

遥感主体图的准确度对景观生态学研究的影响

邵国凡

(美国普渡大学, 林学与自然资源系)

摘要:用各种案例系统地解释了遥感数据分类误差对景观指数误差的必然影响。一方面, 遥感数据在各种时间和空间尺度上为景观生态学研究提供必需的土地类型数据; 另一方面, 遥感技术的灵活性和复杂性可以产生出各种质量的土地类型数据。但景观生态学方面的用户对土地类型数据基本上是没有选择地使用, 甚至是不知好坏地使用, 所以景观生态学的发现和结论具有不可避免的任意性。总结了在各种情况下景观指数的变动区间, 指出了现实较低的遥感数据的分类准确度会引起更低的景观指数的准确度, 当进行景观变化分析时, 这种误差的放大效应将更加明显。当前, 人们对除面积以外的景观指数的误差仍然束手无策, 尽可能地提高遥感数据的分类准确度是唯一力所能及的办法。

关键词:图像解译; 分类; 误差放大; 景观指数; 景观变化

The influence of remotely sensed thematic maps on landscape ecology studies
SHAO Guo-Fan (Department of Forestry and Natural Resources, Purdue University, West Lafayette, IN 47907, USA.), *Acta Ecologica Sinica*, 2004, 24(9): 1857~1862.

Abstract: This paper systematically explains the nonlinear effects of the classification errors of remotely sensed data on the errors of landscape indices. The explanations are made mainly through hypothetical examples and case studies, including the global and regional land use data. On one hand, remote sensing technology meet the needs of landscape ecology by providing necessary land use and land cover data; on the other hand, remote sensing technology varies so sophisticatedly that all the land use and land cover data derived from remotely sensed data are different. From users' points of view, there is almost no choice. Users simply use whatever is available with little knowledge about how bad or good the choice is. Both the hypothetical examples and case studies indicate that the variations of landscape indices are much greater than the variations the classification accuracy can explain. Under the existing levels of classification accuracy, the uncertainties or errors of landscape indices may be too high to help trigger sound findings or conclusions from landscape ecology studies. The error propagation processes become even more serious when change detections are performed with inaccurate land use and land cover data. It is undoubted that some past landscape ecology work must have made misleading conclusions due to the blind use of inaccurate land use and land cover data.

This paper also explains the principles on how to correct the areas of individual land cover types. Up to date, nearly all the landscape indices cannot be assessed nor corrected. Almost the only thing that can practically be done is to try to increase the accuracy of remotely sensed thematic maps. The sample algorithms of image data classification provide good potential for increasing the accuracy of landscape indices because their classification units are defined in a similar way as patches are defined in landscape ecology. This paper introduces a case study that proves the superiority of the sample algorithms over pixel algorithms. It is clear that the increase of image data classification accuracy is necessary to obtain more reliable estimates of landscape indices but it is unclear about the required magnitude of the increase under various circumstances. This represents a new question for both landscape ecologists and remote sensing scientists.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(70373044); 国家“十五”科技攻关资助项目(2001BA510B07)
收稿日期:2004-03-27; **修订日期:**2004-05-27
作者简介:邵国凡(1960~), 男, 辽宁省朝阳人, 博士, 教授, 主要从事森林生态, 景观生态学研究。E-mail: shao@purdue.edu
Foundation item: National Natural Science Foundation of China(No. 70373044); Key Project of Science and Technology in the Chinese Tenth Five-year Plan(No. 2001BA510B07)
Received date: 2004-03-27; **Accepted date:** 2004-05-27
Biography: SHAO Guo-Fan, Ph.D., Professor, mainly engaged in forest ecology and landscape ecology. E-mail: shao@purdue.edu

Key words: image interpretation; classification; error propagation; landscape indices; landscape change

文章编号: 1000-0933(2004)09-1857-06 中图分类号: Q149 文献标识码: A

遥感技术的发展对景观生态学的发展无疑起到了推动作用。通过遥感数据产生的土地类型主体图是景观生态学必不可少
的数据之一,甚至景观生态学的一些重要问题必须通过对遥感数据的处理得到解决,所以有关景观生态学研究的发展与遥感技
术的发展也是平行进行的。这种依赖关系也有反作用。如果遥感数据有错误,分析方法再严密也可能导致景观生态学的研究产
生“假的”发现和错误结论。从这个角度来看,遥感技术的应用如果不谨慎,对景观生态学的发展可能起到阻碍作用。本文试图用
各种案例系统地解释了遥感数据分类误差对景观指数误差的必然影响,并讨论减少负面影响的可行途径。

1 土地类型图的不准确性

中小比例尺的土地类型图到处可见,第一个实例是全球性的数据。根据美国 AVHRR (Advanced Very High Resolution
Radiometer) 1992 年至 1993 年的同一数据来源,美国地质测量局和美国马里兰大学分别研制了全球性土地类型图,前者简称为
IGBP 数据^[1],后者简称为 UMD 数据^[2]。从这两个数据源容易得到中国的土地类型图^[3]。把这两幅图的土地类型进行合并,以
便与中国的植被类型图进行对比(表 1)。

由对比结果得知土地类型的面积上具有相当的一致性,例如,森林的面积在 15.5%~16.1%之间,灌丛的面积在 19.7%~
22.3%,农作物的面积在 16.3%~18.7%之间。同时,也有明显差异,例如,草地的面积在 23.7%~29.2%之间,裸地的面积在
14.7%~20.5%。从平均水平来看,面积上的差异在 15%~30%之间,两个遥感数据结果比较接近。

从土地类型的空间分布来看差别更加明显。如果对其中的图两两进行叠加对比,其位置误差在 49%~62%之间,两个遥感
数据结果相对比较接近。如果进行叠加对比,完全一致的面积仅占总面积的 27%。一致性最好的地方出现在土地利用比较单一
的省份,比如内蒙古,新疆,河南,山东和江苏;一致性最差的地方出现在土地利用多样性程度高的东南和西南省份。

表 1 土地类型和植被类型的从新组合表

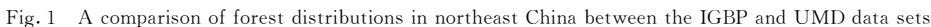
Table 1 Regrouping of Land and Vegetation Types			
组合结果 Resultant groups	IGBP 数据 IGBP groups	UMD 数据 UMD groups	中国植被图 China vegetation groups
森林 Forest land	常绿针叶林 Evergreen needleleaf forest	落叶针叶林 Deciduous needleleaf forest	针叶林 Needleleaf forest
落叶针叶林 Deciduous needleleaf forest	常绿阔叶林 Evergreen broad-leaved forest	常绿阔叶林 Evergreen broad-leaved forest	阔叶林 Broad-leaved forest
	落叶针叶林 Deciduous meedleleaf forest	林地 Woodland	
	落叶阔叶林 Deciduous broad-leaf forest	落叶阔叶林 Deciduous broad-leaved forest	
	混交林 Mixed forest	混交林 Mixed forest	
	木本疏林 Woody savannas	林地 Woodland	
	疏林 Savannas		
灌丛 Shrub land	郁闭灌丛 Closes shrublands	郁闭灌丛 Closes shrublands	灌丛和矮林 Scrub and coppicewood
	稀疏灌丛 Open shrublands	稀疏灌丛 Open shrublands	
草地 Grassland	草地 Grasslands	木本草地 Wooded grasslands	草原和稀树草原 Steppe and savana
		草地 Grasslands	草地和沼泽地 Meadow and swamy
农作物 Cropland	农作物 Croplands	农作物 Croplands	一年一茬农作物 One crop annually
	农作物与自然植被交错区 Cropland/natural vegetation mosaic		一年两茬或两年三茬的农作物 Two crops annually or three crops in two years
裸地 Bare land	冰雪 Snow and ice	裸地 Bare ground	沙漠 Desert
	裸地或稀疏植被 Barren or sparsely vegetated		裸地 Land without vegetation
城镇或居民区 Urban	城镇或居民区 Urban and built-up	城镇或居民区 Urban and built-up	无 None
水 Water	水体 Water bodies	水 Water	湖泊 Lake
	固定水湿地 Permanent wetlands		

这个例子说明了以下几个问题:

(1)土地类型图之间具有不可忽略的差异。这种差异体现在分类和命名系统上,数据来源上,分析方法上,还有制图人之间的差异。

(2)没有一个土地类型图是绝对准确的。具有 17 个土地类型的 IGBP 数据的总准确度为 73.5%。其它两个数据没有经过准
确度的检验,但从它们与 IGBP 数据之间的极大的空间差异性来推断,它们的总准确度不会超过 75%。

(3)土地类型面积上的误差比空间误差相对好控制。例如,通过遥感数据衍生出来的两个土地类型图都支持中国的森林覆
被率为 16.7%。但这个不能说明森林分布的准确性,因为这两幅图并不是完全一样的(图 1)。



很明显,由于景观指数之间的极大差异,选用不同的图则得出不同景观生态学结论。在实践中,用户是没有选择的,基本上是有何用什方数据参考总准确度指标,但对实际应用没有实质作用。问题是,没有人知道所采用的图是属于哪一个,据此产生出来的景观生态学的发现或结论在表面上是客观的,但却是任意的、或随机的。

* n 土地类型的个数 Number of land cover types; N 样本数量 Sample size; f_{ij} (i and $j=1, 2, \dots, n$) 分类图中类型 i 与参考图中类型 j 交叉出现的次数 Frequency of type i and j ; f_{i+} 分类图中类型 i 出现的总次数 Classification total of type i ; f_{+j} 参考图中类型 j 出现的总次数 Reference total of type j ; 总准确度 Overall accuracy = $\sum f_{ii}/N \times 100$; 生产者准确度 Producer's accuracy = $f_{ii}/f_{i+} \times 100$; 用户准确度 User's accuracy = $f_{ii}/f_{+i} \times 100$

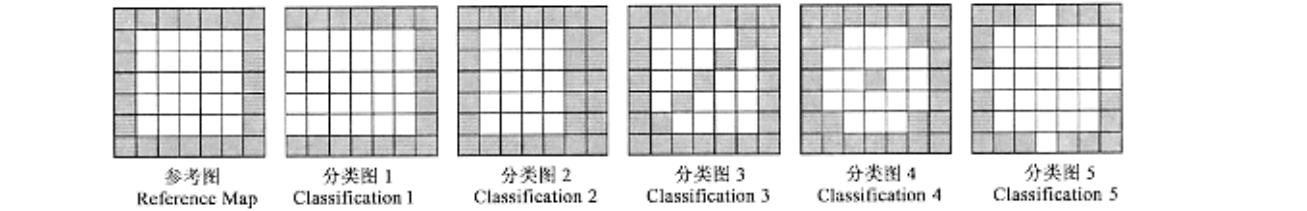


图 2 同一数据来源可以衍生出准确度相同但空间分布不同的分类图的假设案例图示

Fig. 2 Hypothetical examples of classification maps that have a same level of classification accuracy but different spatial patterns

表 3 针对图 2 产生出来的 3 个景观指数的数值和误差统计表

总准确度 Overall accuracy		参考图 Reference	分类图 Classification									
			1		2		3		4		5	
			90%		90%		90%		90%		92%	
景观指数	类型	数值 V	数值 V	误差 E	数值 V	误差 E	数值 V	误差 E	数值 V	误差 E	数值 V	误差 E
斑块数目 Patch number	■	1	1	0	1	0	1	0	2	100	4	400
	□	1	1	0	1	0	2	100	1	0	1	0
格点数目 Grid number	■	24	19	−21	29	21	29	21	29	21	20	−17
	□	25	30	20	20	−20	20	−20	20	−20	29	16
边缘长度 Edge	■	48	36	−25	46	4	60	25	52	8	48	0
	□	20	32	60	18	−10	32	60	24	20	28	40

误差 (E)(%)= 分类图与参考图之间的相对误差 Relative error between classification and reference maps

3 景观变化误差的再次放大

刻画景观的变化以及研究景观的变化机制和过程是景观生态学的主要内容之一。景观生态学定量研究景观变化的有效工具是景观指数。所以景观指数要有清晰的含义和准确的数值。在景观变化的研究上,需要分析至少两个时间的景观指数数值的变化。由于两个时间的景观指数都有误差,景观变化的误差估计就更复杂了。

以图 2 为例,假设参考图来自时间 1,其它 5 个分类图来自时间 2。由于时间 2 的 5 个分类图都不尽一致,得出的结论可能会彼此相互矛盾。这还是一个简单的情况。真实的情况是在时间 1 也可能产生出几个分类图,从而有更多的组合,得出更大的变异结果。Shao 等^[6]用 1985 和 1997 年的美国陆地卫星 TM 数据对中国长白山北坡一地段的森林进行了变化分析。他们采用的方法是用多个分析人员针对 1985 年和 1997 年各研制出 14 个森林分布图。每个森林分布图最后仅包含森林和非森林两个土地类型。前者的总准确度在 93.4%~95.9% 之间,比人们常用的土地类型图准确好多;后者的总准确度在 75.8%~88.2%,与人们常用的土地类型图的准确度比较接近。根据 1985 年的 14 张森林分布图,森林的面积在 304 442 hm² 和 360 514 hm² 之间;根据 1997 年的 14 张森林分布图,森林的面积在 206 519 hm² 和 289 143 hm² 之间。根据这两对的交叉对比,从 1985 年至 1997 年的森林减少数量在 15 299 hm² 和 153 995 hm² 之间,其最大和最小值之间相差 10 倍。可见,景观变化的误差比单个土地类型图的误差更大。

4 提高景观测算准确度的可能性

土地类型的面积(%LAND)是最直观的景观指数之一。如果用于建立误差矩阵(表 2)的样本代表了总体,土地类型 k 的 %LAND 可以根据参考图样本和分类图样本分别计算出来:

表 4 根据总准确度在 77.6%~89.2% 之间的土地类型图得到的 10 个景观指数区间

Table 4 The ranges of 10 landscape indices derived from thematic maps with overall accuracy between 77.6% to 89.2%

景观指数		最大值	最小值	相对差别(%)
Landscape index		Max	Min	Relative difference
最大斑块指数	LPI (%)	42.9	15.8	171.5
斑块密度	PD (数目/100 hm ²)	12.6	4.1	207.3
平均斑块大小	MPS (hm ²)	24.3	7.9	207.6
边缘密度	ED (m/hm ²)	68.2	37.3	82.8
面积加权的平均形状指数	AWMSI	11.3	6.6	71.2
平均最近邻居距离	MNN (m)	162.7	80.7	101.6
Shannon 多样性指数	SHDI	1.06	0.69	53.6
Simpson 多样性指数	SIDI	0.62	0.36	72.2
蔓延指数	CONTAG (%)	70.8	57.0	24.2
类型相对面积指数 %LAND(%)	城镇 Urban	24.0	5.3	352.8
	农田 Agriculture	78.3	49.8	57.2
	森林 Forest	31.5	13.1	140.5
	水 Water	1.4	0.8	75.0

$$LR_k = \frac{f_{+k}}{N} = \frac{\sum_{i=1}^n f_{ik}}{N} = \frac{\sum_{i=1 \atop i \neq k}^n f_{ik} + f_{kk}}{N} \tag{1}$$

$$LC_k = \frac{f_{k+}}{N} = \frac{\sum_{j=1}^n f_{kj}}{N} = \frac{\sum_{j=1 \atop j \neq k}^n f_{kj} + f_{kk}}{N} \tag{2}$$

$$LC_k - LR_k = \frac{f_{k+} - f_{+k}}{N} = \frac{\sum_{j=1}^n f_{kj} - \sum_{i=1}^n f_{ik}}{N} = \frac{\sum_{j=1 \atop j \neq k}^n f_{kj} - \sum_{i=1 \atop i \neq k}^n f_{ik}}{N} \tag{3}$$

式中, LR_k 是根据参考图样本计算出来的土地类型 k 的 %LAND 数值, LC_k 是根据分类图样本计算出来的土地类型 k 的 %LAND 数值。

如果 LC_k 和 LR_k 相等,有两种情况:其一是分类误差等于 0,其二是正负误差相互抵消。第 1 种情况在实践中是不可能的,第 2 种情况的可能性甚小。在多数情况下, LC_k 和 LR_k 不相等。如果 $LC_k - LR_k > 0$,说明高估了面积;反之,说明低估了面积。所以,(3)式中的 $\sum_{j=1 \atop j \neq k}^n f_{kj}$ 项和 $\sum_{i=1 \atop i \neq k}^n f_{ik}$ 项一起控制着面积估计误差。然而,这两项正式用户误差和生产者误差的基本成分(表 2)^[4]。土地类型 k 的面积可以得到修整^[7]:

$$\%LAND_{c,k} = \%LAND_k - \frac{f_{kk}}{N} \times \left(\frac{1}{UA_k} - \frac{1}{PA_k} \right) \times 100 \tag{4}$$

式中, $\%LAND_{c,k}$ 为经过修正的土地类型 k 的面积, $\%LAND_k$ 为未修正的土地类型 k 的面积, UA_k 为用户误差, PA_k 为生产者误差。

Shao and Wu^[8]应用(4)式对两处土地类型图的土地面积做修正试验。发现修正过的土地类型的面积的变动范围仅仅是未修正的土地类型的面积的变动范围的 1/5 至 1/6,明显提到了面积估计的准确度。Shao 也对 IGBP 数据的整个世界 17 个土地类型的面积进行了修正,发现修正和未修正的土地面积相差最多达 80%。Shao 等^[6]应用(4)式对 1985 年和 1997 年的森林面积进行修正,得到新的面积变化范围为 28 399~30 155 hm²(1985 年)和 20 853~22 462(1997 年),从而,森林面积减少的可能范围从原来的 10 倍缩小到不到两倍。

Shao 等^[8]揭示了景观指数的变异与遥感数据的分类准确度有密切关系。从景观生态学的角度,美国地质测量局提出的 85% 的总准确度可能太低。尽管误差为 0 的理想状态是不存在的,土地类型图的误差通过改进遥感数据的分类技术应得到尽可能的减少。例如,Kettig and Landgrebe^[9]发明的 ECHO 的遥感数据分类方法,在理论实质上,它的分类单位就是景观生态学上的斑块。一般商业软件上采用的遥感数据分类方法都是以像元为单位,并不考虑像元之间的空间关系,所以叫像元分类方法。ECHO 是以样本为单位的分类方法,每样本内的所有像元具有一定的同质性。该方法已经被编写到一个免费软件:MultiSpec。它可以从因特网上下载(www.lars.purdue.edu)。Wu and Shao^[10]针对长白山林区对各种分类方法进行对比,ECHO 方法明显强于其它方法。Lu 等^[11]针对巴西亚马孙河流域的研究也得到类似结论。

迄今为止,人们对除面积以外的景观指数的误差仍然束手无策。其原因是景观指数一般都与空间分布有关,而遥感分类的误差在空间上是未知的,当前采用的误差矩阵方法没有考虑空间关系。总误差相同,但其空间分布不同,从而导致景观指数的不同。景观指数的误差不但失控,而且变动极大。虽然土地类型的面积可以得到修整,但土地类型图本身不能得到修正,其原因也是缺乏对误差空间分布的准确描述。所以当前最现实的可能性是提高遥感数据的分类准确度。

5 结论

遥感数据的分类存在着误差,导致土地类型图也存在着误差,据此计算的景观指数必然有误差,所以依赖景观指数的景观生态学的研究具有不可估测的不确定性。分类误差只是量上的,而不是空间上的,所以很难用分类误差推算景观指数的误差,也就很难依次评价景观生态学的研究结论。各种重复分类试验表明,景观指数的误差远远超出了分类误差所确定的范围,在研究景观变化时,误差放大得更大,随着分类准确度的降低,这种放大效应越明显,以致过去一些敏感的景观生态学的发现或结论需要进一步考证。这不是说遥感数据没有用了,问题是如何使用。恰当好处地应用遥感数据对景观生态学的发展是极为有利的,尽管分类准确度与景观指数的准确度没有简单的因果关系,分类准确度越高,一般来说土地类型图的质量也越高,所以景观指数的数值也有较高的可靠性。样本分类方法的分类单位符合景观生态学中斑块的定义,可以帮助提高遥感数据的分类准确度。但多高算高?这是当前遥感和景观生态学共同面临的新问题。

References:

- [1] Loveland T R, Zhu Z, Ohlen D O, *et al.* An analysis of the IGBP global land-cover characterization process. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1999, **65**(9): 1021~1032.
- [2] Hansen M C and Reed B. A comparison of the IGBP DISCover and University of Maryland 1 km global land cover products. *Int. J. Remote Sensing*, 2000, **21**(6&7): 1365~1373.
- [3] Zhao J Z, Sun Y, Bai G X, *et al.* Certainties and uncertainties of land cover statistics in China. *J. of Environmental Sciences(China)*, 2003, **15**(4): 520~524.
- [4] Congalton R G and Green K. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. New York: Lewis Publishers, 1999.
- [5] Shao G, Liu D, and Zhao G. Relationships of image classification accuracy and variation of landscape statistics. *Can. J. Remote Sensing*, 2001, **27**(1): 33~43.
- [6] Shao G, Kirilenko A and Martin B. Enhancing precision in assessing forest acreage changes with remotely sensed data. *Forest Science*, 2004.
- [7] Shao G, Wu W, Wu G, *et al.* An explicit index for assessing the accuracy of cover class areas. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2003, **69**(8): 907~913.
- [8] Shao G and Wu W. The Effects of Classification Accuracy on Landscape Indices. In: *Remote Sensing and GIS Accuracy Assessment*. Lunetta, R. S., and J. G. Lyon Editors. CRC Press, Boca Raton, FL, 2003.
- [9] Kettig R L and Landgrebe D A. Classification of multispectral image data by extraction and classification of homogeneous objects, *IEEE Transactions on Geoscience Electronics*, 1976, **GE-14**(1): 19~26.
- [10] Wu W and Shao G. Optimal combinations of data, classifiers, and sampling methods for accurate characterizations of deforestation. *Can. J. Remote Sensing*, 2002, **28** (4): 601~609.
- [11] Lu D, Mausel P, Batistella M, *et al.* Comparison of land-cover classification methods in the Brazilian Amazon Basin. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2004, **70** (6): 723~732.

