

doi: 10.6046/zrzyyg.2021137

引用格式: 黄佩, 普军伟, 赵巧巧, 等. 植被遥感信息提取方法研究进展及发展趋势[J]. 自然资源遥感, 2022, 34(2): 10–19.
(Huang P, Pu J W, Zhao Q Q, et al. Research progress and development trend of remote sensing information extraction methods of vegetation[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(2): 10–19.)

植被遥感信息提取方法研究进展及发展趋势

黄佩¹, 普军伟¹, 赵巧巧¹, 李忠杰², 宋浩昆³, 赵筱青³

(1. 云南大学国际河流与生态安全研究院, 昆明 650500; 2. 思茅金澜沧丰产林有限公司, 普洱 665699; 3. 云南大学地球科学学院, 昆明 650500)

摘要: 植被遥感信息提取是进行植被覆盖遥感调查和动态监测的基础和关键环节, 对于区域生态环境保护与可持续发展具有重要意义。为此, 从先验知识法、专家知识和相关辅助信息法、植被物候特征提取法、多源遥感数据融合法、机器学习法和其他方法 6 个方面, 回顾国内外植被遥感信息提取方法的研究进展, 指出现阶段研究面临的主要问题与挑战, 并提出未来发展趋势。研究表明, 植被遥感信息提取方法众多, 研究成果丰富, 不同方法具有各自的应用优势和不足; 植被遥感信息提取方法研究目前面临着高分辨率遥感数据开放性不足、植被信息提取模型参数设置的稳定性差、“同物异谱”和“同谱异物”的现象突出、基于专家知识库的植被遥感信息自动化提取困难、多元方法融合的研究有待深入等诸多挑战。未来研究应融合多源数据、多元方法和多时相遥感影像新特征, 推动植被遥感信息提取精细化、自动化和智能化发展。

关键词: 植被遥感; 信息提取; 研究方法; 问题与挑战; 发展趋势

中图分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2022)02-0010-10

0 引言

植被作为生态系统重要的组成部分, 制约着生态系统的平衡, 充当着全球变化的“指示器”^[1]。植被遥感信息提取是植被覆盖状况调查和动态变化规律研究的基础。植被生长、活力及其动态遥感信息可为环境监测、生物多样性保护、城市绿色基础设施等领域的应用与研究提供有益借鉴^[2]。

最初的植被信息提取主要依赖于人工实地调查, 该方法极易受地域限制, 存在调查范围有限、成本高、周期长、受调查者认知水平影响较大等问题。20 世纪 60 年代起, 遥感技术的发展为地物信息的提取拓展了新渠道。遥感传感器具有大尺度、动态观测的特点, 其应用逐步渗透至农业、林业、环境、军事等各个领域^[3]。早期的植被遥感信息提取主要依赖于人工目视解译, 较实地调查, 目视解译有一定优势, 但解译精度很大程度上依赖于解译者经验以及遥感影像质量, 且周期较长、信息实时性或准实时性较低。随着遥感传感器空间分辨率和光谱分辨率

进一步提升, 遥感全覆盖、高时效的优势也明显增强^[4]。应用遥感技术提取地物信息的核心环节是确定遥感影像中地物信息获取方法。国内外学者一直致力于植被信息提取方法的研究, 但已有的方法仍难以满足植被信息提取的应用需求^[5]。因此, 探求更优方法促进植被信息提取的智能化和自动化, 提升植被信息提取的精度和效率, 成为国内外学者持续关注的热点问题。对国内外相关研究成果进行梳理, 有助于进一步厘清植被遥感信息提取方法的研究现状, 探究当前植被遥感信息提取面临的挑战及未来发展方向, 对新时期环境监测与保护的研究与应用具有重要意义。

1 植被遥感信息提取方法研究进展

1.1 基于先验知识的植被遥感信息提取方法

1.1.1 基于小尺度植被信息提取的人工目视解译法

人工目视解译法是学者早期借助遥感技术开展植被信息提取的重要方法, 主要基于遥感影像的地物颜色、形态和位置等特征结合解译者先验知识直

收稿日期: 2021-04-25; 修订日期: 2021-07-13

基金项目: 云南大学研究生科研创新基金项目“校树引种区生态安全格局动态识别及其优化调控”(编号: 2020Z46)和国家自然科学基金项目“云南桉树引种区生态系统服务供需演变、耦合机制与平衡调控”(编号: 42061052)共同资助。

第一作者: 黄佩(1994-), 男, 博士研究生, 主要从事植被遥感与生态安全格局研究。Email: hphyy09@126.com。

通信作者: 赵筱青(1969-), 女, 博士, 教授, 主要从事国土空间优化和生态安全格局研究。Email: xqzhao@ynu.edu.cn。

接进行地物判读和信息提取^[6],具有高解译精度的优势。国内外很多学者在早期植被遥感信息提取中都采用了人工目视解译法,并取得了良好效果。如 Fritz 等^[7]论证了基于明度、色度和饱和度(intensity, hue and saturation, IHS)变换、主成分(principal component analysis, PCA)变换、自适应图像融合(adaptive image fusion, AIF)和彩色标准变换(Brovey)等标准传感器融合技术结合卫星数据的光谱和空间信息用于森林植被人工目视判读的潜力;田建林等^[8]基于人工目视判读法有效提取了灌木林和果园、经济林和用材林等易混林地信息。

人工目视解译法虽然具有高解译精度的优势,但仅适用于小范围地物信息提取。随着遥感影像空间分辨率和光谱分辨率的提高,人工目视解译的工作量大幅度增加,解译成本和解译主观性随之增大。因此,越来越多的学者将人工目视解译法与计算机自动解译法相结合,并逐渐成为高精度遥感影像解译的主要生产方式^[9-10]。

1.1.2 基于中、大尺度植被信息提取的监督分类法

监督分类是人机交互式解译中利用先验知识开展地物信息提取的经典方法,在植被遥感信息提取中的应用十分广泛。监督分类常用的判别函数确定方法包括最大似然法、平行六面体法、马氏距离法和最小距离法等。如 Roslani 等^[11]利用最大似然分类法对马来西亚霹雳州红树林森林保护区的 11 种红树林植被进行了识别。此外,学者们还基于多种监督分类方法的优点,综合开展植被信息提取,并取得了良好效果。如雷江涛^[12]等将多种监督分类方法进行融合与优化,提出了一种森林面积变化自动监测方法;肖凡等^[13]分别采用平行六面体、马氏距离、最大似然、支持向量机等方法对湖南省长沙市望城区的土地利用分类展开了相关研究,研究表明最大似然法和支持向量机法具有更高解译精度。

与监督分类相对应,非监督分类的应用也十分广泛,应用比较成熟的聚类算法主要包括 K - 均值法(K - Means)和迭代自组织数据分析算法(ISO-DATA)。如任玉冰等^[14]运用 ISODATA 方法对哈密地区进行了林地信息提取,取得了良好解译效果;吴焕丽等^[15]采用自适应果蝇均值聚类(IFOA - K - means)算法进行了小麦作物信息提取,其运行时间和峰值信噪比都具有相对优势。

常用的监督与非监督分类方法对比详见表 1。监督分类与非监督分类的本质区别在于分类结果是否可明确地物具体属于哪种类别,二者各有优缺点。监督分类可避免结果中出现不必要类别,且可通过训练样本预先检测分类精度。但监督分类方案设置

不合理或不全面,会导致地物类别可分性差。此外,训练样本的选取具有主观性,样本选取不足时会影响分类结果的正确性。非监督分类客观性强,不易遗漏覆盖面积小的地类。但分类结果多取决于遥感数据,较难通过人为控制来获取期望的聚类结果。因此,国内外学者们逐渐将两种方法相结合以开展植被遥感信息提取,在一定程度上提高了植被的分类精度^[16-17]。

表 1 常用的监督与非监督分类方法
Tab.1 Common supervised and unsupervised classification methods

方法类别	方法名称	优势	不足
监督分类	最大似然法	考虑了波段间的协方差和未知像元属于不同类别的概率	对样本光谱特征要求高(正态分布);计算量大、对不同类别方差变化敏感
	平行六面体法	简单,有效,考虑了不同类别间的方差	类别较多时,不同类别特征空间易重叠
	最小距离法	方法简单、实用性强、计算速度快	未考虑不同类别内部方差差异同,易导致不同类别边界的重叠现象出现
	马氏距离法	不受量纲影响,方法简单,计算速度快	易受协方差矩阵不稳定性的影响
非监督分类	K - Means 法	算法简单,对于处理大数据集具有相对优势	初始聚类中心的选择具有较大随机性,聚类结果易偏离最优值
	ISODATA 法	自组织能力强,可考虑类别的分裂和合并;能舍去样本数据很少的类	迭代次数难以把握;最优先验参数难以确定

1.2 基于专家知识和相关辅助信息的提取方法

不同植被类型在光谱特征、空间分布特征、纹理特征以及几何特征等方面存在显著差异^[18]。研究表明,随着数字化辅助数据的增多,特别是各种地理信息库的建立,基于专家知识将多源辅助信息数据与卫星数据结合,发展多维信息复合方法对于植被遥感信息提取具有重要作用^[19-20]。因此,该方法也成为了国内外学者在植被遥感信息提取领域研究的重要方向。

近年来,综合专家知识和光谱、纹理、地形、海拔、土壤等特征的植被信息提取方法应用越来越广泛。如 Suchenwirth 等^[21]结合遥感特征值与河流的距离、地物几何信息和坡度信息等知识规则构建基于知识的遥感分类方法,提取了草地、芦苇等植被信息;Pérez - Valladares 等^[22]基于专家知识,结合区域气候、地形、岩性等辅助信息提取了墨西哥中部的 Tehuacan - Cuicatlan 山谷区的植被信息,提取精度得到较大提高;林丽群等^[23]通过结合多源多时相

遥感数据的光谱特征、植被物候特征和专家知识,研究了乔木优势树种识别的方法;任冲^[24]综合利用影像光谱特征、纹理特征、时相特征、地形特征与林相图等辅助信息,提出了暖温带复杂地形条件下森林信息多层次、精细化提取方法,森林信息提取精度得到明显提高。以上研究表明,不同类别植被空间分布同时受到地形、气候、海拔等多种因素的影响,基于专家知识和相关辅助信息在很大程度上能提高植被遥感信息提取的精度。

1.3 基于植被物候特征信息提取方法

植物物候信息主要依据植物生长节律的季节性和年际变化特征进行提取。目前,基于植被物候特征的信息提取方法主要包括地面观测法、遥感分析法、模型模拟法^[25]。其中,多时相遥感分析方法应用最为广泛^[26]。而植被指数(vegetation indexes, VIs)是基于物候特征提取植被遥感信息应用最为广泛的指标^[27-28]。1969 年 Jordan^[29]提出了第一个以植被指数命名的比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)。此后,RVI 被广泛用于绿色生物量的估算和监测研究。归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)是目前应用最为广泛的植被指数,是有效提高植被覆盖度监测灵敏度的重要指标^[30]。随着高光谱遥感及热红外遥感技术的发展,遥感影像的波段越来越丰富,尤其是红边波段的运用,极大丰富了植被物候的研究。纵观国内外研究,学者还提出了包括差值植被指数(difference vegetation index, DVI)、垂直植被指数(perpendicular vegetation index, PVI)、土壤调整植被指数(soil adjusted vegetation index, SAVI)、增强植被指数(enhanced vegetation index, EVI)、再归一化植被指数(renormalized difference vegetation index, RDVI)、植被状态指数(vegetation condition index, VCI)等在内的 100 余种植被指数,大大提升了植被信息提取的效率和精度^[2]。如董立新^[31]基于植被指数建立不同森林类型的叶面积指数(leaf area index, LAI)估算模型,估算三峡库区森林的 LAI; Fakhri 等^[32]提出一种利用粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)优化 EVI 的方法,研究发现局部优化的 EVI 在视觉可解释性和可解释方差方面都明显优于传统植被指数;季民等^[33]基于 VCI 揭示了 1995—2010 年青藏地区植被春旱的时空变化特征;汪小钦等^[34]研究表明基于可见光波段差异植被指数(visible-band difference vegetation index, VDBI)可有效提取可见光波段无人机遥感影像的健康绿色植被信息,较过绿指数(excess green index, EXGI)、归一化绿红差值指数(normalized green-red difference index,

NGRDI)等其他可见光植被指数的提取精度大大提高。

部分常用植被指数计算公式详见表 2。

表 2 部分常用植被指数计算公式
Tab. 2 Some calculation formulas of common vegetation indexes

指数名称	英文简称	计算公式 ^①	参考文献
比值植被指数	RVI	$RVI = \rho_{NIR} / \rho_{Red}$	[29]
差值植被指数	DVI	$DVI = \rho_{NIR} - \rho_{Red}$	[35]
归一化植被指数	NDVI	$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}}$	[30]
垂直植被指数	PVI	$PVI = \frac{\rho_{NIR} - a\rho_{Red} - b}{\sqrt{1 + a^2}}$ $a = 10.489, b = 6.604$	[36]
增强植被指数	EVI	$EVI = \frac{2.5(\rho_{NIR} - \rho_{Red})}{\rho_{NIR} + 6.0\rho_{Red} - 7.5\rho_{Blue} + 1}$	[27]
土壤调整植被指数	SAVI	$SAVI = \left(\frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red} + L} \right) \times (1 + L)$	[37]
再归一化植被指数	RDVI	$RDVI = \sqrt{NDVI \times DVI}$	[37]

①: ρ_{NIR} , ρ_{Red} , ρ_{Blue} 分别为近红外波段、可见光红波段、蓝波段的反射率数值; a , b 分别为土壤背景线的斜率和截距; L 为土壤调节系数。

1.4 基于多源遥感数据融合的植被信息提取方法

不同数据源的遥感数据在植被信息提取中各有优势。将不同空间分辨率、不同光谱分辨率、不同传感器平台的多源遥感数据相结合,是提高地物分类精度的有效方法,也是当前基于遥感的地物信息提取方法发展趋势之一。多源遥感数据融合层次可划分为像素级、特征级和决策级^[38]。近年来,国内外学者对多源遥感数据的融合做了大量尝试,其中常用的遥感数据融合方法包括 PCA 变换、核主成分分析(kernel principal component analysis, KPCA)变换、Brovey 变换、HIS 变换、卡洛南-洛伊(Karhunen-Loeve, K-L)变换、小波(wavelet transform, WT)变换和高通滤波(high-pass filter, HPF)变换等^[7]。如 Chang 等^[39]基于 HIS 和 WT 法将合成孔径雷达(synthetic aperture Radar, SAR)和 SPOT 多光谱数据融合,发现基于 HIS 方法变换融合的结果分类精度更高; Mao 等^[40]融合高分一号卫星、资源三号卫星和机载激光雷达数据对东北典型天然次生林的 4 个层次植被信息进行了对比分析,为多层次多尺度植被类型提取提供了参考;白杨等^[41]等采用模糊 C 均值法(fuzzy c-means, FCM)对分别采用 PCA 和 KPCA 法融合后的影像进行植被、水体等地物信息提取,结果表明基于 KPCA 的提取精度更高;王体

雯等^[42]基于 HPF 法将中巴地球资源卫星数据与高级合成孔径雷达数据融合,研究表明基于 HPF 融合处理的影像的植被提取精度明显提高。总之,多源遥感数据具有大范围和长时间序列的优势,可综合多源数据的优势特征,为地物信息提取提供了新途径,弥补了单一数据和分类方法的缺陷。

1.5 基于机器学习的植被信息提取方法

随着遥感卫星技术的发展和星载传感器的完善,中高分辨率遥感影像精细化分类成为遥感领域研究的重要内容^[43]。机器学习的概念起源于 1943 年学者对人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 的研究。植被遥感信息提取中最常用的神经网络方法包括卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN)、反向传播神经网络 (back-propagation neural network, BPNN)、模糊神经网络 (fuzzy neural network, FNN) 和径向基神经网络 (radial basis function network, RBFNN) 等。如 Snedden 等^[44]基于无监督人工神经网络提取了美国路易斯安那州沿海湿地植被群落信息;段欣荣等^[45]整合 CNN 模型和改进光谱分析方法准确地提取了农作物信息。此外,学者们还致力于基于空间数据挖掘和知识发现的信息提取方法研究,相继提出了支持向量机 (support vector machine, SVM)、决策树 (decision trees, DT)、随机森林 (random forest, RF) 等机器学习方法。如陈健等^[46]基于 SVM 分类方法,提取了昆明市城市森林时空分布信息;田雷等^[47]采用 DT 法研究了不同纬度带下西伯利亚北方森林覆盖的长时间尺度空间变化特征;崔小芳等^[48]采用 RF 模型对大丰市沿海滩涂湿地区域进行湿地植被精细分类。近年来,基于机器学习算法的植被遥感信息提取成为植被遥感研究中的热点,对于多种机器学习算法的综合应用越来越广泛。如许童羽等^[49]将 CART 决策树和 BP 神经网络相结合,提出了一种基于 Landsat8 影像水稻提取方法,大大提高了水稻分类精度;谢锦莹^[50]运用全卷积神经网络 (full convolutional neural networks, FCN)、RF 模型结合面向对象分类法、FCN 结合面向对象分类法等方法分别提取滨海湿地植被信息,精度评价结果显示 FCN 结合面向对象的方法更优。综上,机器学习算法在中、高分辨率植被遥感精细化分类中发挥了重要作用,也进一步推动了地物信息提取的自动化、智能化发展。

1.6 其他植被信息提取方法

1.6.1 面向对象分类

面向对象分类法包括影像分割、建立分类规则和对对象信息提取 3 部分,可以综合影像光谱、纹理、空间结构信息的差异,弥补基于像元的分类方法的

不足,有效提高地物信息的提取精度。自 20 世纪 90 年代以来,该算法在实际遥感影像分类的应用中得到快速发展。Mathieu 等^[51]基于高分辨率多光谱 Ikonos 图像,采用面向对象分类法对新西兰达尼丁地区开展了植被信息精细提取;Zhao 等^[52]采用 3 种不同分类器的面向对象方法有效地提取黄土高原松林、桦林、栎林、灌木林、荒地、农田和道路信息;李春艳^[53]采用面向对象的遥感影像分类方法进行了植被信息提取,与传统的基于像元的分类方法相比,效果更佳;秦泉等^[54]基于 GF-1 影像数据利用面向对象分类法提取苹果树的种植面积和空间分布信息,提取精度达到 94.1%;王熊等^[55]基于高分 2 号影像,采用面向对象、SVM、KNN、RF 等方法对地形复杂、森林破碎化的湖北省竹山县九华山的优势树种进行信息提取,结果表明 SVM 方法结果最优。综上所述,面向对象分类法对于较高分辨率影像的植被信息提取,其精度要显著高于基于像元的分类方法;然而,对于较低分辨率影像尤其是景观破碎、地形复杂地区,植被信息提取精度将会有所降低。

1.6.2 混合像元分解

受传感器分辨率的限制以及地形、气候多样性等因素的影响,影像像元多表现为几种地物的混合体。混合像元的存在会影响分类的正确性及定量遥感的精度,尤其对于中、低分辨率影像而言,混合像元更为普遍^[56]。20 世纪 90 年代初,遥感影像混合像元分解技术被提出并得到国内外广大学者的关注,它可有效避免土壤等地物背景的影响,对于低植被覆盖区和高植被覆盖区均具有较强的探索性^[57]。混合像元分解模型包括线性模型和非线性模型 2 类。线性混合模型忽略了光谱多次反射的情况,是非线性混合模型的特例^[58]。近年来,更有利于遥感精细化分类的混合像元分解技术成为重要研究热点。如 Dawelbait 等^[59]基于等混合像元分解技术监测了 1987—2008 年苏丹草原地区的荒漠化状况;陈虹兵等^[60]基于像元二分模型和线性光谱混合模型提取了北京市延庆区植被信息,研究表明基于线性光谱混合模型法的提取结果精度更高;陈利等^[61]利用混合像元分解法提取 MODIS 影像中的森林信息,研究结果表明基于线性混合像元分解分类的精度最高;贺辉等^[62]基于自适应区间二型模糊聚类 (adaptive interval-valued type-2 fuzzy C-means clustering, A-IT2FCM) 法提取了 SPOT5 影像数据中的地表覆盖信息,提取精度大大提高。然而,遥感影像混合像元分解技术的各类模型仍处于不断探索试验阶段,分解方法与模型仍需要不断改

进和完善,将各类混合像元分解模型相结合,进一步提高植被信息的分解精度是未来重要的研究方向。

综上所述,随着遥感和计算机技术的不断发展,植被遥感信息提取方法体系逐步完善,提取精度和效率日益提高。不同植被遥感信息提取方法具有不同的应用优势及限制条件(表3)。因此,不同地区植被遥感信息提取应该根据区域实际,选用适宜的信息提取方法,或综合集成多种方法,充分发挥各方法的优势,弥补不足之处,以实现区域植被遥感信息高精度、快速化、自动化提取。

表3 不同植被遥感信息提取方法的应用优势及限制条件

Tab.3 Application advantages and limitations of different remote sensing information extraction methods of vegetation

提取方法	应用优势	限制条件
先验知识法	可避免不必要类别的出现;方法简单,实用性强	受研究者主观认知水平的影响较大;传统的监督分类方法要求大量的训练样本或样本要求必须符合正态分布
专家知识和相关辅助信息法	一定程度上可减少“同物异谱”和“同谱异物”现象,分类精度有较大提高	专家库知识规则的建立存在主观性;部分辅助数据具有时空覆盖范围小、时效性差等问题
植被物候特征提取法	能精确反映植被生长变化情况;可进行长周期、广覆盖的植被信息提取	对数据时间分辨率要求高;受数据噪声影响较大
多源遥感数据融合法	可实现不同光谱和时间分辨率的遥感影像信息重组和互补;可提高地物信息提取算法的鲁棒性和精度	像素级层次信息冗余度高;决策级层次数据预处理代价高
机器学习法	具有非线性特征;可以运行样本容量很大的数据集,泛化能力强	算法相对复杂;需要大量的训练样本;最优参数的确定较为困难
其他方法	面向对象分类法综合考虑了光谱特征、空间特征和上下文信息;较基于像元分类结果,降低了椒盐效应;混合像元分解法提升了影像信息整体精度,有效避免了土壤等地物背景的影响	面向对象分类法算法运行速度慢;对低分辨率影像及景观破碎、地形复杂地区应用性较差;混合像元分解法算法相对复杂;单个像元的分解精度较低

2 植被遥感信息提取面临的问题和挑战

随着计算机和遥感技术的快速发展,植被遥感信息的提取方法也在不断改进和完善,但仍面临着以下问题与挑战:

1) 高分辨率遥感数据开放性問題。随着遥感信息技术的进一步发展,遥感影像的光谱分辨率、

空间分辨率、时间分辨率也得到相应提高,为植被遥感信息提取提供了良好的数据基础。高校、科研机构和公众对国内卫星数据高分辨率遥感数据的可获得性相对较差,在一定程度上限制了高分辨率遥感数据在植被精细化信息提取中的应用研究。而中低分辨率遥感数据中混合像元问题突出,其分类精度难以满足植被精细化信息提取的需要。

2) 植被信息提取模型的参数设置问题。在植被遥感信息提取过程中,研究者往往面临着复杂的模型参数设置问题,如基于机器学习中的训练参数、面向对象分类中的分割参数等。模型参数的大小、阈值范围等对植被信息提取的精度和效率有着重要影响。然而,在实际研究中,由于缺乏足够的理论依据,模型参数设置往往只能基于专家经验和大量的重复实验加以确定,这就造成了模型的稳定性和可重复性较差,在一定程度上影响了植被信息提取的效果。

3) “同物异谱”和“同谱异物”的现象问题。现有植被遥感信息提取多以影像中的光谱特征差异为基础。由于受到外界条件影响,如太阳光相对角度、地形、含水量等因素差异,导致“同物异谱”和“同谱异物”现象十分普遍,这也是植被信息提取中的重点和难点。尽管目前运用基于专家知识和辅助信息、多源遥感数据、面向对象和混合像元分解等方法在一定程度上减弱了“同物异谱”和“同谱异物”现象,但截至目前依然没有得到根本性解决。

4) 植被遥感信息自动化提取问题。在植被信息提取过程中,遥感影像数据的下载、训练样本的确定、模型的选择和参数的设置、植被信息提取结果的验证和修正等都需要研究者凭借丰富的经验和专业知识加以把控。专家知识信息库的开发为植被信息自动化提取指明了新的发展方向。但植被变化受到自然和社会经济因素的综合影响,兼具复杂性、区域性、多样性和动态性,同时植被信息提取还受到天气、传感器工作效率、遥感影像质量等因素影响。因此,在植被信息自动化提取中,建立通用性较高的专家知识库,艰巨性和挑战性并存。

5) 多元方法的融合问题。植被信息提取方法众多,且不同方法均有各自的适用性。综合多种方法优势,开发多元方法融合的植被遥感信息提取技术,是提升植被信息提取精度和效率的重要途径。然而,目前基于多元方法融合的植被遥感信息提取的研究还有待进一步丰富和拓展,特别是基于专家知识、机器学习及混合像元分解等方法的融合。

3 研究展望

计算机和遥感技术的迅速发展使得地物信息获取的便利性、时效性和完备性不断提高,融合多源数据、多元方法和多时相遥感影像新特征参与植被遥感信息提取,进一步推动植被信息提取的精细化、自动化和智能化发展是未来的发展趋势。

1) 高分辨率遥感技术开发与应用研究。开发高光谱和高时空分辨率遥感技术,大力发展激光雷达、微波遥感、无人机遥感等新技术,积极研发更加先进的传感器设备,有效获取更高分辨率和更小信噪比的植被遥感数据,推动植被遥感数据开放获取,促进其科研应用,加强信息传播,发挥其应有的科研价值。

2) “同物异谱”和“同谱异物”现象处理技术研究。加强遥感数据、生态数据、环境数据、气象数据、社会经济数据等多源数据融合,将多源数据中的高光谱和高时空分辨率信息相结合,考虑植被遥感反演过程的不确定性,发展地表数据同化系统,研究植被信息提取的优化方法模型,提高植被信息的提取精度。

3) 植被遥感信息智能化、自动化提取方法研究。将知识信息与多源数据和其他辅助数据相结合,构建专家知识信息库,在植被遥感信息提取过程中模拟专家视觉活动和逻辑判断过程,通过流程优化、定制功能开发和计算资源聚合实现自动化信息提取^[4],推动植被信息提取技术研究 and 应用向更高层次的智能化方向发展,进一步解决植被遥感信息提取中“同物异谱”、“同谱异物”以及混合像元识别等问题。

4) 基于多元方法融合的植被信息提取方法研究。在现有植被遥感信息提取方法体系的基础上,同时加强对其他学科的多种分类方法的综合运用,充分考虑各种方法的优势与短板,积极探索融合多元方法的植被信息提取的新兴方法,尤其是与人工智能技术、集成学习等方法的结合,不断提高植被遥感信息精细化、自动化和智能化提取的精度和效率。

4 结论

本文通过梳理国内外植被遥感信息提取的相关文献,回顾了植被遥感信息提取方法的研究进展,总结了各种方法的优势及不足,探析了目前植被遥感信息提取研究方法中面临的问题和挑战,明确了其未来的发展方向。研究发现以往植被遥感信息提取

方法均有其应用优势和限制条件,不同的方法在一定程度上缓解了“同物异谱”和“同谱异物”现象、长周期和广覆盖的植被信息提取、多元遥感数据信息互补、信息提取精度和自动化水平提升、信息提取的椒盐现象等问题。但是不同地区植被遥感信息提取应该根据地区实际,选用最适宜的信息提取方法,或综合集成多种方法,以实现区域植被遥感信息高精度、快速化、自动化提取。

目前植被遥感信息提取方法在高分辨率遥感数据开放性、植被信息提取模型参数设置、“同物异谱”和“同谱异物”的现象、植被遥感信息自动化提取和多元方法的融合等方面存在诸多挑战。未来研究应当融合多源数据,实现多元方法的综合集成,综合利用多时相遥感影像新特征开展植被遥感信息提取,尤其是专家知识信息库、人工智能技术、集成学习等方法的融合,推动植被遥感信息提取不断向精细化、自动化和智能化方向发展。

参考文献(References):

- [1] 徐嘉昕,房世波,张廷斌,等. 2000—2016年三江源区植被生长季NDVI变化及其对气候因子的响应[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(1): 237–246. doi: 10. 6046/gtzyyg. 2020. 01. 32.
Xu J X, Fang S B, Zhang T B, et al. NDVI changes and its correlation with climate factors of the Three River – Headwater region in growing seasons during 2000—2016[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020, 32(1): 237–246. doi: 10. 6046/gtzyyg. 2020. 01. 32.
- [2] Xue J, Su B. Significant remote sensing vegetation indices: A review of developments and applications[J]. Journal of Sensors, 2017(1): 1–17.
- [3] 韩红珠,白建军,张波,等. 基于MODIS时序的陕西省植被物候时空变化特征分析[J]. 国土资源遥感, 2018, 30(4): 125–131. doi: 10. 6046/gtzyyg. 2018. 04. 19.
Han H Z, Bai J J, Zhang B, et al. Spatial – temporal characteristics of vegetation phenology in Shanxi Province based on MODIS time series[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30(4): 125–131. doi: 10. 6046/gtzyyg. 2018. 04. 19.
- [4] Li J, Pei Y, Zhao S, et al. A review of remote sensing for environmental monitoring in China[J]. Remote Sensing, 2020, 12(7): 1130–1154.
- [5] 卢茂芬. 遥感影像植被分类技术研究[D]. 北京: 解放军信息工程大学, 2012.
Lu M F. Research on classification of vegetation from remote sensing imagery[D]. Beijing: PLA Information Engineering University, 2012.
- [6] 林辉,孙华,熊育久. 林业遥感[M]. 北京: 中国林业出版社, 2011: 138–146.
Lin H, Sun H, Xiong Y J. Forest remote sensing[M]. Beijing: China Forestry Publishing House, 2011: 138–146.
- [7] Fritz R, Frech I, Koch B, et al. Sensor fused images for visual interpretation forest stand borders[J]. International Archives of Photo-

- grammetry and Remote Sensing, 1999, 32, 1 - 7.
- [8] 田建林, 雷平, 石军南. QuickBird 影像目视判读在土地利用类型调查中的应用研究[J]. 四川林勘设计, 2006, 5(1): 45 - 48.
- Tian J L, Lei P, Shi J N. Studying of QuickBird image visual interpretation's applying on land use types investigation[J]. Sichuan Forestry Exploration and Design, 2006, 5(1): 45 - 48.
- [9] 周瑞伍, 彭明春, 张一平. 云南主要森林植被碳储量及固碳潜力模拟研究[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2017, 39(6): 1089 - 1103.
- Zhou R W, Peng M C, Zhang Y P. The simulation research of carbon storage and sequestration potential of main forest vegetation in Yunnan Province[J]. Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition), 2017, 39(6): 1089 - 1103.
- [10] 程晋昕, 余凌翔, 鲁韦坤. 基于高分辨率遥感影像的滇池湖滨湿地植被类型监测[J]. 云南地理环境研究, 2013, 25(6): 1 - 8.
- Chen J X, Yu L X, Lu W K. Vegetation types monitoring of Dianchi Lake wetland based on high - spatial resolution remote sensing imagery[J]. Yunnan Geographic Environment Research, 2013, 25(6): 1 - 8.
- [11] Roslani M A, Mustapha, M A, Lihan T, et al. Classification of mangroves vegetation species using texture analysis on Rapideye satellite imagery[C]// Universiti - Kebangsaan - Malaysia, Faculty - of - Science - and - Technology. American Institute of Physics, 2013, 480 - 486.
- [12] 雷江涛, 韦达铭, 潘婵玲, 等. 基于监督分类融合与优化的森林面积变化自动检测方法[J]. 测绘, 2019, 42(3): 99 - 104, 131.
- Lei J T, Wei D M, Pan C L, et al. Automatic detection method for change of forest area based on supervised classification fusion and optimization[J]. Surveying and Mapping, 2019, 42(3): 99 - 104, 131.
- [13] 肖凡, 郭俊军, 张梦杰. 基于 Landsat8 数据和监督分类方法的土地利用分类研究[J]. 安徽农学通报, 2020, 26(8): 110 - 113.
- Xiao F, Guo J J, Zhang M J. Study on land use classification based on Landsat8 data and supervised classification method[J]. Anhui Agricultural Science Bulletin, 2020, 26(8): 110 - 113.
- [14] 任玉冰, 赵磊. 迭代非监督分类快速提取林地信息的研究[J]. 干旱环境监测, 2013, 27(3): 126 - 130.
- Ren Y B, Zhao L. Research on iterative unsupervised classification of rapid extraction of forest information[J]. Arid Environmental Monitoring, 2013, 27(3): 126 - 130.
- [15] 吴焕丽, 崔可旺, 张馨, 等. 基于改进 K - means 图像分割算法的细叶作物覆盖度提取[J]. 农业机械学报, 2019, 50(1): 42 - 50.
- Wu H L, Cui K W, Zhang X, et al. Improving accuracy of fine leaf crop coverage by improved K - means algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(1): 42 - 50.
- [16] Mohammady M, Moradi H R, Zeinivand H, et al. A comparison of supervised, unsupervised and synthetic land use classification methods in the north of Iran[J]. International Journal of Environmental Science and Technology, 2015, 12(5): 1515 - 1526.
- [17] 袁爽, 况润元, 廖启卿. 湿地植被遥感提取及动态变化研究——以崇明东滩为例[J]. 江西理工大学学报, 2018, 39(1): 44 - 51.
- Yuan S, Kuang R Y, Liao Q Q. Remote sensing extraction and dynamic change of wetland vegetation—A case study of eastern Chongming Island[J]. Journal of Jiangxi University of Science and Technology, 2018, 39(1): 44 - 51.
- [18] 张俊瑶, 姚永慧, 索南东主, 等. 基于垂直带谱的太白山山区山地植被遥感信息提取[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(8): 1284 - 1294.
- Zhang J Y, Yao Y H, Suonan D Z, et al. Mapping of mountain vegetation in Taibai Mountain based on mountain altitudinal belts with remote sensing[J]. Journal of Geo - information Science, 2019, 21(8): 1284 - 1294.
- [19] 陈波, 胡玉福, 喻攀, 等. 基于纹理和地形辅助的山区土地利用信息提取研究[J]. 地理与地理信息科学, 2017, 33(1): 1 - 7.
- Chen B, Hu Y F, Yu P, et al. Research on information extraction of land use in mountainous areas based on texture and terrain[J]. Geography and Geo - Information Science, 2017, 33(1): 1 - 7.
- [20] Bai J H, Li J, Li S K. Monitoring the cotton growth conditions based on LAI from remote sensing and expert knowledge[J]. Advanced Materials Research, 2011: 317 - 319.
- [21] Suchenwirth L, Forster M, Cierjacks A, et al. Knowledge - based classification of remote sensing data for the estimation of below - and above - ground organic carbon stocks in riparian forests[J]. Wetlands Ecology & Management, 2012, 20(2): 151 - 163.
- [22] Pérez - Valladares C X, Velázquez A, Moreno - Calles A I, et al. An expert knowledge approach for mapping vegetation cover based upon free access cartographic data: The Tehuacan - Cuicatlan Valley, Central Mexico[J]. Biodiversity and Conservation, 2019, 28(6): 1361 - 1388.
- [23] 林丽群, 汪正祥, 雷耘, 等. 神农架川金丝猴栖息地优势乔木树种遥感识别及其分布特征[J]. 生态学报, 2017, 37(19): 6534 - 6543.
- Lin L Q, Wang Z X, Lei Y, et al. Determination of dominant tree species and effects of tree distribution on the habitat of Rhinopithecus roxellana using Remote Sensing imagery in Shennongjia[J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(19): 6534 - 6543.
- [24] 任冲. 中高分辨率遥感影像森林类型精细分类与森林资源变化监测技术研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2016.
- Ren C. Forest types precise classification and forest resources change monitoring based on medium and high spatial resolution[D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2016.
- [25] 范德芹, 赵学胜, 朱文泉, 等. 植物物候遥感监测精度影响因素研究综述[J]. 地理科学进展, 2016, 35(3): 304 - 319.
- Fan D Q, Zhao X S, Zhu W Q, et al. Review of influencing factors of accuracy of plant phenology monitoring based on remote sensing data[J]. Progress in Geography, 2016, 35(3): 304 - 319.
- [26] 谷祥辉, 张英, 桑会勇, 等. 基于哨兵 2 时间序列组合植被指数的作物分类研究[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(3): 702 - 711.
- Gu X H, Zhang Y, Sang H Y, et al. Research on crop classification method based on Sentinel - 2 time series combined vegetation Index[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(3): 702 - 711.
- [27] 田艳君, 石莹, 帅艳民, 等. 基于遥感时序特征的地表覆被信

- 息提取[J]. 干旱区地理, 2021, 44(2): 1-11.
- Tian Y J, Shi Y, Shuai Y M, et al. Land cover information retrieval from temporal features based remote sensing images[J]. Arid Land Geography, 2021, 44(2): 1-11.
- [28] 崔林丽, 史军, 杜华强. 植被物候的遥感提取及其影响因素研究进展[J]. 地球科学进展, 2021, 36(1): 9-16.
- Cui L L, Shi J, Du H Q. Advances in remote sensing extraction of vegetation phenology and its driving factors[J]. Advances in Earth-Science, 2021, 36(1): 9-16.
- [29] Jordan C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. Ecology, 1969, 50(4): 663-666.
- [30] 包广道, 刘存发, 程岩, 等. 基于植被指数的林地变化检测技术研究[J]. 吉林林业科技, 2020, 49(5): 21-26.
- Bao G D, Liu C F, Cheng Y, et al. Research on technique of forest land change detection based on vegetation index[J]. Journal of Jilin Forestry Science and Technology, 2020, 49(5): 21-26.
- [31] 董立新. 三峡库区森林叶面积指数多模型遥感估算[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(2): 73-81. doi:10.6046/gtzyyg. 2019. 02. 11.
- Dong L X. Multi-model estimation of forest leaf area index in the Three Gorges Reservoir area[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2019, 31(2): 73-81. doi:10.6046/gtzyyg. 2019. 02. 11.
- [32] Fakhri S A, Sayadi S, Latifi H, et al. An optimized enhanced vegetation index for sparse tree cover mapping across a mountainous region[C]// 2019 IEEE International Workshop on Metrology for Agriculture and Forestry (MetroAgriFor). IEEE, 2019: 146-151.
- [33] 季民, 张超, 赵建伟, 等. 基于VCI指数的青藏地区春旱时空动态变化分析[J]. 国土资源遥感, 2021, 33(1): 152-157. doi:10.6046/gtzyyg. 2021. 0228.
- Ji M, Zhang C, Zhao J W, et al. Temporal and spatial dynamics of spring drought in Qinghai-Tibet region based on VCI index[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2021, 33(1): 152-157. doi:10.6046/gtzyyg. 2021. 0228.
- [34] 汪小钦, 王苗苗, 王绍强, 等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5): 152-157.
- Wang X Q, Wang M M, Wang S Q, et al. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(5): 152-157.
- [35] 赵威成, 马福义, 吕利娜, 等. 基于DVI的像元二分模型反演植被覆盖度研究[J]. 黑龙江科技大学学报, 2020, 30(2): 125-128.
- Zhao W C, Ma F Y, Lv L N, et al. Study on inversion of FVC based on DVI pixel dichotomous model[J]. Journal of Heilongjiang University of Science and Technology, 2020, 30(2): 125-128.
- [36] 刘瑜, 韩震, 周玮辰. 基于垂直植被指数的湿地植被类型提取研究——以长江口九段沙湿地为例[J]. 遥感信息, 2013, 28(4): 81-84.
- Liu Y, Han Z, Zhou W C. Vegetation information extraction in wetland using perpendicular vegetation index—A Case Study in Jiuduansha Wetland of Yangtze River Estuary[J]. Remote Sensing Information, 2013, 28(4): 81-84.
- [37] 凌成星, 鞠洪波, 张怀清, 等. 基于植被指数比较的湿地区域LAI遥感估算研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2016, 36(5): 11-18.
- Ling C X, Ju H B, Zhang H Q, et al. Research on remote sensing estimation of wetland vegetation LAI based on vegetation index comparison[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2016, 36(5): 11-18.
- [38] 李树涛, 李聪好, 康旭东. 多源遥感图像融合发展现状与未来展望[J]. 遥感学报, 2021, 25(1): 148-166.
- Li S T, Li C Y, Kang X D. Development status and future prospects of multi-source remote sensing image fusion[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(1): 148-166.
- [39] Chang C H, Yita H, Wu S T, et al. Applying image fusion to integrate radar images and SPOT multi-spectral satellite images for forest type classification[J]. Taiwan Journal of Forest Science, 2015, 30(3): 201-209.
- [40] Mao X, Deng Y, Zhu L, et al. Hierarchical geographic object-based vegetation type extraction based on multi-source remote sensing data[J]. Forests, 2020, 11(12): 1271-1289.
- [41] 白杨, 赵银娣. 基于KPCA和FCM的HJ-1A星遥感数据分类[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(1): 71-76. doi:10.6046/gtzyyg. 2013. 01. 13.
- Bai Y, Zhao Y D. HJ-1A satellite remote sensing data classification based on KPCA and FCM[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2013, 25(1): 71-76. doi:10.6046/gtzyyg. 2013. 01. 13.
- [42] 王体雯, 李涛. 基于多源遥感影像融合的植被覆盖度信息提取研究[J]. 安徽农业科学, 2019, 47(12): 146-148.
- Wang T W, Li T. Study on extraction vegetation coverage information based on multi-source remote sensing image[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2019, 47(12): 146-148.
- [43] 游佩佩. 基于机器学习的江苏滨海湿地植被变化遥感监测[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2020.
- You P P. Remote Sensing monitoring of vegetation change in coastal wetland of Jiangsu Province based on Machine Learning[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2020.
- [44] Snedden G A. Patterning emergent marsh vegetation assemblages in coastal Louisiana, USA, with unsupervised artificial neural networks[J]. Applied Vegetation Science, 2019, 22(2): 213-229.
- [45] 段欣荣, 曹见飞, 张宝雷, 等. 基于卷积神经网络和稳定性选择的农作物植被光谱分析方法[J]. 山东师范大学学报(自然科学版), 2020, 35(1): 100-107.
- Duan X R, Cao J F, Zhang B L, et al. Spectral analysis of crop vegetation based convolutional neural network and stability selection[J]. Journal of Shandong Normal University (Natural Science), 2020, 35(1): 100-107.
- [46] 陈健, 黄泽远. 基于多特征SVM的昆明市城市森林时空分布信息提取[J]. 林业调查规划, 2019, 44(1): 75-81.
- Chen J, Huang Z Y. Information extraction of temporal and spatial distribution of urban forest in Kunming based on multi-feature SVM[J]. Forest Inventory and Planning, 2019, 44(1): 75-81.
- [47] 田雷, 傅文学, 孙燕武, 等. 基于TM影像的西伯利亚北方森林覆盖度近30 a空间变化研究[J]. 国土资源遥感, 2021, 33(1): 214-220. doi:10.6046/gtzyyg. 2021178.
- Tian L, Fu W X, Sun Y W, et al. Research on spatial change of the boreal forest cover in Siberia over the past 30 years based on TM images[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2021, 33

- (1):214–220. doi:10.6046/gtzyyg.2021178.
- [48] 崔小芳,刘正军. 基于随机森林分类方法和多源遥感数据的湿地植被精细分类[J]. 测绘与空间地理信息,2018,41(8):113–116.
- Cui X F, Liu Z J. Wetland vegetation classification based on object – based classification method and multi – source remote sensing images[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2018, 41(8):113–116.
- [49] 许童羽,胡开越,周云成,等. 基于 CART 决策树和 BP 神经网络的 Landsat8 影像水稻提取方法[J]. 沈阳农业大学学报,2020,51(2):169–176.
- Xu T Y, Hu K Y, Zhou Y C, et al. Classification method by fusion of CART decision tree and BP based on Landsat8 image[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2020, 51(2):169–176.
- [50] 谢锦莹. 基于全卷积神经网络结合面向对象的滨海湿地植被遥感动态监测[D]. 杭州:浙江农林大学,2019.
- Xie J Y. Remote sensing dynamic monitoring of coastal wetland vegetation based on fully convolutional networks combined with object – oriented method[D]. Hangzhou: Zhejiang A&F University, 2019.
- [51] Mathieu R, Aryal J. Object – oriented classification and Ikonos multispectral imagery for mapping vegetation communities in urban areas[C]// Colloquium of the Spatial Information Research Centre, 2005.
- [52] Zhao P, Zhao J, Wu J, et al. Integration of multi – classifiers in object – based methods for forest classification in the Loess plateau, China[J]. Scienceasia, 2016, 42(4):283–289.
- [53] 李春艳. 基于面向对象的遥感影像植被信息提取[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(8):1941–1943, 1990.
- Li C Y. Object – oriented vegetation information extraction from remote sensing image[J]. Science Technology and Engineering, 2012, 12(8):1941–1943, 1990.
- [54] 秦 泉,王 冰,李 峰,等. 面向对象的 GF – 1 卫星影像苹果树种植面积遥感提取研究——以山地丘陵地区的栖霞市为例[J]. 沙漠与绿洲气象, 2020, 14(2):129–136.
- Qin Q, Wang B, Li F, et al. Apple planting area extraction from GF – 1 remote sensing image based on object – oriented classification method—taking Qixia city in hilly areas as an example[J]. Journal of Desert and Oasis Meteorology, 2020, 14(2):129–136.
- [55] 王 熊,胡 兵,韩泽民,等. 基于 GF – 2 号影像的森林优势树种分类[J]. 湖北林业科技, 2020, 49(1):1–7, 76.
- Wang X, Hu B, Han Z M, et al. Dominant tree species specific classified by GF – 2 imagery[J]. Hubei Forestry Science and Technology, 2020, 49(1):1–7, 76.
- [56] 刘蓉姣,张加龙,陈培高. 基于混合像元分解的香格里拉市高山松空间分布变化研究[J]. 西北林学院学报, 2021, 36(1):9–17.
- Liu R J, Zhang J L, Chen P G. Spatial distribution changes of the pinus densata forests in Shangri – La city based on mixed pixel decomposition[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2021, 36(1):9–17.
- [57] 穆亚超. 基于 Landsat 影像的西北农牧交错带地区植被信息提取[D]. 兰州:兰州大学, 2017.
- Mu Y C. Vegetation information extraction in the agriculture and pasturage interlaced zone of Northwest China based on Landsat image[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2017.
- [58] 吴昌原. 高光谱图像混合像元分解方法研究[D]. 上海:华东师范大学, 2014.
- Wu C Y. The research on unmixing pixel methods for hyperspectral images[D]. Shanghai: East China Normal University, 2014.
- [59] Dawelbait M, Morari F. Monitoring desertification in a Savannah region in Sudan using Landsat images and spectral mixture analysis[J]. Journal of Arid Environments, 2012(80):45–55.
- [60] 陈虹兵,黄贝贝,彭道黎. 基于混合像元分解的植被覆盖度模型比较研究[J]. 西北林学院学报, 2018, 33(3):203–207, 265.
- Chen H B, Huang B B, Peng D L. Comparison of pixel decomposition models for the estimation of fractional vegetation coverage[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2018, 33(3):203–207, 265.
- [61] 陈 利,林 辉,陶 冀. 基于改进端元提纯模型的 MODIS 森林类型识别研究[J]. 林业资源管理, 2015, 44(2):109–117.
- Chen L, Lin H, Tao J. Spectral unmixing of MODIS data based on improved endmember purification model for forest type identification[J]. Forest Resource Management, 2015, 44(2):109–117.
- [62] 贺 辉,胡 丹,余先川. 基于自适应区间二型模糊聚类的遥感土地覆盖自动分类[J]. 地球物理学报, 2016, 59(6):1983–1993.
- He H, Hu D, Yu X C. Land cover classification based on adaptive interval type – 2 fuzzy clustering[J]. Chinese Journal of geophysics, 2016, 59(6):1983–1993.

Research progress and development trend of remote sensing information extraction methods of vegetation

HUANG Pei¹, PU Junwei¹, ZHAO Qiaoqiao¹, LI Zhongjie², SONG Haokun³, ZHAO Xiaoqing³

(1. Institute of International Rivers and Eco – Security, Yunnan University, Kunming 650500, China; 2. Simao Jinlancang High – Yield Plantation Ltd., Pu'er 665699, China; 3. School of Earth Science, Yunnan University, Kunming 650500, China)

Abstract: The remote sensing information extraction of vegetation is the basis and key link for remote sensing investigation and dynamic monitoring of vegetation coverage, which is of great significance for regional ecological

environment protection and sustainable development. For this purpose, the research progress on the remote sensing information extraction methods of vegetation was reviewed from prior knowledge, expert knowledge and related auxiliary information, extraction of vegetation phenological features, the fusion of multi – source remote sensing data, machine learning, and other methods. Then, the main problems and challenges existing at the present stage were pointed out, and the future development trend was put forward. The research shows that there are many methods to extract remote sensing information about vegetation, and different methods have their own advantages and disadvantages in the application. However, the research on remote sensing information extraction methods of vegetation is currently facing many challenges, such as the lack of openness of high – resolution remote sensing data, the poor stability of parameter settings in vegetation information extraction models, the prominent phenomenon of same objects with different spectra and different objects with the same spectrum, the difficulties in automatic extraction of vegetation remote sensing information based on an expert knowledge base, and the need in further research on the multiple – method fusion. Therefore, making more breakthroughs in integrating multi – source data, multiple methods and new features of multi – temporal remote sensing images will be necessary to promote the refined, automated, and intelligent development of remote sensing information extraction of vegetation.

Keywords: remote sensing of vegetation; information extraction; research methods; problems and challenges; development trend

(责任编辑: 李 瑜)