老化、地物二向性反射、大气效应、地形因子等外部因素的影响,这都会削弱数据区分地物的敏感性进而限制其应用。

3.2 数据获取及信息挖掘

机载传感器的高成本和有限覆盖范围,是高光谱用于更大尺度植被管理和研究的主要障碍之一。加之数据需要编程订购,时间较长,数据量偏大,遥感作业效率偏低,以及通道数提高与空间平台数据传输资源之间的矛盾日益突出等问题的存在,高光谱在植被特征识别应用中还有很长的路需要探索。其次,星载高光谱数据的空间分辨率相对于植被研究不是很高,不能满足较细较高的应用要求,也限制了它在更广范围的应用。第三,高光谱用于植被识别还要依靠地面调查,尤其对于混合植被区域的分类识别,由于缺乏垂直空间信息以及训练样本更精确的信息,很大程度上限制了其应用的深度和广度。目前研究区域主要集中在对特殊生境植被的研究,并且只局限于有限数量的物种分类识别。由于光谱相似性的存在,以及在冠层之间、物种之间其变化受多种因素影响,在目前高光谱数据所包含的信息量情况下,辨识每一种物种是不切实际的。第四,人们在获取大量高光谱数据的同时,也面临着如何最大程度地利用这些海量数据的难题,对高光谱数据的快速处理和充分挖掘一直是困扰人们的一个问题。算法是数据挖掘的关键和核心,目前亟需针对高光谱遥感信息的特点,应用现代计算智能、非线性科学与知识工程的最新成果,设计一些新的稳健挖掘算法。

3.3 跨学科联合

高光谱遥感弥补了地面调查中对宏观状态难以把握的缺点,并以区别于传统遥感手段的独特优势被应用到植被识别中。然而,通过高光谱遥感进行植被识别从数据的获得、数据预处理、到波段选择、数据分析算法都有其自身的复杂性,需要航空遥感、地理信息、植被生态等各方面研究人员的通力配合与协作。目前,高光谱技术已能为植被提供航空、卫星及航天等遥感数据,要充分利用高光谱信息、有效实现信息挖掘,必须加强各学科的联合发展,高光谱遥感技术应用于植被特征识别将是一项跨学科的复杂工程。

4 结论与展望

高光谱遥感克服了传统遥感技术无法实现精细分类的缺点,并在理化信息提取方面突破了现行技术的局限,在植被特征识别中展现出广阔的应用前景。尽管当前应用中还存在各种障碍,但其在植被生态学研究中的巨大优势已经凸显出来。下述问题将是进一步深化理论研究和拓展应用领域的有效途径与重点方向:

4.1 硬件平台发展

近年来,高光谱遥感仪器取得了很大进展,国外航空仪器有 AVIS, CASI, HyMap, HYDICE, 航天仪器有 MODIS, Hyprión 等,国内有 OMIS, PHIC-MODIS。一系列高光谱分辨率遥感仪器的出现为改进现有分类算法、进一步提高物种分类精度提供了可能,但其获取数据的性能还需不断完善,进而提高数据信噪比,增强机上实时数据处理能力。

4.2 处理软件开发

与硬件平台发展比较,高光谱数据处理软件系统的建设与应用显得相对滞后,国内虽已开发出 ENVI, ERDASIM, HIPAS 等多套专业的高光谱处理软件及处理模块,但总体上仍落后于传感器的发展。高光谱遥感即将进入航天时代,光谱波段也将向更精细的超光谱发展,充分发掘隐含的光谱信息,需要加快针对高光谱海量数据和丰富光谱信息特点的算法设计和软件开发。

4.3 多源信息融合

为提高植被特征识别的分类精度,将高光谱数据与其他遥感数据以及更多的辅助数据相结合,进行多源、异构数据的挖掘是当前该领域的

重要发展趋势。例如植被冠层合成孔径雷达为全球范围的植被分布提供了大量数据^[56],在多冠层的识别中,对垂直植被信息形成了重要补充。而高光谱的纹理信息可以解决用光谱分类面临的“同谱异物”和“异物同谱”问题,更精确地分辨地物的细微变化。此外,还可以将高空间分辨率数据与高光谱数据融合,或是在时间信息、空间信息辅助下对高光谱数据进行分析。

4.4 拓展应用领域

高光谱遥感目前已成功应用于植物物种识别、结构特征识别、理化信息提取等领域。但从应用范围来看,多局限在对有限物种的辨识或森林类型尺度的划分,基于高光谱遥感进行大范围森林调查、监测还不多见,在植被动态、森林管理等方面的应用也有待进一步拓展。

参考文献

- [1] 谭炳香. 高光谱遥感森林类型识别及其郁闭度定量估测研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2006
- [2] 刘旭升, 张晓丽. 森林植被遥感分类研究进展与对策[J]. 林业资源管理, 2004(1): 61-64
- [3] 邵军勇, 潘泉. 高光谱遥感在植被精细分类中的应用[J]. 微电子学与计算机, 2005, 22(10): 12-13, 19.
- [4] Prasad S, Thenkabail P S, Enclona A, Eden A, Shilton S, Mark J et al. Hyperion, KONOS, ALI and EIM+ sensors in the study of African rainforests[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 90: 23-43.
- [5] 谭炳香. 高光谱遥感森林应用研究探讨[J]. 世界林业研究, 2003, 16(2): 33-37.
- [6] Peter Bunting, Richard Lucas. The delineation of tree crowns in Australian mixed species forests using hyperspectral Compact Airborne Spectrographic Imager (CASI) data[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 101: 230-248.
- [7] Goodenough D G, Jay Pearlman, Han Chen. Forest information from hyperspectral sensing[C]//Proc. IGARSS Anchorage, Alaska, USA, 2004(4): 2585-2589.
- [8] 孙琦, 郑小贤, 刘东兰. 高光谱遥感获取伐区调查数据的应用综述[J]. 林业资源管理, 2006(5): 92-96.
- [9] 童庆禧, 郑芬兰, 王晋年, 等. 湿地植被成像光谱遥感研究[J]. 遥感学报, 1997, 1(1): 50-57.
- [10] 申广荣, 王人潮. 植被高光谱遥感的应用研究综述[J]. 上海交通大学学报(农业科学版), 2001, 19(4): 315-321.
- [11] 李建平, 张柏, 张冷, 等. 湿地遥感监测研究现状与展望[J]. 地理科学进展, 2007, 26(1): 33-43.
- [12] Demuro M, Chisholm L. Assessment of Hyperion for characterizing mangrove communities[C]//Proceedings of the AVIRIS 2003 workshop, NASA Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, California, USA, 2003.
- [13] Hirano A, Madden M, Welch R. Hyperspectral image data for mapping wetland vegetation[J]. Wetlands, 2003, 23: 436-448.
- [14] 肖海燕, 曾辉, 詹启杰, 等. 基于高光谱数据和专家决策法提取红树林群落类型信息[J]. 遥感学报, 2007, 11(4): 531-537.
- [15] Vithanavasu C, Suwito O, Tanasak V, et al. Tropical mangrove species discrimination using hyperspectral data: a laboratory study[J]. Estuarine Coastal and Shelf Science, 2005, 65(1-2): 371-379.
- [16] Schmidt K S, Skidmore A K. Spectral discrimination of vegetation types in a coastal wetland[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 85: 92-108.
- [17] Cheng Wang, Massimo Menenti, Marc Philippe Stoll, et al. Mapping mixed vegetation communities in salt marshes using airborne spectral data[J]. Remote Sensing of Environment, doi:10.1016/j.rse.2006.10.007.
- [18] 高占国, 张利权. 应用间接排序识别盐沼植被的光谱特征: 以崇明东滩为例[J]. 植物生态学报, 2006, 30(2): 252-260.
- [19] Brian L. Becker, David P. Lusch, Qi Jianguo. A classification-based assessment of the optimal spectral and spatial resolutions for Great Lakes coastal wetland imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 108: 111-120.
- [20] Richard J.A. Use of logistic regression for validation of maps of the spatial distribution of vegetation species derived from high spatial resolution hyperspectral remotely sensed data[J]. Ecological Modelling, 2002, 157: 301-312.
- [21] Darwish El-Ali, Tobias W. Kellenberger, Klaus I. Itten. Application of hyperspectral data for forest stand mapping[C]//Symposium on Geospatial Theory, Processing and Applications, Ottawa, 2002.
- [22] Robert D.A., Gardner M. Mapping chaparral in the Santa Monica Mountains using multiple endmember spectral mixing models[J]. Remote Sensing of Environment, 1997, 65: 267-279.
- [23] Thenkabail P S, Enclona E A, Shilton M S, et al. Hyperion, KONOS, ALI and EIM+ sensors in the study of African rainforests[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 90: 23-43.
- [24] Matthew L. Clark, Dar A. Roberts, David B. Clark. Hyperspectral discrimination of tropical rain forest tree species at leaf to crown scales[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 96: 375-398.
- [25] 童庆禧, 张兵, 郑芬兰. 高光谱遥感——原理、技术与应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006.
- [26] Rick L. Lawrence, Shana D. Wood, Roger L. Sheley. Mapping invasive plants using hyperspectral imagery and Breiman-Cutler Classifications (Random Forest)[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 100: 356-362.
- [27] Gosholtz E. Ecological and evolutionary consequences of coastal invasions[J]. Trends in Ecology and Evolution, 2002, 17: 22-27.
- [28] Underwood E, Susan Ustin, Deanne D. Pietra. Mapping non-native plants using hyperspectral imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 86: 150-161.
- [29] Yuki H. Inada, Douglas A. Stow, Lynd L. Coulter, et al. Detecting Tamarisk Species (*Tamarix* spp.) in riparian habitats of Southern California using high spatial resolution hyperspectral imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, doi:10.1016/j.rse.2007.01.003.

- [30] Pengra B W, et al Mapping an invasive plant *Phragmites australis* in coastal wetlands using the EO-1 Hyperion hyperspectral sensor [J]. *Remote Sensing of Environment* doi: 10.1016/j.rse.2006.11.002
- [31] Mundt J T, Glenn N F, Weber K T, et al Discrimination of Hoary Cress and determination of its detection limits via hyperspectral image processing and accuracy assessment techniques [J]. *Remote Sensing of Environment* 2005, 96(1): 509-517
- [32] Miao X in, Peng Gong, Sarah Swope et al Estimation of Yellow Starthistle abundance through CASI-2 hyperspectral imagery using linear spectral mixture models [J]. *Remote Sensing of Environment* 2006, 101: 329-341.
- [33] Remy Dehaan, John Louis Andrea Wilson et al Discrimination of Blackberry (*Rubus fruticosus* sp. agg.) Using hyperspectral imagery in Kosciuszko National Park, NSW, Australia [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* doi: 10.1016/j.isprsjprs.2007.01.004
- [34] Williams A P, Hunt Jr E R. Estimation of Leafy Spurge cover from hyperspectral imagery using Mixture Tuned Matched Filtering [J]. *Remote Sensing of Environment* 2002, 82(2-3): 446-456.
- [35] Sandmeier St, Deering D W. Structure analysis and classification of boreal forests using airborne hyperspectral BRDF data from ASAS [J]. *Remote Sensing of Environment* 1999, 69: 281-295.
- [36] Castro-Esau K L, G A Sánchez-Azofeifa, T Caelli Discrimination of lianas and trees with leaf-level hyperspectral data [J]. *Remote Sensing of Environment* 2004, 90: 353-372
- [37] Gregory S O, Dar A Roberts, Bruce Mumay et al Practical limits on hyperspectral vegetation discrimination in arid and semiarid environments [J]. *Remote Sensing of Environment* 2001, 77: 212-225
- [38] M Kalacka, S Bonham, G A Sanchez-Azofeifa et al Hyperspectral discrimination of tropical dry forest lianas and trees comparative data reduction approaches at the leaf and canopy levels [J]. *Remote Sensing of Environment* doi: 10.1016/j.rse.2007.01.012
- [39] Kyu- Sung Lee, Warren B Cohen, Robert E Kennedy et al Hyperspectral versus multispectral data for estimating leaf area index in four different biomes [J]. *Remote Sensing of Environment* 2004, 91: 508-520
- [40] Meroni M, Colombini R, Panigada C. Inversion of a radiative transfer model with hyperspectral observations for LAI mapping in Poplar plantations [J]. *Remote Sensing of Environment* 2004, 92: 195-206
- [41] Yen- Ben Cheng, Pablo J Zarco-Tejada, David Riaño et al Estimating vegetation water content with hyperspectral data for different canopy scenarios: relationships between AVIRIS and MODIS indexes [J]. *Remote Sensing of Environment* 2006, 105: 354-366
- [42] Pablo J Zarco-Tejada, John R Miller, John Hanon et al Needle Chlorophyll content estimation through model inversion using hyperspectral data from boreal conifer forest canopies [J]. *Remote Sensing of Environment* 2004, 89: 189-199
- [43] 谭昌伟, 王纪华, 黄文江, 等. 高光谱遥感在植被理化信息提取中的应用动态 [J]. *西北农林科技大学学报 (自然科学版)*, 2005, 33(5): 151-156.
- [44] Zhan-Yu Liu, Jing-Feng Huang, Xin-Hong Wu. Comparison of vegetation indices and Red-edge parameters for estimating grassland cover from canopy reflectance data [J]. *Journal of Integrative Plant Biology*, 2007, 49(3): 299-306
- [45] 浦瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及其应用 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2000
- [46] M E Martin, S D Newman, J D Aber et al Determining forest species composition using high spectral resolution remote sensing data [J]. *Remote Sensing of Environment* 1998, 65: 249-254
- [47] Ofer Beer, Rebecca Phillips, John Hendrickson, et al Estimating forage quantity and quality using aerial hyperspectral imagery for northern mixed-grass prairie [J]. *Remote Sensing of Environment* 2007, 110: 216-225.
- [48] 王秀朋, 张洪才, 赵永强, 等. 基于投影寻踪的高光谱图像特征融合算法 [J]. *计算机测量与控制*, 2006, 14(11): 1539-1541
- [49] 朱艳, 刘晓莉, 杨哲海. 高光谱数据的降维及 Tabu 搜索算法的应用 [J]. *测绘科学技术学报*, 2007, 24(1): 22-25, 29
- [50] Huang C, Townshend J A. A stepwise regression tree for nonlinear approximation application to estimating sub-pixel land cover [J]. *International Journal of Remote Sensing* 2003, 24(1): 75-90.
- [51] Ifanagueri A, Chen-I Chang. Unsupervised hyperspectral image analysis with projection pursuit [J]. *IEEE Trans Geoscience and Remote Sensing* 2000, 38(6): 2529-2538
- [52] Penn B S. Using simulated annealing to obtain optimal linear endmember mixtures of hyperspectral data [J]. *Computers & Geosciences* 2002, 28: 809-817
- [53] 陈尔学, 李增元, 谭炳香, 等. 高光谱数据森林类型统计模式识别方法比较评价 [J]. *林业科学*, 2007, 43(1): 84-90
- [54] Xu jun Ye, Kenshi Sakai, Leroy Ortega Garcia, et al Estimation of Citrus yield from airborne hyperspectral images using a Neural Network Model [J]. *Ecological Modelling* 2006, 198: 426-432.
- [55] Anthony M Filippi, John R Jensen. Fuzzy learning vector quantization for hyperspectral coastal vegetation classification [J]. *Remote Sensing of Environment* 2006, 100: 512-530
- [56] Chen C M, Hepner G F R R. Fusion of hyperspectral and radar data using the HIS transformation to enhance urban surface features [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* 2003, 58: 19-30.