

Review of Land Use/Cover Change Classification Methods Based on Remote Sensing Image

Tian Xie¹, Zhengying Yuan^{2*}, Haicong Yang³, Meihui Jiang¹, Zhen Liao⁴, Chenqian Xu⁴

¹College of Resources and Environment, Huazhong Agricultural University, Wuhan Hubei

²Bureau of Hydrology, Changjiang Water Resource Commission, Wuhan Hubei

³Hanjiang Water Resources and Hydropower (Group) Co. Ltd., Wuhan Hubei

⁴State Key Laboratory of Water Resources and Hydropower Engineering Science, Wuhan University, Wuhan Hubei

Email: xiet@webmail.hzau.edu.cn, *1521607974@qq.com

Received: Jun. 2nd, 2020; accepted: Jun. 17th, 2020; published: Jun. 24th, 2020

Abstract

Land use/cover change is an important factor leading to global environmental change, and remote sensing technology is an important method to obtain the classification of land use/cover change. Based on the comprehensive analysis and study of the current classification methods of remote sensing images, this paper classifies the classification methods of remote sensing images into traditional methods, algorithm-based classification methods and other methods, expounds the classification methods and research progress in detail, and finally makes a prospect of the classification methods of land use/cover change. Although scholars have proposed many classification methods so far, none of them can meet all the classification requirements. Therefore, in the classification of land use/cover change, it is necessary to make full use of the advantages of various methods. Complement each other, in order to improve the precision of remote sensing image classification.

Keywords

Remote Sensing Image, Land Use/Cover Change, Classification Method

基于遥感影像的土地利用/覆盖变化分类方法研究综述

谢天¹, 袁正颖^{2*}, 杨海从³, 姜美慧¹, 廖震⁴, 徐晨茜⁴

¹华中农业大学资源与环境学院, 湖北 武汉

²长江水利委员会水文局, 湖北 武汉

³汉江水利水电(集团)有限责任公司, 湖北 武汉

*通讯作者。

⁴武汉大学水资源与水电工程科学国家重点实验室, 湖北 武汉
Email: xiet@webmail.hzau.edu.cn, 1521607974@qq.com

收稿日期: 2020年6月2日; 录用日期: 2020年6月17日; 发布日期: 2020年6月24日

摘要

土地利用/覆盖变化是导致全球环境变化的重要因素, 同时遥感技术作为获取土地利用/覆盖变化分类的重要方法。本文在综合分析研究当前遥感图像分类方法基础上, 将遥感影像分类方法归类为传统方法、基于算法的分类方法和其他方法, 详细阐述了各种分类方法及研究进展, 最后对土地利用/覆盖变化分类方法研究做了展望。尽管目前为止学者们提出了许多的分类方法, 但还是没有一种分类方法能够满足所有的分类要求。因此在土地利用/覆盖变化分类中, 应充分利用各种方法的优势, 各种方法相互结合, 取长补短, 以提高遥感图像分类精度。

关键词

遥感图像, 土地利用/覆盖变化, 分类方法

Copyright © 2020 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

20世纪90年代以来, 土地利用/覆被变化(LUCC)作为全球变化的重要组成部分, 成为全球变化研究的前沿[1][2][3]。土地利用/覆被变化数据的获取是研究的一项重要基础工作, 通过遥感影像处理和解译分类提取LUCC信息是研究中必不可少的步骤[4]。LUCC与人类的生产和生活密切相关, 而人类活动正以空前的速度改变着陆地环境[5]。由于人类活动引起的土地利用的变化是全球环境变化的重要因素[6], 所以土地利用的动态监测成为国内外研究的热点, 对LUCC的研究是国家和地方社会经济可持续发展的需求, 具有极其重要的现实意义和科学价值[7]。

随着遥感平台的多样化图像分辨率的提高以及计算机技术的迅速发展, 遥感技术已成为LUCC研究的重要手段[8]。因而通过遥感图像处理、解译分类提取LUCC信息已成为LUCC研究必不可少的一步[9][10][11]。利用遥感手段获得LUCC信息的一个重要的中间环节就是分类。遥感图像分类就是把图像中的每一个像元或区域划分为若干类别中的一种, 即通过对各类地物的光谱特征分析来选择特征参数划分为互不重叠的子空间后将影像内各个像元划分到各子空间中去, 从而实现遥感影像的分类[12]。

本文对近年来出现的基于遥感影像的土地利用/覆盖变化分类技术的研究进展作了综述, 并在最后做了简单的展望。

2. 传统方法

2.1. 目视解译

目视解译主要是专业人员通过直接观察或借助辅助判读仪器, 在遥感影像上确定分类系统、建立解译标志, 以此对图像进行判读识别, 获取特定目标地物信息[13]。目视解译主要依照从已知到未知, 先易

后难,先山区后平原,先整体后局部,先宏观后微观的顺序;采取直判法、对比法、邻比法、动态对比法、逻辑推理法等方法[14]开展解译工作。它是人们通过遥感技术获取目标信息最直接、最基本的方法,目前仍然被广泛使用[15]。但目视解译虽然简单易操作,有很强的灵活性,但由于解译人员的专业知识水平以及解译经验的限制,解译结果也会存在明显差异,受个人主观等因素影响大,李镇等[16]通过对切沟形态参数的目视解译,发现解译面积与解译相对误差呈明显负相关。杨军义[17]提出目视解译中易将林地产生的阴影判定为林地范围。

2.2. 基于统计的分类方法

基于统计的分类方法是在数理统计的基础上,进行遥感图像的自动分类,因而又称为计算机自动分类方法。它主要包括监督分类和非监督分类。

2.2.1. 监督分类

监督分类又称为训练区分类。它是利用对地面样区的实况调查资料,从已知训练样区得出实际地物的统计资料,然后再用这种统计资料作为图像分类的判别依据,并依一定的判别准则对所有图像象元进行判别处理,使得具有相似特征并满足一定识别规则的象元归并为一类[18]。在训练区分类中,由于训练样区所提供的判别资料是与一定的地物相对应,则计算机便将满足该类条件的象元识别为与训练样区相一致的地物,如此完成对整幅图像的处理。其中最大似然法得到最广泛的运用,孙坤等[19]对监督分类的6种分类器(最大似然、神经网络、支持向量机、最小距离、马氏距离、平行六面体)分类方法进行分类后的精度比较,发现最大似然分类法具有较好的分类效果。同时随着科技的发展,监督分类方法也得到不断的发展,洪洲[20]提出基于纹理特征的遥感影像监督分类可以提高遥感影像的分类精度。

2.2.2. 非监督分类

非监督分类方法并不要求具体地物的已知知识,它是依赖于图像的统计特性作为基础的。假定相同的地物特征反映为相同的光谱反射值,在多维图像空间中,则考虑为同一地物在多维空间中存在着一个聚集点所构成的“点群”,即同点群的象元彼此相似[21]。但由于同谱异物和同物异谱的现象,影像预处理后再进行非监督分类的方法运用国家广泛,王利民等[22]提出一种基于先分层后进行非监督分类的油菜监测新方法大大降低了直接非监督分类中非油菜区被错判为油菜的现象。

监督分类和非监督分类是最基本的两种分类方法,两者的比较如表1所示,由于两者都是单一的依靠地物的光谱特征,因此对某些地物和某些地区分类效果并不理想,随着遥感技术和计算机技术的发展及人们实践经验的增多,科学研究工作者在此基础上发展了很多其它分类方法。

Table 1. Comparison of supervised and unsupervised classification

表 1. 监督分类与非监督分类的比较

	优点	缺点	适用范围
监督分类	精确度高,准确性好,与实际类别吻合较好,避免了非监督分类中对光谱集群组的重新归类	工作量大,训练去的选取需花费较多的人力,同时识别样本具有选择性	有先验知识
非监督分类	工作量小,易于实现,人工输入参数少,大大降低了人为误差,所有区域均能被识别	分类结果与实际类别相差较大,准确性差,无法排除同谱异物和同物异谱现象的干扰	无类别先验知识

3. 基于算法的分类方法

3.1. 神经网络法

人工神经网络是以模拟人脑神经系统的结构和功能(如图1所示)为基础而建立的一种数据分析处理

系统,如图2所示。具有对信息的分布式存储,并行处理、自组织、自学习等特点[23],主要通过许多具有简单处理能力的神经元的复合作用而具有复杂的非线性映射能力[24],采用合适的神经网络算法进行遥感影像分类,可以在一定程度上消除传统的遥感影像分类所带来的模糊性和不确定性。戚王月等[25]将神经网络中的激励函数添加偏置参数、学习率进行自适应调整后发现分类精度比最大似然法提高了15.35%。肖让等[26]提出由于数据集时常受到客观条件的限制,可以利用权值迁移的输入的方式,对网络权重随机初始化进行替代,使训练效果提高。张猛等[27]提出一种基于主成分分析的卷积神经网络草地遥感分类网络结构,分类精度达到94.65%。

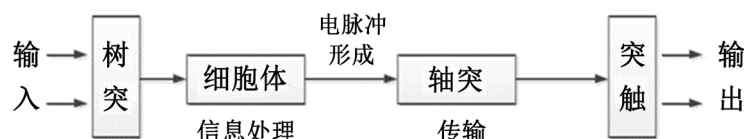


Figure 1. Basic model of artificial neural network

图1. 人工神经网络基本模型

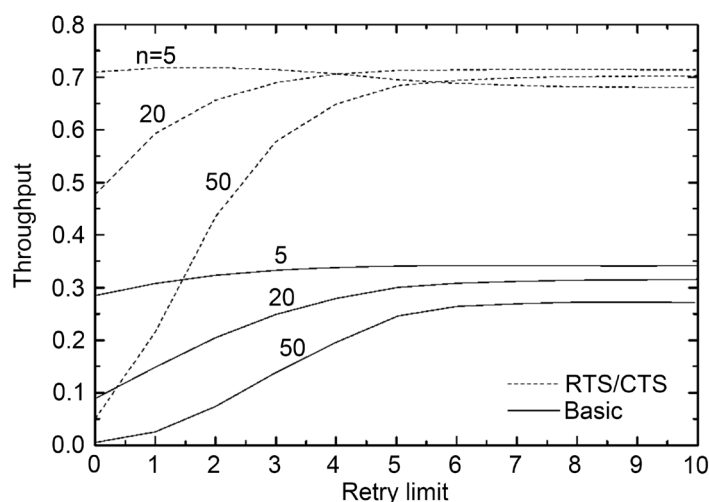


Figure 2. Structure diagram of artificial neural network

图2. 人工神经网络结构图

3.2. 决策树分类

分类树算法可以像分类过程一样被定义,依据规则把遥感数据集一级一级往下细分以定义决策树的各个分支。如图3所示,决策树由一个根结点、一系列内部结点及终极结点组成,每一结点只有一个父结点和两个或多个子结点。决策树的每一个内部结点对应一个非类别属性或属性的集合,每条边对应该属性的每个可能值[28]。决策树的叶结点对应一个类别属性值,不同的叶结点可以对应相同的类别属性值。孙静雯等[29]通过提取实验区域 NDVI、MNDWI 和森林郁闭度来建立决策树并执行分类,得出导致该地区土地利用变化的驱动力因子。刘晓娜等[30]基于 Landsat 数据和 MODIS-NDVI 数据,采用决策树分类的方法提取中老挝和缅甸交界地区的橡胶林地。

3.3. 专家系统法

专家系统是一种智能化的计算机程序或软件系统,能够像专家一样进行分析和解决复杂的实际问题。如图4所示,它是采用人工智能语言如:C、LESP、PROLOG 语言,将某一领域的专家分析方法或经验

运用于对地物的多种属性进行分析判断，从而确定各地物的归属[31]。汪善勤等[32]通过设计专家系统，模仿专家的思维过程实现土壤自动分类。范俊川等[33]利用遥感影像判读专家的专家知识和经验构建了震害识别专家系统。李百寿等[34]基于特征对象的专家系统技术来完成线性影纹信息的简单类别提取,设计并实现了线性影纹理解专家系统。专家系统方法由于总结了某一领域内专家分析方法，可容纳更多信息按某种可信度进行不确定性推理，因而具有较强大的功能。

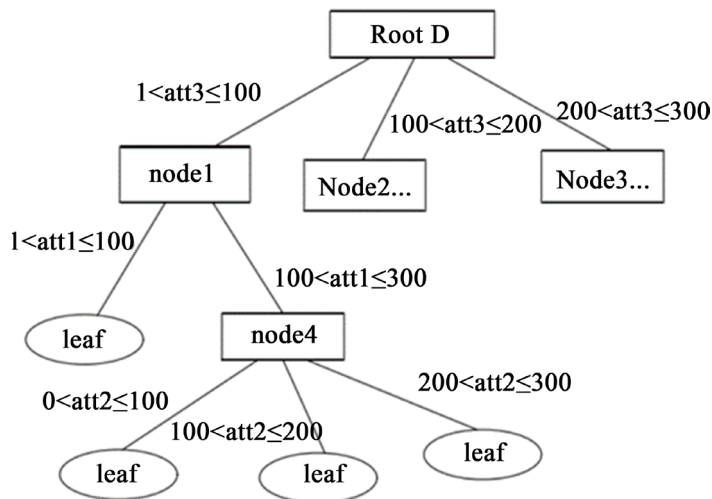


Figure 3. Basic model of decision tree
图 3. 决策树基本模型

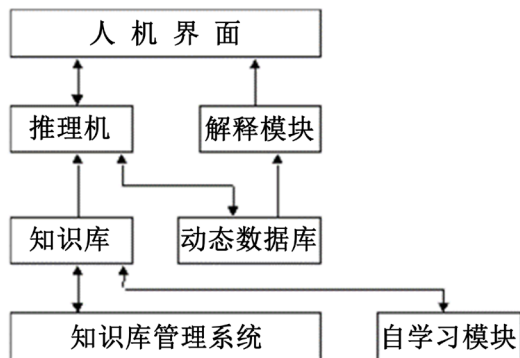


Figure 4. General structure of expert system
图 4. 专家系统的一般结构示意图

4. 其他分类方法

4.1. 遥感与 GIS 结合法

GIS 具有强大的空间数据处理和分析功能，遥感图像在 GIS 支持下能够获得较高的分类精度[35]。GIS 作为辅助数据与遥感图像结合进行分类已广泛的应用于遥感分类。陈怡君等[36]借助 ENVI 遥感软件，获得研究区的土地利用/覆被分类图，运用 ARCGIS 和 Excel 的运算功能分析各土地利用类型的相互转化关系，探讨了其用地变化原因。李盟等[37]采用遥感和 GIS 相结合的方法，对江苏省水土流失重点治理区和预防区代表县进行水土流失定量监测。魏悦等[38]以 RS 和 GIS 作为技术支撑对东钱湖镇的景观格局做动态的监测和定量的分析。

4.2. 分层分区法

分层分区法是根据各类目标的不同特征, 采取相应的信息提取方法, 分别建立专题信息层, 最后把各专题层合并得到整体分类图[39]。从某一类地物的光谱、空间、时间特征分析入手, 找到反映这些特征的典型波段, 采取适合此类地物的信息提取方法进行专题信息提取。当一种地物成功提取后, 通过图像处理方法, 将其从原始图像中去除, 以避免它对其他地物提取的影响, 从而为以后的信息提取创造了纯净的环境。这样在每层处理时目标明确, 只针对一类目标进行提取, 以达到提高最终结果的精度。张翊涛等[40]在地物光谱分析基础上实现遥感影像的自动分区, 然后运用多光谱图像主成份变换前后的地物光谱特征实现地物的分层提取。于菲菲等[41]利用归一化植被指数 NDVI 对实验区数据进行植被分区后进行土地利用/覆盖信息的提取, 极大地提高了分类精度。李文莉等[42]根据地物的空间分布进行“分区分类处理”后发现总体分类精度提高 19.34%, Kappa 系数提高了 0.247。

4.3. 模糊数学法

由于遥感图像有时所具有的不确定性, 针对不确定的数学方法自然成了遥感图像分析人员所注意的目标[43]。模糊数学方法是一种针对不确定性事物的分析方法。它以模糊集合论为基础, 有别于普通集合论中事物归属的绝对化[44]。孙厚云等[45]通过模糊数学综合评价建立了适用于戈壁荒漠区矿山地质环境评价指标体系。刘一哲等[46]基于模糊数学方法建立了遥感干旱的划分标准, 实现了对藏北区域范围内春夏旱情的动态连续监测。

4.4. 多源信息复合法

遥感信息是地球表面信息的反映, 由于地球系统的复杂性和开放性, 地面信息是多维的、无限的, 而通过信息传输, 遥感信息是简化的二维信息, 因此遥感信息在进行地学空间分析和反演过程中具有模糊性和多解性的特点, 需要依赖于地面辅助信息和人的知识, 给出假设和约定, 以求最优解。因此, 多源信息复合分类法可以充分利用已有遥感影像信息资源, 可以有效提高遥感分类精度。周义等[47]以江苏南京江宁区为试验区, 融合遥感影像的光谱信息、纹理信息、空间分布特征等辅助性信息进行基于知识规则的水稻田信息提取, 并将提取结果与传统的非监督分类和逻辑通道法的提取结果进行了比较, 发现基于知识规则的多源信息水稻田提取方法的精度最高。郭茱萸等[48]通过多源信息融合, 突出人工草地与其他地物之间的差异, 使人工草地面积识别精度达到 96.52%。王体雯等[49]通过多源遥感数据融合, 大大提高影像提取的植被信息精度。

5. 结论与展望

1) 在土地利用/覆盖变化分类中, 传统的遥感图像分类方法如目视解译、基于统计的分类方法, 算法非常简单, 应用最为成熟, 仍然是目前应用较多的方法。但是由于存在同物异谱和同谱异物的现象, 制约了分类精度。

2) 随着人工智能技术和算法的发展而发展起来的人工智能算法分类方法, 如神经网络分类方法、决策树分类方法、专家系统分类方法, 分类精度都比传统的分类方法高, 但目前只适用于小范围研究, 应用于大面积的工作还有一定的距离。

3) 遥感和 GIS 结合的分类方法、分层分区法、模糊数学分类法、多源信息复合分类法等新的分类方法通过多源数据分析, 能够有效地提高遥感影像在土地利用/覆盖分类中的精度, 目前得到了广泛的应用, 同时也将会是未来研究的重点。

4) 尽管目前为止学者们提出了许多的分类方法, 但还是没有一种分类方法能够满足所有的分类要求。

因此在土地利用/覆盖变化分类中, 应充分利用各种方法的优势, 各种方法相互结合, 取长补短, 以提高遥感图像分类精度。

参考文献

- [1] Yin, J.B., Gentile, P., Zhou, S., Sullivan, S.C., Wang, R., Zhang, Y. and Guo, S.L. (2018) Large Increase in Global Storm Runoff Extremes Driven by Climate and Anthropogenic Changes. *Nature Communications*, **9**, Article No. 4389. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-06765-2>
- [2] Yin, J.B., Guo, S.L., Gu, L., He, S.K., *et al.* (2020) Projected Changes of Bivariate Flood Quantiles and Estimation Uncertainty Based on Multi-Model Ensembles over China. *Journal of Hydrology*. (Prepublish)
- [3] 张新荣, 刘林萍, 方石, 等. 土地利用、覆被变化(LUCC)与环境变化关系研究进展[J]. 生态环境学报, 2014, 23(12): 2013-2021.
- [4] 李婷, 宋洁华, 罗艳菊, 等. 提高土地利用——土地覆盖遥感分类精度方法研究综述[J]. 湖南农机, 2008(5): 34-35.
- [5] Turner, B.L., Meyer, W.B., Skole, D.L., 陈百明. 全球土地利用与土地覆被变化: 进行综合研究[J]. AMBIO-人类环境杂志, 1994, 23(1): 91-95.
- [6] 颀耀文, 陈发虎. 干旱区土地利用/土地覆盖变化与全球环境变化[J]. 地域研究与开发, 2002(2): 22-26.
- [7] 华文剑, 陈海山, 李兴. 中国土地利用/覆盖变化及其气候效应的研究综述[J]. 地球科学进展, 2014, 29(9): 1025-1036.
- [8] 费鲜芸, 高祥伟. 土地利用/土地覆盖遥感分类研究综述[J]. 山东农业大学学报(自然科学版), 2002(3): 391-394.
- [9] Lin, Y., Liu, B., Lu, Y. and Xie, F. (2014) Correlating Analysis on Spatio-Temporal Variation of LUCC and Water Resources Based on Remote Sensing Data. *Proceedings of Remote Sensing of the Environment: 18th National Symposium on Remote Sensing of China*, **9185**, 91580Q.
- [10] Zhang, J., Yu, Q.G. and Hou, J.H. (2011) Object-Oriented Classification and Information Extraction Based on High Spatial Resolution Remote Sensing Image. *Remote Sensing Technology & Application*, **25**, 112-117.
- [11] 杨朝斌, 张树文, 卜坤, 等. 高分辨率遥感影像在城市 LUCC 中的应用[J]. 中国科学院大学学报, 2016, 33(3): 289-297.
- [12] 史泽鹏, 马友华, 王玉佳, 等. 遥感影像土地利用/覆盖分类方法研究进展[J]. 中国农学通报, 2012, 28(12): 273-278.
- [13] 马霁乃. 遥感目视解译的基本理论与方法[J]. 遥感信息, 1987(3): 26-29.
- [14] 杨博, 刘义. 农业遥感影像目视解译技术要点[J]. 现代化农业, 2008(4): 37-39.
- [15] 王昆, 戚浩平. 土地利用与土地覆盖遥感分类方法研究综述[J]. 山西建筑, 2008(5): 353-354.
- [16] 李镇, 张岩, 杨松, 等. QuickBird 影像目视解译法提取切沟形态参数的精度分析[J]. 农业工程学报, 2014, 30(20): 179-186.
- [17] 杨军义. 遥感影像目视解译在第二次全国土地调查中的应用[J]. 甘肃科技, 2011, 27(09): 74-76.
- [18] 童威. 基于 ENVI 的遥感影像监督分类方法的研究[J]. 科技创新与应用, 2019(23): 6-9.
- [19] 孙坤, 鲁铁定. 监督分类方法在遥感影像分类处理中的比较[J]. 江西科学, 2017, 35(3): 367-371.
- [20] 洪洲. 基于纹理特征的遥感影像监督分类[J]. 测绘与空间地理信息, 2013, 36(4): 75-79.
- [21] 赵春霞, 钱乐祥. 遥感影像监督分类与非监督分类的比较[J]. 河南大学学报(自然科学版), 2004(3): 90-93.
- [22] 王利民, 刘佳, 杨福刚, 等. 基于分层非监督分类的油菜面积识别研究[J]. 中国农学通报, 2018, 34(23): 151-159.
- [23] 赵爽. 基于卷积神经网络的遥感图像分类方法研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 中国地质大学(北京), 2015.
- [24] 王圆圆, 李京. 遥感影像土地利用/覆盖分类方法研究综述[J]. 遥感信息, 2004(1): 53-59.
- [25] 戚王月, 胡宏祥, 夏萍, 等. 基于改进 BP 神经网络的多分辨率遥感图像分类及对比分析[J]. 安徽农业大学学报, 2019, 46(4): 737-744.
- [26] 肖让, 唐亮, 张勇. 基于深度神经网络的遥感图像分类研究[J]. 科技资讯, 2020, 18(1): 22-23.
- [27] 张猛, 钱育蓉, 杜娇, 等. 卷积神经网络在遥感影像中草地分类的应用[J]. 东北师大学报(自然科学版), 2019, 51(3): 53-58.
- [28] 杨帆, 王博. 基于决策树的遥感图像分类方法研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2019, 42(7): 1-4.

- [29] 孙静雯, 王红旗, 张欣, 等. 基于决策树分类的根河市土地利用变化及驱动力分析[J]. 中国人口·资源与环境, 2014, 24(S1): 449-452.
- [30] 刘晓娜, 封志明, 姜鲁光. 基于决策树分类的橡胶林地遥感识别[J]. 农业工程学报, 2013, 29(24): 163-172.
- [31] 韩岳松. 专家系统在遥感图像处理中的应用探讨[J]. 西部探矿工程, 2014, 26(7): 107-111.
- [32] 汪善勤, 周勇, 张甘霖. 基于 GIS 的中国土壤分类专家系统设计[J]. 土壤学报, 2005(5): 3-9.
- [33] 范俊川, 刘亚岚. 基于 ASP.NET 的遥感影像震害识别专家系统的构建[J]. 微计算机信息, 2011, 27(1): 230-232.
- [34] 李百寿, 秦其明, 许军强, 等. 遥感图像线性影纹理解专家系统设计与实现[J]. 测绘科学, 2008(2): 167-169.
- [35] 翟辉琴, 王素敏, 雷蓉. GIS 辅助下的遥感图像分类与识别[J]. 地理空间信息, 2004(4): 8-10.
- [36] 陈怡君, 刘小波, 李佩恩. 基于 ENVI 遥感解译和 GIS 的渝北区土地利用/覆被变化分析[J]. 成都师范学院学报, 2019, 35(9): 98-104.
- [37] 李盟, 方瑞, 乐峰, 等. 基于 RS 和 GIS 的江苏省水土流失重点预防区和治理区定量监测[J]. 水土保持通报, 2018, 38(4): 228-233.
- [38] 魏悦, 陈文君. 基于 RS 和 GIS 的东钱湖镇土地利用景观格局变化分析[J]. 陕西林业科技, 2018, 46(5): 5-8.
- [39] 李四海, 恽才兴. 土地覆盖遥感专题信息的分层提取方法及其应用[J]. 遥感技术与应用, 1999(4): 23-28.
- [40] 张翊涛, 陈洋, 王润生. 结合自动分区与分层分析的多光谱遥感图像地物分类方法[J]. 遥感技术与应用, 2005(3): 332-337.
- [41] 于菲菲, 曾永年, 徐艳艳, 等. 基于植被分区的多特征遥感智能分类[J]. 国土资源遥感, 2014, 26(1): 63-70.
- [42] 李文莉, 杨泽元, 李璜, 等. 基于分区和纹理特征的伊犁河谷遥感影像土地利用分类[J]. 测绘与空间地理信息, 2013, 36(8): 68-71.
- [43] 何鹏飞. 基于不确定性分析的遥感影像变化检测方法研究[D]: [博士学位论文]. 徐州: 中国矿业大学, 2017.
- [44] 江标初, 陈映鹰. 模糊分类在土地利用/覆盖变更调查中的应用[J]. 安徽农业科学, 2005(6): 1121-1122.
- [45] 孙厚云, 吴丁丁, 毛启贵, 等. 基于遥感解译与模糊数学的矿山地质环境综合评价——以戈壁荒漠区某有色金属矿山为例[J]. 矿产勘查, 2019, 10(3): 682-689.
- [46] 刘一哲, 冯文兰, 扎西央宗, 等. 基于 MODIS TVDI 和模糊数学方法的藏北地区旱情等级遥感监测[J]. 干旱区研究, 2020, 37(1): 86-96.
- [47] 周义, 阮仁宗. 多源信息复合的遥感影像水稻田信息提取方法研究[J]. 遥感信息, 2009(3): 30-33.
- [48] 郭茱萸, 刘涛, 韩鹏, 等. 基于多源卫星遥感数据融合的人工草地空间分布信息提取[J]. 中国草地学报, 2019, 41(5): 53-62.
- [49] 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.