

引用格式:徐凯健,田庆久,杨闫君,等.遥感土地覆被分类的空间尺度响应研究[J].地球信息科学学报,2018,20(2):246-253. [Xu K J, Tian Q J, Yang Y J, et al. Response of spatial scale for land cover classification of remote sensing[J]. Journal of Geo-information Science, 2018,20(2):246-253.] DOI:10.12082/dqxxkx.2018.170360

遥感土地覆被分类的空间尺度响应研究

徐凯健^{1,2}, 田庆久^{1*}, 杨闫君^{1,2}, 徐念旭^{1,2}

1. 南京大学国际地球系统科学研究所, 南京 210023; 2. 江苏省地理信息技术重点实验室, 南京 210023

Response of Spatial Scale for Land Cover Classification of Remote Sensing

XU Kaijian^{1,2}, TIAN Qingjiu^{1*}, YANG Yanjun^{1,2}, XU Nianxu^{1,2}

1. International Institute for Earth System Science, Nanjing University, Nanjing 210023, China;

2. Jiangsu Provincial Key Laboratory of Geographic Information Science and Technology, Nanjing University, Nanjing 210023, China

Abstract: Classification based on remote sensing data has been widely applied in land cover mapping and the dynamic change monitoring research, of which the consequence is always strongly affected by spatial resolution of the used images. However, the response of multi-resolution images to remote sensing classification is still highly uncertain. Satellite observation could supply more and more multi-resolution images covering the same area at the same time and it would provide abundant data and technical support for study of remote sensing classification. In this study, the Hetian basin of Changting County in Fujian Province, was selected as a case to examine the performance of three typical classifiers (Maximum Likelihood Classification, MLC; Support Vector Machine, SVM; Artificial Neural Network, ANN). They were applied to satellite observations of temporal quasi-synchronous and multi-spatial resolution from medium to high spatial resolution (1~50 m) and we investigated the links between spatial resolution and remote sensing classification. Then, we also analyzed the spatial scale difference of spectrum reflectance, recognition accuracy and area extraction of five major land types (including arable land, forest land, water area, bare land and construction land) of the data with seven spatial resolution levels of 1, 2, 4, 8, 16, 30, and 50 m. They were supported with GF-1 PMS (pan and multi-spectra sensor), GF-2 PMS, GF-1 WFV (wide field view), Landsat-8 OLI (operational land imager) and GF-4 PMS data. 1845 recorded points observed in field survey were taken as training samples and validation samples. The results showed that along with the change of image spatial resolution from 1 to 50 m, (1) the mean spectra of bare land and construction land remained stable and no obvious changes occurred to water body, while the mean spectra of arable land and forest land decreased significantly when image resolution coarser than 4 m. The standard deviations of water body, bare land and construction land all increased constantly, while the standard deviations of arable land and forest land almost maintained stable. (2) The overall accuracy gradually decreased from $94.97 \pm 2.5\%$ to $79.03 \pm 2.25\%$ across the three classifiers, showing a gradually downward trend. Meanwhile, Kappa coefficient also gradually decreased from 0.93 ± 0.03 to 0.72 ± 0.03 , which indicated that the accuracy of land

收稿日期 2017-08-03;修回日期:2017-10-10.

基金项目 国家重点研发计划重点专项(2017YFD0600903);国家科技重大专项(03-Y20A04-9001-17/18、30-Y20A29-9003-15/17)。[**Foundation items:** National Key R&D Program of China, No.2017YFD0600903; High-resolution Earth Observation System Project of China, No.03-Y20A04-9001-17/18, 30-Y20A29-9003-15/17.]

作者简介 徐凯健(1991-),男,博士生,研究方向为多尺度环境遥感应用。E-mail: phoenix-max@qq.com

*通讯作者 田庆久(1964-),男,教授,博士,研究方向为高光谱遥感与遥感信息量化。E-mail: tianqj@nju.edu.cn

cover classification was closely and sensitively related to the resolution of remote sensing images ($P < 0.05$). (3) The calculation errors of the land types area would become larger as the image tend to be coarser, of which the area of arable land, bare land and construction land decreased significantly, the area of forest land increased, and the change of water body was not evident. The results above confirmed that when using multi-resolution images to generate land cover area or making area comparison refer to time serial data results, the errors from spatial database of various multi-scale could not be neglected, which would be more suitable to make the multi-scale transform for spatial effect correction. Our framework demonstrated the regular pattern of multiscale remote sensing classification and provided the prerequisite for scale conversion of classification products with different resolution in the future.

Key words: classification; classifier; high-resolution satellite; spatial resolution; scale effect

***Corresponding author:** TIAN Qingjiu, E-mail: tianqj@nju.edu.cn

摘要: 不同空间分辨率遥感影像对区域土地覆被类型识别精度的影响是目前土地资源遥感研究中的热点议题。本文基于准同步的卫星传感器影像,以福建省长汀县河田盆地为研究区,结合野外调查的实验样本,依次采用最大似然法(MLC)、支持向量机(SVM)和人工神经网络(ANN)3种分类器,分析土地覆被分类结果在中高空间尺度序列(1~50 m)下的变化响应特征。结果表明:不同空间尺度下的地物分类结果存在显著差异($P < 0.05$),其中总分类精度和 Kappa 系数均随影像分辨率的降低而先升高后降低,并于 4 m 分辨率处达到峰值,该结果与各类地物光谱反射率的空间尺度变化特征密切相关;而不同分类器对各空间尺度影像分类结果的影响程度差异较大($P < 0.05$),其中 SVM 的分类精度最优,MLC 次之,ANN 的结果较差。此外,伴随影像空间分辨率的降低,不同土地覆被类型面积提取结果的变化规律不同,导致同类地物在不同空间尺度下的提取结果出现较大差异,表明在使用多源分辨率遥感数据进行土地监测等相关研究时,其伴随的结果误差不容忽视。

关键词: 遥感分类;分类器;高分卫星;空间分辨率;尺度效应

1 引言

土地覆被类型的分类与识别几乎是所有地学研究中的基础工作,也是深入理解地表地理过程与人类关系演变的必要前提^[1-2]。随着近几十年来遥感技术的快速发展,基于遥感数据的影像分类技术被广泛应用于土地类型制图和动态变化监测等研究中^[3-4],不同尺度卫星影像数据目前已成为该领域研究最主要的数据源。其中,中高空间分辨率(1~50 m)遥感图像以其较高的空间与时间分辨率、较低的获取成本,在资源环境监测中的应用潜力巨大^[5-6]。特别是 2013 年以来,随着 NASA 新陆地卫星 Landsat-8 以及中国高分一号(GF-1)、高分二号(GF-2)与高分四号(GF-4)等对地观测卫星相继投入使用,使中高分辨率尺度多光谱遥感数据得到极大丰富,同时也为区域土地资源监测与应用提供了更多空间尺度方法的选择。

遥感土地覆被分类的精度和不确定性不仅受限于遥感光谱特征、数据处理方式等,还在很大程度上受到所使用遥感影像空间分辨率的影响,并使其研究结果产生较大不确定性^[7-8]。其中,空间尺度问题是造成土地覆被识别复杂性的关键^[9]。遥感中

的尺度效应^[10]是指由于遥感数据空间分辨率的变化而导致遥感数据在表达信息内容和数据分析产生差异的现象,并将导致地表特征提取^[11-12]、空间格局^[13]和生态参量反演^[14]等结果发生改变。由于空间分辨率的差异而导致的土地覆被分类不确定性,将会进一步影响宏观尺度的地表环境变化检测,以及地表与生态、大气、水文等相关应用模型反演结果的准确性^[15],因此其已成为一个亟待解决的科学问题。

目前,已有大量研究通过多种影像尺度上推手段,分析了不同空间分辨率数据地物分类结果的尺度效应^[11-12,16-17],其中多数结果表明不同空间分辨率数据对不同地类识别和面积提取精度存在显著差异。然而,上述研究是利用重采样后得到的模拟影像而并非基于真实尺度的遥感影像进行相关实验的,而重采样过程不可避免地会导致影像不同程度的空间信息损失或光谱扭曲,使研究结论存在较大不确定性^[18-20],导致目前空间尺度效应对土地覆被分类的影响仍缺乏明确结论。基于此,本文以长汀河田地区为研究区,开展遥感土地覆被分类的空间尺度响应研究。通过在中高分辨率范围内共选择 7 种连续空间尺度卫星影像(1、2、4、8、16、30 和 50 m),对研究区的土地类型依次进行 3 种常用分类器的遥

感分类实验,以此分析不同空间分辨率的遥感数据对土地覆被类型识别及其面积提取精度的影响规律,评估不同遥感分类器的空间尺度识别效率差异,并探讨分类结果出现空间尺度差异的原因。研究对掌握区域土地覆被遥感分类结果的尺度效应具有重要参考价值,亦可为多源遥感数据分类方法的选择和尺度转换提供依据。

2 数据源与研究方法

2.1 研究区概况

研究区位于福建省长汀县中部的河田盆地,这里曾是该县最严重的水土流失区,也是目前中国南方生态恢复的典型示范区。影像覆盖范围为

(116°23~116°32' E, 25°33~25°43' N),土地面积约为304.72 km²(图1)。该地区属亚热带季风气候,年平均气温18.2℃,年降雨量为1520~1700 mm,海拔范围在265~739 m之间,盆地内部分布有大面积花岗岩低缓丘陵,土壤类型以红壤为主。研究区内主要的土地覆被类型包括林地、耕地、水体、裸地与建设用地(各土地类型的覆盖面积比例分别为:耕地27.7%,林地60.5%,水体1%,裸地1.6%和建筑用地9.2%)。其中,林地大多分布在影像周边地势较高的区域;耕地和建设用地多数分布于盆地中央、以及山间的平缓地区;受人类活动影响,裸地多分布于荒山和部分建筑用地的外围区,水体主要包括盆地附近的湖泊及经该区西部和南部的3~4条主要河流。

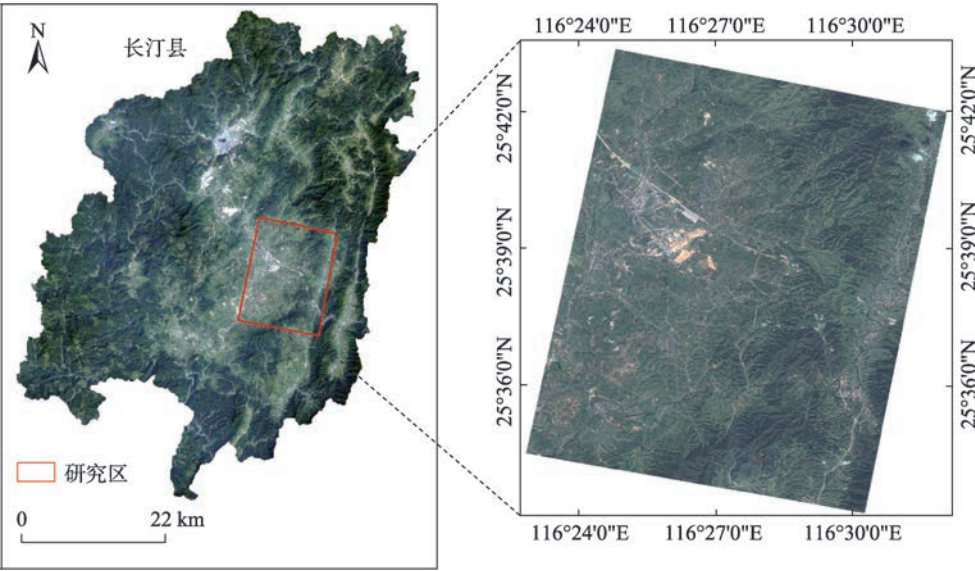


图1 研究区地理位置

Fig. 1 Location of the study area

2.2 数据源

研究所用遥感数据分别来源于自中国资源卫星中心 (<http://www.cresda.com/CN/>) 和 USGS 网站 (<http://glovis.usgs.gov/>)。为减少因季节性太阳高度角或植被物候导致的地物光谱误差,同时避免南方地区多云雾天气的影响,最终选择以下成像于夏秋季节的高质量数据,同时所有影像具备相似的波段信息(表1)。此外,课题组成员于2015年8月中旬于研究区开展野外试验,获取研究区各类土地类型分布的随机样本共1845个,同时记录地面控制点30个。对获取的所有样本点进行筛选,标准为以地类的中心点为纯样本,并满足针对50 m分辨率影

表1 研究选用遥感影像信息

Tab. 1 The information of satellite images used in this study

传感器类型	波段名称	波长信息/ μm	空间分辨率/m	成像日期
GF-2	蓝/绿	0.45~0.52/0.52~0.59	1/4	2015-08-27
PMS1	红/近红外	0.63~0.69/0.77~0.89	1/4	2015-08-27
GF-1	蓝/绿	0.45~0.52/0.52~0.59	2/8	2015-09-17
PMS2	红/近红外	0.63~0.69/0.77~0.89	2/8	2015-09-17
GF-1	蓝/绿	0.45~0.52/0.52~0.59	16	2015-08-03
WV4	红/近红外	0.63~0.69/0.77~0.89	16	2015-08-03
Landsat-8	蓝/绿	0.45~0.52/0.53~0.60	30	2015-09-18
OLI	红/近红外	0.63~0.68/0.85~0.89	30	2015-09-18
GF-4	蓝/绿	0.45~0.52/0.52~0.60	50	2016-08-01
PMS	红/近红外	0.63~0.69/0.76~0.90	50	2016-08-01

像的样本纯度,精选出代表性最优的455个作为训练样本,剩余部分作为验证样本。

2.3 影像预处理

(1) 采用 Gram-Schmidt 变换,将 GF-1 与 GF-2 的全色波段融合以生成分辨率为 1 m 和 2 m 的多光谱影像。其中, Gram-Schmidt 变换原理是将多光谱图像信息拟合为低空间分辨率全色影像作为第一分量,并参与生成其他正交分量,再用高分辨率的全色影像信息取代第一分量,进行 Gram-Schmidt 逆变换,即得到具有高空间分辨率和光谱分辨率的遥感影像。大量研究表明 Gram-Schmidt 变换不仅能增加空间信息,同时能较好地保持原光谱信息^[21],使图像具备更高的细节对比度^[22-23]。此处,采用信息熵与对比度 2 种指标对 GF-1 与 GF-2 影像融合前后的信息量和空间对比度进行评价。通过对融合前后的影像波段信息比较,发现各波段信息量得到明显增加,同时影像对比度也明显增强,使地物边缘轮廓更加清晰化(表 2)。

(2) 对所有影像依次完成正射校正、基于地面控制点的几何精校正处理,并以 GF-2 影像为基准对所有影像进行相对几何校正,使影像校正误差 RMS 均低于 0.35 个像元。同时将所有影像坐标投影系统进行统一(Transverse_Mercator),并设置相同的波段数量与顺序。

(3) 根据中国资源卫星应用中心和美国 USGS 官方网站提供的定标参数,对所有影像依次进行辐射定标、大气校正和辐射归一化处理,其中大气校正统一采用基于影像校正的 QUAC 算法^[24]进行,以完成影像像元 DN 值至真实地表反射率的转换。

2.4 分类方法

研究选用最大似然分类(MLC)、支持向量机分

表 2 影像融合前后的波段信息变化

Tab. 2 Comparison of entropy and equivalent number of looks of images before and after fusion

传感器	波段名称	信息熵		对比度	
		融合前	融合后	融合前	融合后
GF-1 PMS	蓝光	1.59	2.02	29.9	41.96
	绿光	1.62	2.02	27.07	43.43
	红光	1.65	2.02	27.23	40.51
	近红外	1.65	2.01	24.54	42.02
GF-2 PMS	蓝光	1.71	2.1	35.25	49.08
	绿光	1.81	2.09	32.07	46.65
	红光	1.73	2.09	35.05	45.56
	近红外	1.89	2.08	27.15	44.16

类(SVM)和神经网络分类(ANN)3种遥感分类器开展研究区的空间尺度序列土地分类研究。其中,MLC 计算速率快,同时分类精度较好^[25];SVM 是一种基于统计学习理论的机器学习算法,通过将输入特征映射到高维空间获取新特征,具有较高的识别精度^[26];ANN 通过模拟人脑神经系统的识别结构,具有高度非线性分类的识别能力^[27]。上述 3 种分类器在不同空间分辨率影像分类中的应用效果仍不得而知。在分类器的参数设置中,对 SVM 选取最常用且最稳定的径向基函数(RBF)进行,并设置其核函数 γ 为 1,惩罚系数 C 为 100^[28];通过综合相关文献^[29]设置 ANN 的节点权重为 0.9,权重调节速度为 0.2,训练初试权重为 0.9,训练步幅为 0.9,隐藏层数为 1,迭代次数为 1000,传递函数采用 logsitic 进行。此外,除了影像的 4 个原始波段外,通过计算优选增加 NDVI、NDWI 和 EVI 指数作为分类器的特征变量进行计算。

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (1)$$

$$NDWI = \frac{G - NIR}{G + NIR} \quad (2)$$

$$EVI = \frac{2.5 \times (NIR - R)}{NIR + 6.0 \times R - 7.5 \times B - 1} \quad (3)$$

为保证分类结果的可对比性,对不同分辨率的影像和不同分类方法均采用相同的训练样本和检验样本,对不同数据采用相同的分类器参数设置。同时,为避免混合像元,以影像地类斑块的中心点作为建立训练区,以确保最大空间尺度下样本像元的纯度。

2.5 统计分析

将验证样本随机等分为 5 组,并依次对分类结果采用混淆矩阵和 Kappa 统计进行精度评价^[30]。采用 ENVI 5.3 软件进行影像光谱运算与分析,Origin 9.0 软件进行数据图形的绘制,SPSS 20.0 软件对不同空间尺度结果数据进行方差齐性检验,并对结果存在显著差异的数据组进行最小显著性差异法(LSD)检验。其中,方差齐性检验是统计学中判断不同样本的总体方差是否一致的常用算法,其先通过对样本总体特征做出假设,再通过抽样分析的统计推理,以判断该假设最终是否能被接受;LSD 算法则一般用于检验实验组和对照组数据之间的差别是否达到显著性水平。

3 结果与讨论

3.1 不同土地类型波段反射率的空间尺度特征

不同地类光谱反射率的空间尺度变化是影响

其分类结果的重要因素。图2显示了在4种主要空间分辨率尺度下,不同土地覆被类型像元光谱反射率均值与标准差的变化结果。从整体上看,不同地物的光谱曲线在形状上随空间分辨率降低的变化不大,但数值的变化相对明显。其中,耕地与林地类型的光谱曲线形态相近,反射率均值随分辨率下降呈现先短暂升高后持续降低的趋势,表明较高的分辨率有利于表征纯植被冠层的原始反射率,而随分辨率降低后像元内的阴影面积比重增大,导致其反射率降低。同时,耕地的各波段反射率均略高于林地,该结果与徐涵秋等^[31]研究相似,这可能与林地的垂直结构差异导致其像元内阴影组分面积更多有关。此外,裸地和建筑用地的反射率变化特征

相似,它们的光谱均值都在4 m分辨率以后达到稳定,同时低分辨率影像的反射率标准差明显高于较高分辨率影像,这与Meddens等^[13]使用重采样影像得到的研究结果一致,表明伴随分辨率降低,混入该类像元的其它光谱组分数目增加,这不利于其识别精度的提高。此外,水体的反射率均值随空间尺度变化基本保持稳定,但标准差明显增加。

3.2 不同分类器与空间分辨率对土地覆被分类结果影响

由图3可知,不同空间分辨率对影像分类结果的影响差异十分显著。其中,较高分辨率影像的总分类精度和Kappa系数均显著优于较低分辨率的

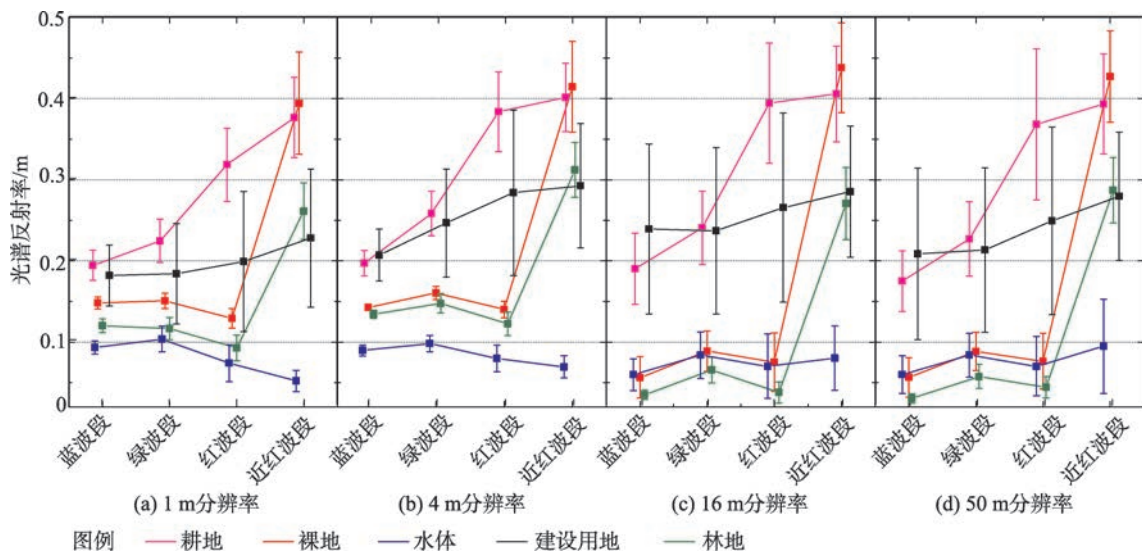
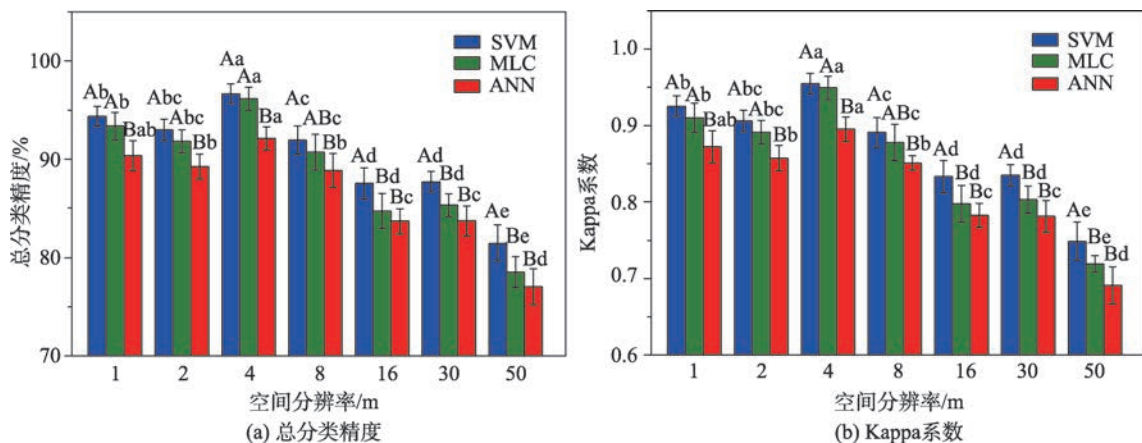


图2 不同土地类型的多尺度光谱特征统计

Fig. 2 Statistics of multi-scale spectral characteristics of different land cover types



注:图中不同大写字母和小写字母分别表示同一分类器不同分辨率下和同一分辨率不同分类器下的结果差异显著($p < 0.05$)

图3 不同尺度下影像总分类精度与Kappa系数结果统计

Fig. 3 Overall accuracy and Kappa coefficients of classifications using different spatial resolutions

影像结果($P < 0.05$),表明较高的空间分辨率对于区域土地类型的识别与分类具有明显优势。同时,在较高空间尺度范围内(如1~8 m),并非是影像分辨率越高其分类结果越好,其精度伴随分辨率降低呈现先升高后降低的趋势,其中SVM与MLC的分类精度和Kappa系数均在4 m分辨率处达到最高($P < 0.05$)。同时,3种分类器在2 m和8 m处的总分类结果较为接近($P > 0.05$),且高于1 m分辨率处的结果。这主要是由于研究区各土地覆被类型的最佳空间识别尺度出现在4 m附近,而受到“椒盐效应”影响,SVM与MLC在1 m和2 m分辨率处的分类精度均显著低于4 m分辨率处的结果($P < 0.05$)。此外,3种分类器在50 m分辨率处的总分类精度和Kappa系数均为最低($P < 0.05$),仅达到77.06%~81.47%和0.691~0.749,与其最佳分类结果相比分别下降了15.7%~18.3%和21.5%~24.2%。

此外,本研究中16 m(WFV)与30 m(OLI)分辨率影像的分类结果相近,这主要是由于相比于其他研究影像(10 bit),OLI传感器具有更高的辐射分辨率(16 bit)、以及更窄的近红外反射率波段(表1),使其在理论上可以获得更高的地物细节识别能力,在一定程度上克服了其空间分辨率较低的影响。本研究结果表明,OLI与WFV多光谱影像(基于4个相同波段)的分类精度在各级空间尺度上并无显著差异($P > 0.05$)。从3种常见分类方法在不同空间尺度下的分类结果来看,SVM在各级空间分辨率下得到的分类精度最高,其中在影像空间分辨率低于8 m时,SVM和MLC的总分类精度与Kappa系数均显著高于ANN($P < 0.05$);而当影像的空间分辨率高于16 m后,MLC与ANN之间的分类结果无差异显著($P > 0.05$),并且均显著低于SVM的分类结果($P < 0.05$)。研究中ANN分类结果整体上较差,这主要与该方法的最优参数类型选择、隐含层以及结点数目较难判定有关^[27]。

3.3 不同空间分辨率下的土地覆被类型面积提取结果

目前遥感土地覆被类型面积提取结果的空间尺度效应仍不得而知。此处,采用分类精度最优的SVM分类器,考虑到空间分辨率最高的影像的提取效果一般最好^[32],选择以1 m影像分类结果的土地覆被类型面积为基准,提取其余各分辨率影像分类结果的土地类型面积进行变化幅度对比,结果如图4所示。统计结果表明:伴随影像空间分辨率的

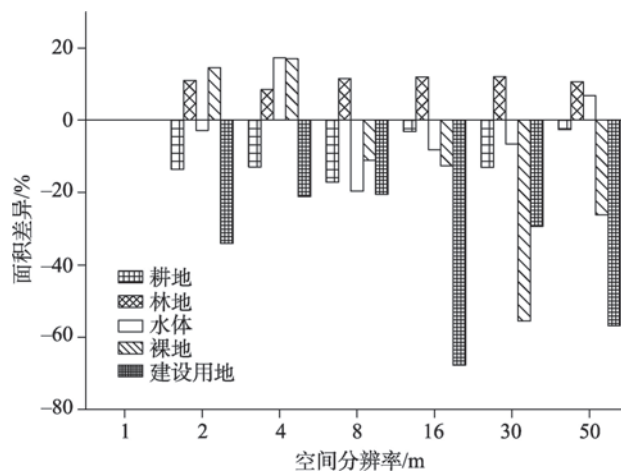


图4 不同空间尺度下的土地覆被类型面积变化

Fig. 4 Change of area information of landscape extracted from different spatial resolutions

降低,耕地的提取面积会出现一定幅度的下降(-17.2%~-2.7%);相反林地面积则保持着一个相对稳定的增加范围(8.5%~12%);裸地面积在1~4 m空间分辨率内出现短暂增加,但在分辨率低于8 m后出现大幅下降(-55.5%~17%);建设用地面积则呈现较大幅度的持续降低(-67.8%~-20.6%);水体面积的空间变化并无明显特征(-19.7%~17.3%)。

研究表明,不同土地覆盖类型的面积提取结果与其斑块形状特征以及景观分布格局存在着密切关联,尤其是各地类之间的景观破碎化程度存在较大差异^[20,33-34]。其中,在空间上呈狭长线状分布(如河流水系、道路交通线等)或散点状分布(如建设用地、池塘水库、山间田地等)的土地覆被类型斑块,其原始的景观破碎化程度较高,通常表现为图斑面积小、空间异质和不连续,因此在影像空间分辨率降低的过程中很容易融入到周围呈大面积集中分布的背景地物中(如连续植被、大面积湖泊)形成混合像元,并逐渐丢失原始地类的光谱属性。耕地、裸地、建筑用地以及部分水体皆属于此类,它们的面积比例均随着影像空间分辨率的下降出现了不同程度的缩减;相反,空间上呈大面积聚合且分布连续的林地面积则呈现稳定增长。此外,水体的面积变化无明显空间规律,这主要是因为南方丘陵山区内大面积的湖泊与细长的河流水系通常会同时存在,伴随影像分辨率下降它们之间的空间面积变化往往存在此消彼长的现象(即破碎化程度较高的水体会丢失细小斑块,而大面积集中分布的水体面积则相应增加),因此其深层的变化规律还有待

进一步研究揭示。综上所述,研究者在使用多尺度影像进行相关土地覆被类型提取、或基于多时间尺度典型地物面积变化的相关研究时,需要尤其注意由数据源空间分辨率差异而导致的不同土地类型面积提取的结果误差。

4 结论

本文采用中高空间分辨率多尺度卫星观测数据序列,结合不同常用遥感分类器,对研究区开展了典型土地覆被类型识别与面积提取的空间尺度响应研究。主要结论如下:

(1)随着遥感影像空间分辨率由高向低变化,研究区耕地和林地的各波段反射率均值呈现降低趋势,同时标准差变化不大;水体的光谱反射率均值基本稳定,但标准差明显增加;建设用地和裸地的反射率均值在影像分辨率低于4 m之后保持稳定,但标准差不断增加。表明耕地和林地在不同观测尺度下的光谱稳定性较高,相反水体、裸地和建设用地的光谱反射率差异伴随观测尺度的上升而增大。

(2)采用较高分辨率影像(<8 m)进行土地覆被类型的识别与分类效果最好,其中区域土地覆被的最佳空间识别尺度约为4 m。基于3种不同分类器获得的总分类精度和Kappa系数整体均随影像的空间分辨率降低而先升高后降低,并在50 m分辨率时到达最低,分别降低了15.7%~18.3%和21.5%~24.2%,表明不同空间分辨率的遥感数据对土地覆被类型识别精度影响较大。总体上看,SVM分类器的空间尺度识别效率优于MLC和ANN。

(3)伴随影像的空间尺度上升,其混合像元数量不断增加,同时分类精度下降,导致不同土地覆被类型面积提取结果的误差增大,并且产生明显的变化特征差异。其中,耕地、裸地和建筑用地的面积提取结果会呈现不同程度的低估;林地的面积提取结果则会相应出现高估;水体提取结果的空间变化规律不明显,仍有待于更加深入的研究。

未来有必要增加对更长尺度序列下的中-低空间分辨率土地覆被类型识别与变化特征的研究,以便更全面地掌握大尺度区域土地覆被识别的空间尺度变化规律。同时,后续研究将进一步探讨基于多尺度真实影像与经升尺度转换的模拟影像之间的光谱特征差别,及其对区域土地与环境监测结果的影响差异。

参考文献(References):

- [1] Gong P, Wang J, Yu L, et al. Finer resolution observation and monitoring of global land cover: First mapping results with Landsat TM and ETM+ data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013,34:2607-2654.
- [2] 赫英明,王汉杰,张洪峰.遥感数据的土地覆盖分类[J].解放军理工大学学报:自然科学版,2011,12(3):294-300. [He Y M, Wang H J, Zhang H F. Land cover classification based on remote sensing data[J]. *Journal of PLA University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2011,12(3):294-300.]
- [3] Sexton J O, Song X P, Feng M, et al. Global, 30-m resolution continuous fields of tree cover: Landsat-based rescaling of MODIS vegetation continuous fields with lidar-based estimates of error[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2013,6(5):427-448.
- [4] Zheng B J, Myint S W, Thenkabail P S, et al. A support vector machine to identify irrigated crop types using time-series Landsat NDVI data[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015,34:103-112.
- [5] Pu R L, Susan B. Mapping seagrass coverage and spatial patterns with high spatial resolution IKONOS imagery[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2017,54:145-158.
- [6] 杨红卫,童小华.中高分辨率遥感影像在农业中的应用现状[J].农业工程学报,2012,28(24):138-149. [Yang H W, Tong X H. Application status of remote sensing images with middle and high resolution in agriculture[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012,28(24):138-149.]
- [7] Lu D, Weng Q. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2007,28(5):823-870.
- [8] 李小文,王玮婷.定量遥感尺度效应刍议[J].地理学报,2013,68(9):5-11. [Li X W, Wang Y T. Prospects on future developments of quantitative remote sensing[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2013,68(9):5-11.]
- [9] Woodcock C E, Strahler A H. The factor of scale in remote sensing[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1987, 21(3):311-332.
- [10] Atkinson P M, Aplin P. Spatial variation in land cover and choice of spatial resolution for remote sensing[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004,25(18):3687-3702.
- [11] Ballanti L, Blesius L, Hines E, et al. Tree species classification using hyperspectral imagery: A comparison of two classifiers[J]. *Remote Sensing*, 2016,8(6):445-462.
- [12] Roth K L, Roberts D A, Dennison P E, et al. The impact of spatial resolution on the classification of plant species and functional types within imaging spectrometer data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015,171:45-57.
- [13] Meddens A J H, Hicke J A, Vierling L A. Evaluating the

- potential of multispectral imagery to map multiple stages of tree mortality[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011,115:1632-1642.
- [14] 王苗苗,周蕾,王绍强,等.空间分辨率对总初级生产力模拟结果差异的影响[J].*地理研究*,2016,35(4):617-626. [Wang M M, Zhou L, Wang S Q, et al. An analysis of the simulation differences of gross primary productivity resulting from the spatial resolution[J]. *Geographical Research*, 2016,35(4):617-626.]
- [15] Yakar M, Yilmaz H M, Yurt K. The effect of grid resolution in defining terrain surface[J]. *Experimental Techniques*, 2010,34(6):23-29.
- [16] 赵磊.基于多源遥感数据的区域景观格局尺度效应[J].*遥感信息*,2009,24(4):55-61. [Zhao L. Scale effect of regional landscape patterns based on the multi-source remote sensing data[J]. *Remote Sensing Information*, 2009, 24(4):55-61.]
- [17] 韩鹏,龚健雅,李志林,等.遥感影像分类中的空间尺度选择方法研究[J].*遥感学报*,2010,14(3):507-518. [Han P, Gong J Y, Li Z L, et al. Selection of optimal scale in classification of remotely sensed images[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2010,14(3):507-518.]
- [18] Wang G X, Gertner G, Anderson A B. Up-scaling methods based on variability-weighting and simulation for inferring spatial information across scales[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004,25(22):4961-4979.
- [19] 韩鹏,龚健雅,李志林,等.遥感影像空间尺度上推方法的评价[J].*遥感学报*,2008,12(6):964-971. [Han P, Gong J Y, Li Z L, et al. Evaluation of the effect of aggregation methods for remote sensing images[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2008,12(6):964-971.]
- [20] 胡云锋,徐芝英,刘越,等.空间尺度上推方法的精度评价——以内蒙古锡林郭勒盟土地利用数据为例[J].*地理研究*,2012,31(11):1961-1972. [Hu Y F, Xu Z Y, Liu Y, et al. Accuracy analysis of up-scaling data: A case study with land use data in Xilin Guole of Inner Mongolia, China[J]. *Geographical Research*, 2012,31(11):1961-1972.]
- [21] 孙攀,董玉森,陈伟涛,等.高分二号卫星影像融合及质量评价[J].*国土资源遥感*,2016,28(4):108-113. [Sun P, Dong Y S, Chen W T, et al. Research on fusion of GF-2 imagery and quality evaluation[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2016,28(4):108-113.]
- [22] Nikolakopoulos K G. Spatial Resolution enhancement of hyperion hyperspectral data[J]. *IEEE Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing*, 2009,8:1-4.
- [23] Guo J H, Yang F, Tan H, et al. Shadow extraction from high-resolution remote sensing images based on gram-schmidt orthogonalization in lab space[C]. 3rd International Symposium of Space Optical Instruments and Applications, Springer Proceedings in Physics, 2017,192:321-328.
- [24] Bernstein L S, Jin X M, Gregor B, et al. Quick atmospheric correction code: Algorithm description and recent upgrades[J]. *Optical Engineering*, 2012,51(11):1719.
- [25] Hicke J A, Logan J A. Mapping whitebark pine mortality caused by a mountain pine beetle outbreak with high spatial resolution satellite imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2009,30:4427-4441.
- [26] Bruzzone L, Persello C. A novel context-sensitive semisupervised SVM classifier robust to mislabeled training samples[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2009,47:2142-2154.
- [27] Shao Y, Lunetta R S. Comparison of support vector machine, neural network, and CART algorithms for the land-cover classification using limited training data points[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012,70:78-87.
- [28] 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 Remote Sensing*, 2003,23:871-890.
- [29] 李颖,李耀辉,王金鑫,等. SVM和ANN在多光谱遥感影像分类中的比较研究[J].*海洋测绘*,2016,36(5):19-22. [Li Y, Li Y H, Wang J X, et al. A comparative study of SVM and ANN in multispectral image classification[J]. *Hydrographic Surveying and Charting*, 2016,36(5):19-22.]
- [30] Lucas I F, Frans J M. Accuracy assessment of satellite derived land-cover data: A review[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1994,60(4):410-432.
- [31] 徐涵秋,刘智才,郭燕滨. GF-1 PMS1与ZY-3 MUX传感器NDVI数据的对比分析[J].*农业工程学报*,2016,32(8):148-154. [Xu H Q, Liu Z C, Guo Y B. Comparison of NDVI data between GF-1 PMS1 and ZY-3 MUX sensors [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016,32(8):148-154.]
- [32] 王利民,刘佳,高建孟,等.冬小麦面积遥感识别精度与空间分辨率的关系[J].*农业工程学报*,2016,32(23):152-160. [Wang L M, Liu J, Gao J M, et al. Relationship between accuracy of remote sensing identification of winter wheat area and spatial resolution[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016,32(23):152-160.]
- [33] Li N, Xie G D, Zhou D, et al. Remote sensing classification of Marsh Wetland with different resolution images [J]. *Journal of Resources and Ecology*, 2016,7(2):107-114.
- [34] 马红梅,王苗苗,刘勇.多源遥感数据土地覆被空间尺度效应探讨[J].*遥感信息*,2017,32(2):149-155. [Ma H M, Wang M M, Liu Y. Spatial scale effects of land cover based on multi-source remote sensing data[J]. *Remote Sensing Information*, 2017,32(2):149-155.]