

多尺度空间下的云南山地流域 遥感土地利用分类对比研究

张佩芳¹, 邓喜庆², 刘桂青³

(1. 云南大学, 昆明 650091; 2. 云南省林业规划设计院, 昆明 650051; 3. 国家气象中心, 北京 100081)

摘要: 以云南山地流域为研究区域, 利用实证理论方法及 3S(RS、GIS、GPS)技术手段, 进行了多尺度空间下多模型的遥感土地利用分类对比研究。结果表明: 率先建立地学主导因子下的遥感地学分异规律, 对提高云南遥感土地利用/土地覆盖(LUC)分类精度效果显著; 遥感分类模型效应与尺度空间有较大的关联性; 对大区域及地形因子和地貌差异大的研究区, 构建专家系统模型和推理分类模型是提高遥感分类精度的有效途径。

关键词: 遥感地学分类模型; 土地利用/土地覆盖(LUC); 复杂多样性

中图分类号: TP 79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-070X(2007)01-0089-05

0 引言

云南地处青藏高原, 是一个多山区、多民族的农业省份。地形高差大, 切割剧烈, 气候、植被类型复杂多样等地学因子的空间分异, 造成 LUC(Land Use and Land Cover Change)时空多变性和差异性较大; 人类农业活动的干扰加大了这种差异, 而多样化的少数民族土地利用习俗, 使得云南 LUC 的复杂性更加突显。在这样的特殊区域利用遥感技术进行 LUC 研究有着不可替代的优势。然而, 不同尺度空间下地景的显著分异、农业活动频繁干扰下景观破碎和空间异质性及山地流域少数民族土地利用的多种模式等, 加大了 LUC 分类的难度; 其次, 云南冬季多雪多雾, 夏季多云多雨, 获得大面积晴空图像遥感数据的时相较少, 而当地薄弱的经济条件又不足以支持高分辨率遥感数据的多次更新。研究在多尺度空间下提高遥感 LUC 分类精度的模型方法, 是满足云南 LUC 分类精度和节省时间、经费的有效途径。

本研究利用实证理论方法及 3S(RS、GIS、GPS)技术手段, 以 ETM 为基础数据源, 在多尺度空间不同模型下, 对云南山地流域 LUC 进行了遥感分类的实证对比研究, 旨在探索不同空间尺度下, 山地流域人地关系的遥感识别模型与分析方法。

1 研究区概况、研究平台及数据源

1.1 研究区概况

针对云南特点选择 3 个研究片区开展研究。

(1)研究区 1 : 澜沧江—湄公河支流南阿河中段小流域地区。该区域位于云南西双版纳景洪市南部, 100°39' ~ 100°46'E、21°30' ~ 21°39'N 之间, 面积 108 km²。地貌特征以坝区、半山区和丘陵为主, 境内分布有汉、傣、哈尼、布朗、拉祜、彝等民族。稻作农业、刀耕火种山地农业以及橡胶种植交织在一起, 是人类活动对热带雨林自然景观干扰最显著的地方^[1]。

(2)研究区 2 : 澜沧江—湄公河流域景洪市。该研究区位于澜沧江下游横断山系纵谷区南端云南西双版纳傣族自治州境内, 100°25' ~ 101°31'E、21°27' ~ 22°36'N 之间, 总面积 6 959 km², 山地面积占全市国土总面积的 95%。该区域地貌、气候、光照及水分等生态因子立体配置, 土壤植被垂直分布及地域分布等特征明显; 13 个少数民族立体分布; 以山地农业为主, 多种土地利用模式并存, 形成 LUC 的多样化格局^[1]。

(3)研究区 3 : 红河流域屏边苗族自治县。该研究区地处云南南部红河流域中下游, 103°24' ~ 103°57'E、22°23' ~ 22°49'N 之间, 面积 1 906.2 km², 山地面积占全县国土总面积的 99%, 农业人口占总人

口的 90% ,少数民族人口占总人口的 60% ,贫困人口占全县总人口的 73%^①。土地资源一直是地区生计和农村经济发展的主要依托。社会发育、自然环境、生产力水平和产业结构、民族人口素质等人地系统诸多差异^②,使得 LUCC 呈现出较高的破碎度和空间异质性特征。

需要说明的是,研究区 1 是研究区 2 的一个子域,也是研究区 2 内土地利用最有代表性的地方。研究区 2 和研究区 3 都处于亚热带季风气候带,为多民族聚居、多样化用地习俗并存的山区,地表景观和土地利用分布格局有共性特征,也有明显的差异性特征。

1.2 研究平台及数据源

应用的主要遥感软件为 ERDAS 9.1 与 ECOGNITION 4.0;3 个研究区的遥感数据源均为 ETM 影像。研究区 1、2 选用 TM1~TM5、TM7 波段;研究区 3 选用 TM2~TM5 波段及归一化植被指数(NDVI)形成五维多光谱空间数据;DEM 高程模型由 1:10 万电子地图生成;分类标准参照水利部天津遥感中心 1998 年全国土地利用遥感调查分类指标体系。

2 研究方法和模型

2.1 概念的界定

本研究中“多尺度空间”包括遥感土地利用分类的规模大小、山地流域土地利用类型的差异以及遥感分类数据源的光谱特征多维空间差异等。

本研究中“统计模式识别”,指依赖遥感影像光谱统计数学分布特征,进行地物分类识别的技术。“基于地学主导因子下的综合遥感分类模型”涵盖 3 个内容:遥感影像光谱统计特征与地物空间结构特征相结合;图像解译专家系统规则和条件知识的运用;坡度、坡向及海拔作为地形分异主导因子参与判归。

2.2 模型

2.2.1 基于统计模式识别的分类模型^[2]

运用常规的监督分类技术,在完成训练样本区的选择后,依靠 Bayes 分类器完成。研究区 1、2 采用该模型实现土地利用分类。即

$$\text{若 } P(g^*/X) = \max_{1 \leq g \leq G} [P(g/X)], \\ \text{则 } X \in g^* \quad (1)$$

式中, X 为像元特征向量; $P(g/X)$ 为 X 属于 g 类的概率($g=1, 2, \dots, G$);由 X 求出其属于第 g 类的归类概率,并比较,当 $g=g^*$ 时, $P(g/X)$ 最大,此时可判归 X 属于 g^* 类。

2.2.2 基于地学主导因子下的综合遥感分类模型

(1)地形主导因子模型^[3]。该模型主要是筛选分类中起主导作用的地学因子。利用 1:10 万 DEM,根据 1994 年西双版纳州县级土地利用图^③,取 9 类主要地类进行地形因子与土地利用的回归分析和相关比较,确立研究区 3 的主导地学因子为坡度、坡向和海拔,以此作为 ERDAS 类别判别条件及分类规则。

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^m (a_i \cdot x_i) \quad (2)$$

式中 y 为类别灰度值; a_0 为回归常数; a_i 为回归系数; x_i 为地形因子(坡度、坡向、高程、气候及土壤等); m 为地形因子数。

(2)归一化植被指数模型。归一化植被指数(NDVI)是对地表植被最有效的度量,可见光红光波段和近红外波段的反差较好地反映了植被光谱特征。研究区 3 使用 ETM 数据的 TM4 及 TM3 计算归一化植被指数。

$$NDVI = (TM4 - TM3) / (TM4 + TM3) \quad (3)$$

(3)面状地物空间形状系数模型^[4]。在 RS 影像信息识别中,地物空间结构和几何形态特征是非常重要的标识。根据地物形态特征通过边缘信息体现的原理,用结构模式识别的理论和方法,依托 ECOGNITION 软件对研究区 3 面状地物信息进行提取。

$$F = U^2 / 4\pi S \quad (4)$$

$$U = \sum L_j, L = (\sqrt{2})^n; n = \text{mod}(2, a_i);$$

$$S = \sum_{k=1}^m S_k; S_k = \Delta A (x_j - x_i) \quad x_j > x_i$$

式中, F 为地物形状特征系数; U 为面状物周长; S 为面状物面积; j 为地物边界像元个数; L 为链码段长度; i 为链码方向; a_i 为链码; S_k 为面状物行面积; m 为地物总列数; ΔA 为每像素地面分辨率; x_j, x_i 为同行中地理坐标。

2.2.3 分类精度检验模型

分类精度检验是 RS 图像定量分析的一部分。Kappa 系数法是基于检验样本误差矩阵上的离散多元技术,是目前国际上惯用的遥感分类主要检验方法之一。3 个研究片区均采用 Kappa 系数法组成混淆矩阵综合检验^[5]。

研究区 3 采用基于主导因子下的综合遥感分类模型实现分类,流程图如图 1 所示。

① 2001 年云南省政府扶贫办公室统计。

② 红河哈尼族彝族自治州环境科学研究所,玉溪市环境科学研究所,云南省红河-元江流域环境规划 2002。

③ 景洪市土地局,西双版纳土地利用详查图 1:10 万,1994。

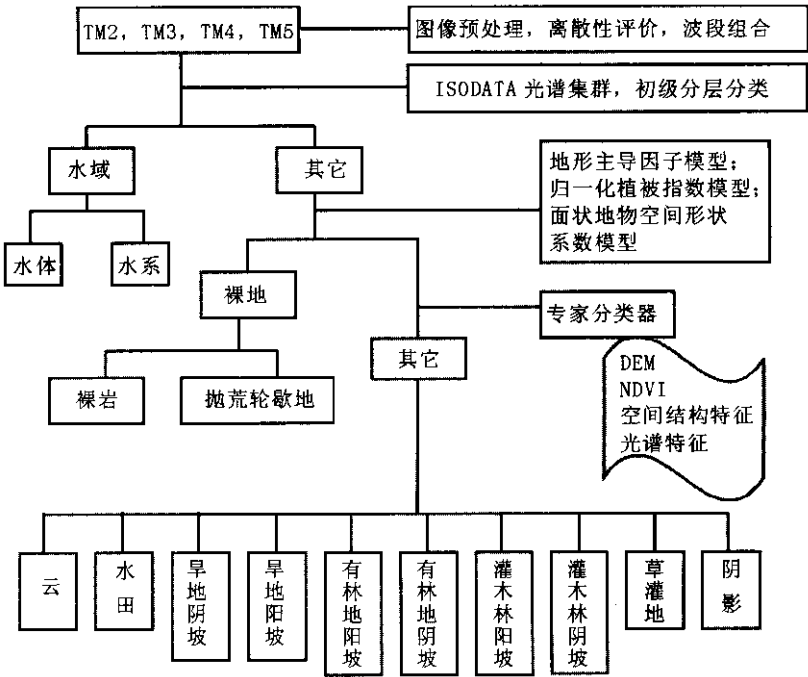


图 1 地学主导因子下的综合遥感分类流程

首先,采用非监督分类技术(ISODATA)完成大类的粗分;然后,在以地形为主导因子的地学分异规律下,根据遥感影像光谱特征及空间特征,分层逐级建立分类条件假设和规则;最后,进行遥感综合分类系统判归。

3 实地验证与对比研究

3.1 遥感分类精度检验对比

将 GPS 野外实地随机采样与 1994 年县级土地利用图分层采样相结合,完成验证点的采集。运用混淆矩阵 Kappa 系数法^[5]对遥感分类结果进行检验(表 1)。

表 1 研究区土地利用 RS 分类精度检验

研究区	分类模型	分类精度		分类精度		总分类精度/%
		类别	精度/%	类别	精度/%	
1	统计模式识别	水田	79	原始林	77	75
		旱地	75	次森林	79	
		幼胶林	68	灌木林	82	
		成胶林	87	灌木林	73	
2	统计模式识别	水田	70	草地/荒草地	51	59
		旱地/轮歇地	52	水体	71	
		居民点	51	水系	100	
		有林地	65	裸岩	50	
		灌木林	69			
3	地学主导因子下的综合遥感分类	水田	90	水体	85	80
		在耕旱地	85	水系	100	
		抛荒轮歇地	63	草地/荒草地	70	
		有林地	87	裸岩	73	
		灌木林	80			

由表 1 可见,研究区 1 总体分类精度为 75 % ,基本达到 LUCC 研究的要求,其中灌木林和成年胶林分类精度相对较高;研究区 2 的总体分类精度为

59 % ,各地类分类精度都低,不足以支持 LUCC 的研究;研究区 3 总体分类精度最高,达到 80 % ,其中水田、水体、在耕旱地及有林地等地类均达到很好的分类效果。

3.2 遥感分类光谱特征多尺度空间对比

采用反证法,将 3 个研究区分类类别分别叠于参与分类的原始影像上,各波段随机采样、取均值后,进行波谱特征分析。研究分类类别与原始数据之间的关联、遥感 LUCC 在多尺度空间的效应、以及不同模型的分类精度等问题。

从图 2 可见,研究区 1 的 TM1 波段草地/荒草地

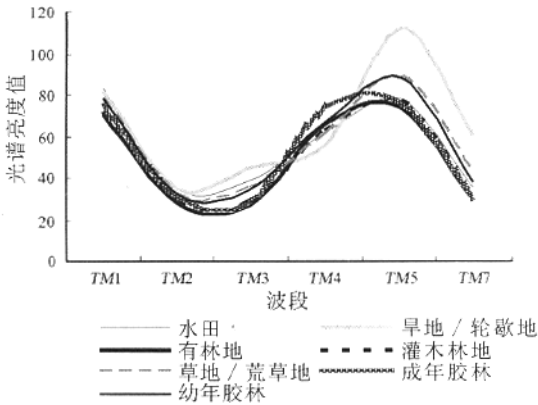


图 2 研究区 1 小流域土地利用分类数据特征

与幼年胶林地混淆, TM4 及 TM7 波段有林地与成年胶林混淆、灌木林与幼年胶林混淆。其原因主要有以下 2 个方面:第一 橡胶种植有严格的株距和行距规定, 2~3 a 的小胶林不具有明显的乔木、灌木光谱特征,当地山区一般在幼胶林中套种旱谷,因此种植

了 2~3 a 的粮作混胶林很大程度上反射的是旱谷光谱特征,而旱谷和草同属禾本科,这是在 TM1 波段上产生草地/荒草地与幼年胶林混淆的主要原因;第二, TM4 及 TM7 波段分别为近红外和短波红外区,植被与其它地类有明显的区分特征,然而,由于有林地与成年胶林、灌木林与 3 a 以上胶林光谱统计特征较为接近,该分类仅仅依据光谱特征,而未加入胶林分布台地几何形态和海拔生境习性,导致混淆。

从图 3 可见,研究区 2 的 TM1 及 TM2 波段水田

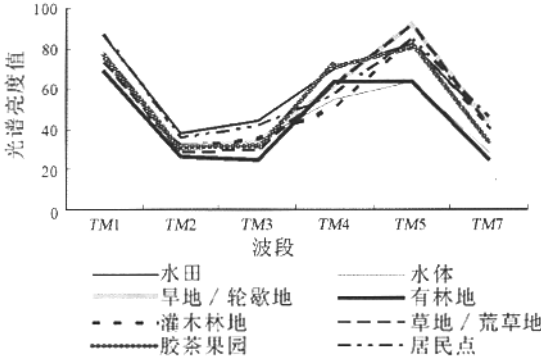


图 3 研究区 2 景洪市土地利用分类数据特征

与居民点混淆,胶茶果园、旱地/轮歇地、灌木林地之间相互混淆;TM4、TM5 及 TM7 波段,草地/荒草地与水田混淆,胶茶果园与有林地混淆。这是因为地物光谱特征没有得到很好地反映,分类达不到预期效果。

如图 4 所示,从整体上看,研究区 3 的各地类在

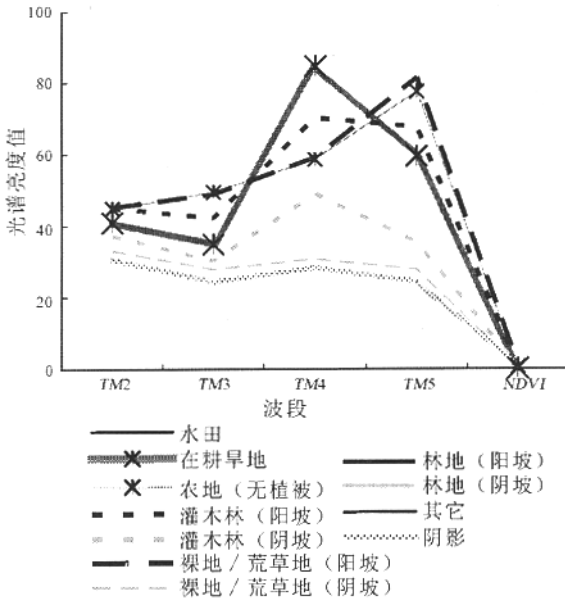


图 4 研究区 3 屏边县土地利用分类数据特征

几个波段都有明显的识别特征,分类达到一定精度。原因主要有以下 3 个方面:第一,参与分类的数据对应的 LUCC 各类别光谱特征差异明显,并在此基础上,加入了地学因子及形态识别,进一步提高了分类精度;第二,植被指数空间的建立,加大了林地、灌

木林、荒草地/裸地、在耕旱地等地类的识别特征,取得较好的分类效果;第三,根据分类结果与 DEM 对应分析可见,裸地/荒草地和无植被农地之间有明显的海拔差异。经实地调查确定:海拔 2 000 m 以下的无植被农地类型多为抛荒轮歇地;而 2 000 m 以上,一部分为抛荒轮歇地,一部分为裸地,分类与实际情况较好吻合。

4 问题和探讨

3 个研究区 2 种模型的实证研究表明:同源、同域、同模型的遥感分类,在不同空间尺度下,精度产生了明显差异(研究区 1 和研究区 2);在具有一定共性特征的山地流域,不同分类模型、不同光谱特征维度下的遥感分类精度却产生了极大差异(研究区 2 和研究区 3)。

4.1 多尺度空间遥感土地利用分类的差异性分析

(1) 遥感土地利用分类的规模大小影响分类精度。对于山地流域的大面积研究区,其环境地形差异和复杂程度均远远高于小研究区,为此,地学因子的影响也更显著;此外,在大面积区域使用常规的监督分类时,实地采集样本的空间分布及类别数量上都难以做到随机性和均匀性,直接影响分类判别函数建立和分类精度。这是研究区 1 和研究区 2 遥感分类精度差异的主要原因。

(2) 遥感土地利用分类类别的地学特性表征影响分类精度。研究区 3 有 99% 的山区,地形分异性大,植被破碎,裸地较多,理论上地学因子对分类影响程度应较大,但事实上,研究区 3 分类精度远远高于其它 2 个研究区。充分考虑区域地学因子作用,细化同类地物在坡度、坡向、海拔下的不同表征,是研究区 3 分类精度较高的主要原因之一。

(3) 遥感分类的空间数据结构影响分类精度。研究区 3 选用了 ETM 数据中相关性最小的波段,与归一化植被指数相融合,组成多维特征光谱空间,更好地呈现了地物波谱特征,减少了相互干扰及数据冗余,良好的数据基础是研究区 3 遥感分类精度提高的前提。

4.2 遥感土地利用分类模型的差异性分析

(1) 基于统计模式识别理论的监督分类模型应用于大区域遥感分类时,类别混淆严重,综合分类检验精度低,无法满足研究需要(研究区 2, $K \approx 59\%$),这主要是由遥感数据的局限性所致。遥感光谱数据反映的仅仅是二维空间的地物特点,不能有效呈现山地流域地学因子立体配置下的 LUCC 形状、空间结构等特征,纯粹的数理统计方法难以反映特殊的

地学分布、处理复杂空间信息,对地类判归难度大。

(2)基于地学因子主导的遥感综合分类模型分类精度较高。原因如下:首先,该模型将地形因子作为重要的判别函数和分类规则,增强了对地形差异下地物“同谱异物”和“同物异谱”的识别能力;其次,该模型将地物光谱特征和空间结构几何形状特征相结合,弥补了统计模式单点扫描的不足,加大了地类的可判性;此外,从方法上,该模型避免了训练样区较大随机性和不可重复性等问题,也弥补了聚类时没有地学知识支持而难以确定最合适的分类类别和分类特征等问题,有效提高了分类的准确性。

4.3 分类精度分析

无论是统计模式识别下的遥感分类,还是地学因子主导下的统计模式与结构模式识别相结合的综合遥感分类,总体分类精度较全国其它地区而言都有明显差距。云南山地流域地形地貌复杂,缺乏与地域特征相匹配的LUCC光谱特征库和空间结构形态特征库,从而对类别判断的先验知识选用和分类模型参数算法产生了局限,这是分类遥感产生差距的主要原因。此外,参与Kappa验证点的数量、每类采样密度等,也都影响到混淆矩阵的运算和精度验证的结论。

5 结论

对地景多样化、LUCC多样化的云南,建立地形主导因子下的遥感地学分异规律,是提高遥感土地

利用分类精度的基础;空间尺度是遥感土地利用分类模型选择及分类精度评价的前提;而构建山地流域LUCC光谱特征库和空间结构形态特征库,构建专家系统模型和推理分类模型,是提高遥感分类精度的有效途径。

参考文献

[1] 张佩芳. 滇南山区多元民族文化下的土地利用与区域可持续发展[J]. 人文地理, 2001 (16): 91-93.

[2] 钱乐祥,等. 遥感数字影像处理与地理特征提取[M]. 北京: 科学出版社, 2005.

[3] 赵英时,等. 遥感分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003.

[4] 梅安新,彭望琚,秦其明,等. 遥感导论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001.

[5] 彭望琚. 遥感概论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2002.

[6] 王声跃. 云南地理[M]. 昆明: 云南民族出版社, 2002.

[7] 孙家柄. 遥感原理与应用[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2003.

[8] 曾志远. 卫星遥感图像计算机分类与地学应用研究[M]. 北京: 科学出版社, 2004.

[9] 刘纪远,张增强,庄大方,等. 中国土地利用变化的遥感时空信息研究[M]. 北京: 科学出版社, 2005.

[10] 骆剑承,周成虎,杨艳. 遥感地学智能图解模型支持下的土地覆盖/土地利用分类[J]. 自然资源学报, 2001, 16(2): 179-183.

[11] 骆剑承. 遥感影像智能图解及其前沿问题探索[J]. 地理科学进展, 2000, 19(4): 289-296.

[12] 李石华,王金亮,毕艳,等. 遥感图像分类方法研究综述[J]. 国土资源遥感, 2005 (2): 1-6.

[13] 钱乐祥,崔海山. 运用归一化光谱混合模型分析城市地表组成[J]. 国土资源遥感, 2006 (2): 64-69.

A COMPARATIVE STUDY OF THE REMOTE SENSING LAND USE CLASSIFICATION MODEL FOR THE MOUNTAIN WATERSHED AREA IN YUNNAN PROVINCE

ZHANG Pei-fang¹, DENG Xi-qing², LIU Gui-qing³
(1. Yunnan University, Kunming, 650091 China; 2. Information Center in Forest Inventory and Planning of Yunnan, Kunming 650051, China; 3. National Meteorological Center, Beijing 100081, China)

Abstract: In this study, the authors selected Jinghong City along the Meigong River and Pingbian County along the Honghe River as the study areas, where the land use classifications under the same spatial scale were compared. The results were verified with the help of ground real data and analyzed by Kappa statistics. The results show that: (1) It is essential for Yunnan Province to establish a hierarchy classification scheme based on geomorphology characteristics; (2) The effect of different classification schemes varies with spatial scales, e. g., on the small scale, the classification based on analyzing statistics of spectral reflectance yields acceptable accuracies. On the larger scale, however, due to the influence of landform, the expert system or inductive classification may improve the mapping accuracy.

Key words: Geo-classify model in remote sensing; Land use/land cover; Complexity and diversify

第一作者简介:张佩芳(1958-),女,副教授,硕士生导师,主要从事3S技术应用及人地关系研究。

万方数据

(责任编辑:李瑜)