

文章编号: 1007-4619(2006)01-0039-10

# 一种遥感影像分类精度检验的新方法

郑明国<sup>1,2</sup>, 蔡强国<sup>1</sup>, 秦明周<sup>3</sup>, 岳天祥<sup>1</sup>

(1 中国科学院 地理科学与资源研究所, 北京 100101; 2 中国科学院 研究生院, 北京 100039;

3 河南大学 环境与规划学院, 河南 开封 475001)

**摘 要:** 遥感影像中属于某类别的特征向量服从正态分布, 基于此理论, 根据统计学原理, 提出一种新的基于类别分布的分类精度检验方法, 该方法与常规基于混淆矩阵的分类精度检验方法完全不同, 不需检验数据, 仅需要一定的样本数据来估计总体的分布, 可直接利用监督分类的训练区进行, 因此对监督分类而言工作量极小。该方法能够进行的关键是类别总体的分布能通过某一分布的假设检验, 在这种情况下可方便地计算出该类别的生产者精度, 同时根据类别均值向量对应的像元数目和均值向量在类别总体中出现的概率计算出类别总体的数目后, 可计算出各类别的用户精度, 然后根据各类别的用户精度和分类后各类别分布面积比例计算出分类总精度。最后以郑州市高密度建设用地分类的生产者精度数据的获取为例进行了实证研究。研究表明: 对于总体分布与正态分布最接近的两个波段的分类结果, 本方法的计算结果与常规方法的计算结果在统计意义上可以认为一致。

**关键词:** 精度检验; 遥感分类; 假设检验

**中图分类号:** TP751.1      **文献标识码:** A

## A New Approach to Accuracy Assessment of Classifications of Remotely Sensed Data

ZHENG Ming-guo<sup>1,2</sup>, CAI Qiang-guo<sup>1</sup>, QIN Ming-zhou<sup>3</sup>, YUE Tian-xiang<sup>1</sup>

(1. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China;

2. Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China;

3. College of Environment and Planning, Henan University, Henan Kaifeng 475001, China)

**Abstract** Accuracy assessment is an indispensable step in the process of classification of remotely sensed data. The common method is carried out through confusion matrix established on reference data, which has three deficiencies: the heavy workload, inability to guarantee the complete correctness of reference data, the cost of reduction error resulting in the increase of workload. In remotely sensed imagery, the feature vector belonging to one category obeys the normal distribution. Based on this hypothesis and statistic theory, a new method is proposed established on category distribution. The reference data is unnecessary for proposed method. For the supervised classification, the workload is extremely little. The key to the proposed method is that the category population can pass the hypothesis test of a certain distribution; in this case, producer's accuracy can be figured out easily. Given the number of the category population, the user's accuracy can be figured out too, and then the overall accuracy can be estimated by user's accuracy and area proportions of all categories after classification. Finally, the proposed method in this paper was applied to image classification for Zhengzhou city as an example. The result shows: if the distribution of category population can be given, producer's accuracy obtained by common method and proposed method completely conforms in the perspective of statistics.

**Key words** accuracy assessment; remote sensing classification; hypothesis testing

收稿日期: 2004-11-16; 修订日期: 2005-01-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(40271075), 中国科学院地理科学与资源研究所自然科学基金延伸支持领域前沿项目(CXJ06-A04-10)。

作者简介: 郑明国(1971—), 男, 博士生, 毕业于河南大学环境与规划学院自然地理专业。主要研究遥感和地理信息系统的应用及土壤侵蚀建模。

# 1 引 言

遥感影像分类精度检验是遥感分类技术中一个必不可少的环节,进行精度检验,一方面可以有效地对分类器进行评价从而改造分类器,另一方面也是对遥感分类成果的最终评价<sup>[1]</sup>。没有精度说明的数据对用户是没有意义的<sup>[2]</sup>,一般认为,进行遥感影像精度评价,必须用分类数据和检验数据相比较<sup>[3]</sup>。早期的遥感分类精度检验没有考虑空间位置因素的影响,而且采用训练区数据对分类结果进行检验,导致对分类精度的极大高估。考虑到这两个因素后,一般采用混淆矩阵(Confusion matrix)对分类结果进行精度检验<sup>[4]</sup>。混淆矩阵既可计算出总精度(Overall accuracy)、Kappa指数等表示分类总的精度情况的指标,又可计算出生产者精度(Producer's accuracy)、用户精度(User's accuracy)等表示单个类别分类情况的指标<sup>[5]</sup>,并且混淆矩阵又可作为许多高级统计技术的输入<sup>[6]</sup>,因此被建议作为遥感分类精度检验的标准方法<sup>[4]</sup>。混淆矩阵的获取是通过分类结果与检验数据相比较而进行的,所采用的流程一般为:通过更为准确的资料,如土地利用图<sup>[7]</sup>、航空图像和野外调查数据等<sup>[8,9]</sup>,或通过对影像判读的方式<sup>[10-12]</sup>,获取检验数据,然后将检验数据与分类结果叠加后获得混淆矩阵。这一过程工作量极大,而且最后的结果很大程度上取决于检验数据的质量。通过野外调查获取的检验数据,由于图像处理和成像有一定的时间间隔,导致地面类型在此期间可能发生了变化,所以难以保证检验数据的100%的正确性,而且遥感影像分类的结果一般是土地覆盖类别,因此直接采用土地利用图作为检验数据源,一般不会产生有效的结果<sup>[2]</sup>,航空像片的判读结果也不会100%正确<sup>[4]</sup>,因此用混淆矩阵进行精度检验的方法检验数据的正确性很难保证。除了检验数据的正确性外,要获得有效的检验结果,还必须使检验数据的采样有良好的代表性,因此必须设计出有效的采样方案,包括样本大小和采样方法等。但实际上由于各种因素(包括财力和采样点的通达性等)的影响,很难获取充足的检验数据<sup>[4]</sup>,致使影像处理人员倾向于用小样本进行精度检验<sup>[3]</sup>;各种采样方法也都有其优缺点,难以找到一个通用的普适性方案<sup>[6]</sup>,使得检验过程的设计异常复杂。本文基于统计学理论,提出一种基于类别分布的新的遥感影像精度检验方法,该方法不需

要检验数据,并以 ERDAS MAGINE 为图像处理软件,以郑州市影像分类为例进行了实证研究。

## 2 原理及技术实现

### 2.1 原 理

在遥感影像上,属于某一类别的特征向量,可认为是服从正态分布的<sup>[13,14]</sup>,可简单证明如下:遥感影像上任一像元在某一波段上的亮度值可看作两部分之和,像元所属光谱类(Spectral class)总体的亮度均值  $\mu$  和该像元对类别总体均值  $\mu$  的偏离  $\Delta$ 。 $\mu$  是一个常量,由区分该种地类与其他地类的属性集所决定, $\Delta$  是一个随机变量。若随机变量可以表示为大量随机变量的和,且其中的每一个变量对于总和只起微小作用,则可认为这个随机变量服从正态分布<sup>[15]</sup>。 $\Delta$  的大小是由成像环境和地物形成发育过程中的多种环境因子所决定的,这些因素中的每一个对  $\Delta$  的影响都不占主导地位,若有一个占据了主导地位,则必然造成  $\mu$  的改变,从而形成另外的光谱类,如发生病虫害的植被,因此可认为  $\Delta$  是服从正态分布的。而常量与一个正态分布的随机变量之和也服从正态分布。故可认为遥感影像上,属于某一光谱类别的特征向量服从正态分布。遥感分类技术中应用非常普遍的最大似然分类法(Maximum likelihood classification)就是建立在此理论基础上的。

若某一类别分类后精度为 100%,在既无漏分也无错分的情况下,划分至此类的像元的概率分布必定符合正态分布曲线,反之则必定与正态分布曲线有差异,这种差异的大小表明了分类误差的大小,因此可以利用这种差异来进行精度检验。图 1 以单波段为例对此进行了说明。

图 1 中曲线 L 为某分类类别  $\omega_i$  类总体实际的直方图,因此曲线 L 为正态分布曲线。若影像分类后,仅有灰度值为  $a_1, a_2, \dots, a_n$  的像元,即特征向量  $(a_1), (a_2), \dots, (a_n)$  划分至  $\omega_i$  类,则图 1 中矩形部分为划分至  $\omega_i$  类的像元的直方图。之所以所有矩形都高于曲线 L 原因是由于遥感影像中异物同谱现象大量存在。若某一类别存在特征向量 X,则特征向量 X 对应的像元中,一般有一部分是不属于该类别的,而现有的分类技术,一般都对异物同谱现象无能为力,即对特征向量 X 对应的像元,要么全部划归某类别,要么全部不划归某类别。曲线 L 以下面积为  $\omega_i$  类总体的数目(设为  $S_{\omega_i}$ );曲线 L 以下空

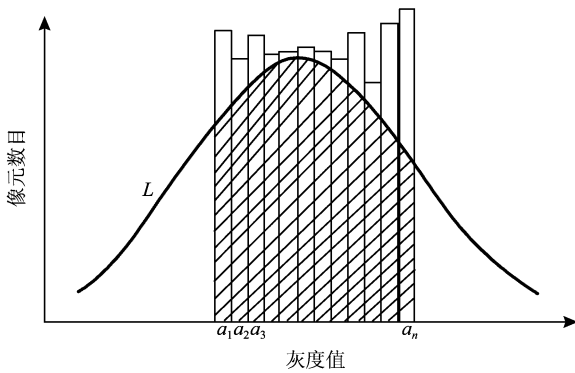


图 1 类别总体实际直方图和分类后类别的直方图  
Fig 1 The real histogram of category population and the category histogram after classification

白部分的面积为属于  $\omega_i$  类但分类过程未划归至  $\omega_i$  类的部分,即漏分部分;斜线部分面积(设为  $S_1$ )为属于  $\omega_i$  类并划归至  $\omega_i$  类的像元数目,即正确分类的部分;曲线 L 以上矩形面积(设为  $S_2$ )为错分至  $\omega_i$  类像元数目。所有矩形面积之和  $S'$  为分类后划归至  $\omega_i$  类的像元数目。

生产者精度 (pa) 表示本类的像元划分至本类的比例,用户精度 (ua) 表示分类结果中确实属于本类的像元所占的比例。由以上的分析可知:

$$pa = S_1 / S_{\omega_i} \quad (1)$$

$$ua = S_1 / S' \quad (2)$$

然而,除  $S'$  分类后可以知道外,  $S_1$ ,  $S_2$ ,  $S_{\omega_i}$  均无法直接给出。以下给出生产者精度、用户精度、总精度的求取方法。

### 2.1.1 生产者精度的求取

求取生产者精度时不需要  $S_1$  和  $S_{\omega_i}$ 。若  $\omega_i$  的分布类型及参数完全已知,则属于  $\omega_i$  类的特征向量落在灰度区间  $(a_1, a_2)$ ,  $(a_2, a_3)$ , ...,  $(a_n, a_{n+1})$  的概率值,即  $a_1, a_2, \dots, a_n$  对应的斜线部分所占  $S_{\omega_i}$  的比例能够求出。落在某一灰度区间的概率值,就是该灰度值对应的斜线面积与  $S_{\omega_i}$  的比值。设落在第  $i$  个灰度区间  $(a_i, a_{i+1})$  的概率值为  $p_i$ ,则分类结果中  $\omega_i$  类的生产者精度为:

$$pa_i = p_1 + p_2 + \dots + p_n \quad (3)$$

### 2.1.2 总精度的求取

设某分类过程共有  $n$  个类别,分类后求得它们的面积占总面积比例分别为  $r_1, r_2, \dots, r_n$ ,并根据下述 2.1.3 节求得用户精度分别为  $ua_1, ua_2, \dots, ua_n$ ,则该分类结果的总精度可估计为:

$$\text{总精度} = r_1 \cdot ua_1 + r_2 \cdot ua_2 + \dots + r_n \cdot ua_n \quad (4)$$

### 2.1.3 用户精度的求取

因  $S_1 = S_{\omega_i} \cdot p_1 + S_{\omega_i} \cdot p_2 + \dots + S_{\omega_i} \cdot p_n$ ,故  $\omega_i$  类的用户精度为:

$$ua_i = S_1 / S' = S_{\omega_i} \cdot pa_i / S' \quad (5)$$

但  $S_{\omega_i}$  未知,可采用下述方法进行估计:  $\omega_i$  类的分布完全已知时,可计算出任一特征向量  $X$  在  $\omega_i$  类中出现的概率  $p_x$ ,并设影像中特征向量  $X$  对应的像元数目  $N_x$ ,若特征向量  $X$  对应的像元全部属于  $\omega_i$  类,则  $\omega_i$  类的总体数目为:

$$S_{\omega_i} = N_x / p_x \quad (6)$$

但由于异物同谱现象,  $N_x$  中一般有一部分不属于  $\omega_i$  类,故由 (6) 式求出的  $S_{\omega_i}$  总是大于真实值。由于任意两个类别之间的光谱重叠主要发生在光谱空间中集群的边缘,因此在集群中心光谱重叠现象则较少。因此若  $\omega_i$  类的均值向量在  $\omega_i$  类中出现的概率为  $p_{\omega_i}$ ,在影像中对应的像元数目为  $N_{\omega_i}$ ,则  $\omega_i$  类的总体数目为:

$$S_{\omega_i} = N_{\omega_i} / p_{\omega_i} \quad (7)$$

当利用单波段或少数波段对影像分类时,  $N_{\omega_i}$  中可能仍包含较多的异类像元,但当利用多波段对影像分类时,  $N_{\omega_i}$  中包含的异类像元应该较少,此时利用 (7) 式计算出的  $S_{\omega_i}$  就会非常接近真值。

## 2.2 技术流程

根据上述,按本文方法进行遥感影像分类精度检验的技术流程一般可设计为图 2。

按流程图进行遥感影像分类精度检验,不需检验数据,但必须有一定数量的样本数据来估计总体的分布。对监督分类而言,可直接利用训练区数据,因此大大减少了工作量;对非监督分类而言,必须在分类后选取样本数据来估计总体的分布。

## 3 生产者精度求取的实证研究——以郑州市为例

### 3.1 实验区概况及遥感数据源

实验区包括郑州市管城、金水、邙山、二七和中原五区,面积约  $1100 \text{ km}^2$ ,主要农作物有小麦、水稻、玉米和各类蔬菜。所用影像为 Landsat-5 卫星的 TM 影像,成像时间为 2000 年 5 月 31 日。5 月下旬至 6 月上旬是郑州市麦收季节,从影像上可以看出,郑州南部、管城和二七区的小麦已收割完毕,套种的玉米、大豆开始显露,郑州市北部只有局部麦田开始收割,刚收割过的麦田呈非常规则的形状,影像上呈现为亮白色。这些与野外调查的结果相一致。



表 1 训练区的多边形个数和像元数

Table 1 The numbers of pixels and polygons in training areas

	高密度 建设 用地	中密度 建设 用地	菜地 1	菜地 2	低密度 建设 用地	农田 3	农田 2	农田 1	林地 园地	黄河	水库 坑 塘 河流	坡旱地
训练区多边形数	8	16	8	3	7	5	7	4	8	5	9	2
训练区像元数	4646	4247	493	221	403	1010	1377	2498	381	2878	2420	146

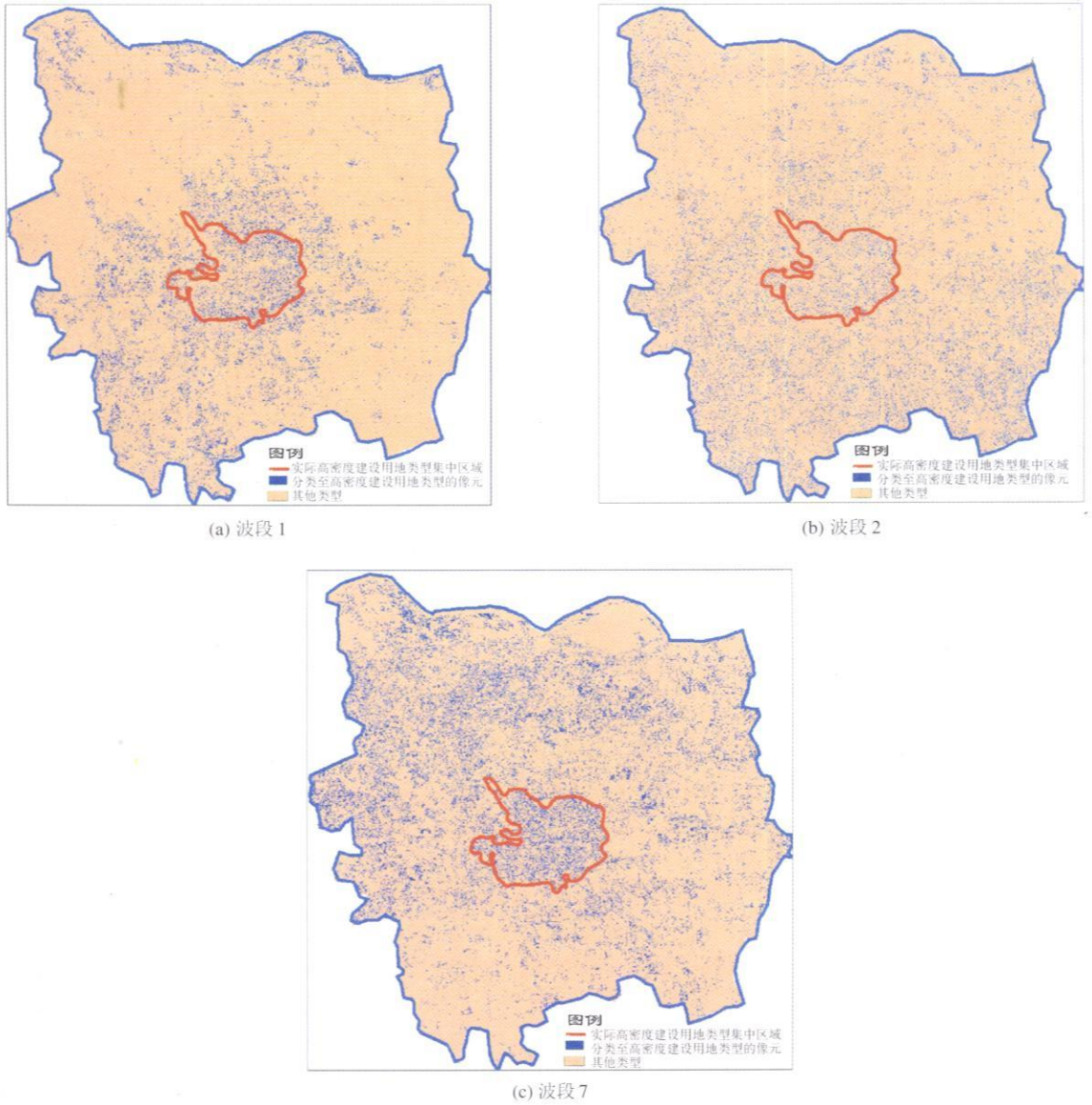


图 3 高密度建设用地的分类结果

Fig 3 Pixls assigned to high density in three classification results

建设用地的分类结果,其中实际高密度建设用地类型的集中区域是目视解译的结果,分类结果图上分配至高密度建设用地类型的像元在此范围内基本属正确分类的像元,在此范围以外的基本属由于异物同谱现象错分的像元,在此范围内的其他用地类型相当一部分属于高密度建设用地类型的漏分部分。

### 3.4 高密度建设用地类型的生产者精度的求取

#### 3.4.1 总体分布的确定

用高密度建设用地类型的训练区多边形切割原始影像,从切割所得的影像文件统计信息,读出训练区像元落入各灰度区间的频数。结果见表 2。

表 2 高密度建设用地区域总体分布的运算过程和结果 (波段 1, 2, 7)

Table 2 The process and result of hypothesis testing of population distribution (band 1, 2, 7)

	灰度区间	$m_i$	$P_i$	$np_i$	$(m_i - np_i)^2 / np_i$	
波段 1	$-\infty - 133$	11	0.0059	27.3	9.752321	$\chi^2 = 31.9$ , 因均值和标准差未由样本估计, $\chi^2$ 自由度为分组数 16 减 1, $\chi^2 < \chi_{0.005}^2(15) = 32.8$ , 故在显著性水平 0.005 上接受原假设
	133- 134	56	0.0098	45.3	2.513671	
	134- 135	108	0.0213	98.7	0.865253	
	135- 136	226	0.0406	188.5	7.453435	
	136- 137	316	0.0679	315.2	0.001626	
	137- 138	437	0.0994	461.9	1.352129	
	138- 139	564	0.1277	593.1	1.431003	
	139- 140	635	0.1436	667.1	1.5534	
	140- 141	665	0.1415	657.5	0.084166	
	141- 142	582	0.1222	567.8	0.354459	
	142- 143	457	0.0925	429.5	1.748555	
	143- 144	305	0.0613	284.7	1.437471	
	144- 145	162	0.0356	165.3	0.069379	
	145- 146	72	0.0181	84.1	1.755847	
	146- 147	33	0.0081	37.5	0.54391	
		147- 148	13			
	148- 149	3 17	0.0047	21.6	1.00992	
	149- $+\infty$	1				
波段 2	$-\infty - 56$	$\frac{3}{57}$ 60	0.0189	88.1	8.984600322	$\chi^2 = 42.84$ , 自由度为 9 (分组数为 10), $\chi^2 > \chi_{0.001}^2(9) (\chi_{0.001}^2(9) = 27.87)$ , 故拒绝原假设
	56- 57	289	0.0550	255.7	4.330403689	
	57- 58	627	0.1327	616.8	0.165946439	
	58- 59	1016	0.2183	1014.6	0.001921028	
	59- 60	1151	0.2449	1138.0	0.147599115	
	60- 61	863	0.1873	870.5	0.066079197	
	61- 62	425	0.0977	454.1	1.870933943	
	62- 63	136	0.0347	161.5	4.027187982	
	63- 64	68	0.0084	39.13	21.29402747	
	64- 65	11	0.0015	7.2	1.951786712	
波段 7	$-\infty - 56$	$\frac{4}{26}$ 30	0.0090	42.1	3.4901678	$\chi^2 = 96.67$ , 自由度为 20 (分组数为 21), $\chi^2 > \chi_{0.001}^2(20) (\chi_{0.001}^2(20) = 45.31)$ , 故拒绝原假设
	56- 57	51	0.00962356	44.7	0.8845885	
	57- 58	132	0.01721749	79.9	33.813026	
	58- 59	158	0.0284748	132.2	4.9949569	
	59- 60	183	0.04353209	202.2	1.8322143	
	60- 61	222	0.06152027	285.8	14.251465	
	61- 62	333	0.08036908	373.3	4.3700013	
	62- 63	441	0.09705584	450.9	0.2182969	
	63- 64	475	0.10834632	503.3	1.5997059	
	64- 65	544	0.11180727	519.4	1.1596365	
	65- 66	486	0.10665638	495.5	0.1831108	
	66- 67	431	0.09405162	436.9	0.0813965	
	67- 68	399	0.07666654	356.1	5.1445809	
	68- 69	319	0.05777069	268.4	9.5382525	
	69- 70	216	0.04024121	186.9	4.5104874	
	70- 71	115	0.02591158	120.3	0.2408972	
	71- 72	60	0.0154232	71.6	1.8960859	
	72- 73	27	0.00848617	39.4	3.9167314	
	73- 74	12	0.00431625	20.0	3.2341647	
74- 75	6	0.00202937	9.4	1.2466834		
75- 76	$\frac{5}{1}$ 6	0.00143326	6.6	0.0652018		
76- 77	1	0.00143326	6.6	0.0652018		
	77- $+\infty$					

注:  $m_i$  表示落入第  $i$  个灰度区间的像元个数 (如灰度级 133 对应灰度区间为 133- 134)。  $P_i$  为由假设的正态分布形式计算出的观测值落入第  $i$  个灰度区间的概率, 观测总次数  $n$  这里为样本像元总数 4646 (表 1),  $np_i$  为理论期望频数。表 2 对灰度区间进行了适当合并 (下划线部分), 使得合并后的区间内的频数大于或等于 5, 以符合威尔逊  $\chi^2$  准则对数据的要求。

数理统计中进行总体分布的假设检验常利用威尔逊  $\chi^2$  准则进行,该准则可简略表述如下<sup>[15]</sup>:

假设总体服从某一分布  $F(X)$ , 当此假设成立时,统计量

$$\chi^2 = \sum (m_i - np_i)^2 / np_i \quad (8)$$

服从  $\chi^2$  (Chi-Square) 分布。  $m_i$  表示观测值落入第  $i$  个区间的频数,  $p_i$  为由  $F(X)$  计算出的观测值落入第  $i$  个区间的概率,  $n$  为观测总次数。

训练区像元在波段 1 上的灰度平均值为 139.39, 标准差为 2.735, 经多次测试后, 发现总体与均值为 139.89、标准差为 2.735 的正态分布最为接近, 因此总体在波段 1 上分布的原假设为总体服从均值为 139.89、标准差为 2.735 的正态分布。同样, 多次测试后, 总体在波段 2 上分布的原假设定为服从均值为 60.3、标准差为 1.59 的正态分布, 总体

在波段 7 上分布的原假设定为服从均值为 65.4、标准差为 3.555 的正态分布。表 2 为利用威尔逊  $\chi^2$  准则进行假设检验时的运算数据和检验结果。波段 2 未通过正态分布的假设检验, 但比较其  $m_i$  和  $np_i$  列数据生成的直方图, 二者几乎接近重合, 未通过检验的原因, 可能与威尔逊  $\chi^2$  准则易犯弃真性错误有关。

### 3.4.2 有关用户精度求取的两点证据

将三幅分类结果图中的高密度建设用地提取出, 分别切割原始影像, 切割图像上的像元为分类过程中划归高密度建设用地类型的像元。由切割图像的统计信息获取分类后划归至高密度建设用地类型的像元直方图数据(表 3)。3 种分类结果中, 划归为高密度建设用地类型的特征向量都在均值向量附近, 其中波段 2 的分类结果中仅包括了均值向量。

表 3 分类后划归至高密度建设用地的特征向量及所对应的像元数目

Table 3 Feature vector and numbers of pixels classified in to high density urban area

波段 1 对影像分类的结果		波段 2 对影像分类的结果		波段 7 对影像分类的结果	
划归高密度建设用地类型的特征向量	特征向量对应像元数目	划归高密度建设用地类型的特征向量	特征向量对应像元数目	划归高密度建设用地类型的特征向量	特征向量对应像元数目
140	37011			62	31119
141	30177	60	103334	63	32861
142	24863			64	33060
				65	32344
				66	32263
共计 92051 个像元		共计 103334 个像元		共计 161647 个像元	

表 4 分别计算了划归至高密度建设用地的特征向量在训练区和分类结果中出现的频率, 并分别对总体数目进行了估计。其中训练区中出现的频率是以分类后划归至高密度建设用地的特征向量为范围求取, 即以划归至高密度建设用地的特征向量在训练区中对应的像元数目(表 2)的和为分母求频率。如波段 1, 分类结果中分配给高密度建设用地类型的特征向量有 3 个, 以这 3 个特征向量在训练区中对应的像元数目的和为分母, 即可求得表 4 的结果。由表 4 可以看出, 以划归至高密度建设用地的特征向量为范围, 这些特征向量在训练区中和分类后出现的频率非常接近。这说明分类后划归至高密度建设用地类型的像元基本属于高密度建设用地类型所对应的光谱类, 很少混杂有其他光谱类的像元, 因此利用均值向量计算光谱类总数的数目完全可行。按公式(6)对总体数目进行了计算, 其中  $N_x$  的值由表

3 获取,  $p_x$  的值由表 2 中的  $p_i$  列获取。可以看出, 不同特征向量计算出的总体数目非常接近。波段 1 和波段 7 计算结果不一致说明高密度建设用地在波段 1 和波段 7 上对应不同的光谱类别。波段 7 的计算结果比波段 1 差只是因为对高密度建设用地在波段 7 上的分布拟合效果较差, 即由表 2 中的  $p_i$  列获取的  $p_x$  的值与真实值差异较大。

以上两个证据充分说明高密度建设用地类型训练区和分类后划归至高密度建设用地类型的像元服从同一分布, 它们来自同一个总体, 因此可以按本文方法进行用户精度的求取。波段 1 和波段 7 的分类结果中的特征向量全部属于高密度建设用地这一光谱类别, 但这并非表示分类的用户精度为 1。这是因为高密度建设用地光谱类(Spectral class)和实际高密度建设用地类(Practical class)并不一致, 这里实际高密度建设用地类仅是高密度建设用地光谱类

表 4 高密度建设用地类型总体数目的计算

Table 4 Calculation of the number of category population for high density urban area

波段 1				波段 7			
划归高密度建设 用地类型的 特征向量	训练区中 出现的频率	分类结果中 出现频率	计算所得 总体数目	划归高密度建设 用地类型的 特征向量	训练区中 出现的频率	分类结果中 出现频率	计算所得 总体数目
				62	0.146	0.192	387201
140	0.390	0.402	261562	63	0.194	0.203	338578
141	0.342	0.327	246948	64	0.208	0.204	305133
142	0.268	0.270	268789	65	0.239	0.200	289284
				66	0.213	0.199	302495

的其中一部分,表 4 计算结果是高密度建设用地对应的光谱类的总体数目,不仅包括实际的高密度建设用地,而且包括了部分水域农田等等,因此不能以此计算高密度建设用地的用户精度。由图 3 可以看出分类后的高密度建设用地相当一部分在实际高密度建设用地集中区域以外,这主要是由于仅用单波段分类,若用多个波段或者找到能够很好区分高密度建设用地类型与其余地类的特征,则对应的高密度建设用地光谱类的范围会缩小,甚至和实际的高密度建设用地类型接近重合。这时按上述方法计算的总体数目即可用以用户精度的计算。另外也可通过对实际类别占其所对应光谱类的像元总数的比率  $a$  进行总体数目的计算。由于实际类别和其所对应光谱类服从同一分布,因此设某一特征向量  $x$  其对应像元数目为  $n$  并全部属于该光谱类别(因此  $x$  必须为均值向量或在均值向量附近),若野外调查或其他方法求出  $n$  中实际类别的比率,则这一比率即为  $a_0$ 。

### 3.4.3 生产者精度的计算

由图 3 可以看出,由于异物同谱现象,三种分类结果中高密度建设用地发生了非常严重的漏分和误分,在这种情况下,如能获得和常规方法相接近的结果,则更能说明本文方法的有效性。从图 3 可以直观看出,对高密度建设用地影像分类的生产者精度以波段 7 最好,波段 1 次之,波段 2 最差。

以波段 1 对影像分类的结果,查表 2 知  $x_1, x_2, x_3$  在总体中出现的概率分别为 0.1415, 0.1222, 0.0925, 其和为 0.3562, 由公式(3)可知,在此分类结果中高密度建设用地类型生产者精度为 0.3562。

尽管高密度建设用地类型在波段 2 和波段 7 上的总体分布未通过正态分布检验,为了与常规检验

方法对比,仍按正态分布对待计算其生产者精度。与波段 1 相同,计算得:高密度建设用地类型在以波段 2 对影像的分类结果中生产者精度为 0.2449,在以波段 7 对影像分类结果中生产者精度为 0.5042。

### 3.4.4 与常规方法的比较

按常规检验方法,将检验区与分类结果叠加可得到混淆矩阵。表 5 列出了混淆矩阵中高密度建设用地类型所对应的列。

上文 3.4.3 节计算结果与表 5 数据是否相符的问题,可由统计学中有关总体成数检验的方法解决。成数相当于平均数的概念,抽样结果服从二项分布,抽样结果所得精度数据为样本成数,真实的精度为总体成数。对重置随机抽样样本而言,统计学中总体成数检验所用统计量为<sup>[17]</sup>:

$$U = (p - P_0) / [P_0(1 - P_0) / n]^{1/2} \quad (9)$$

$U$  服从标准正态分布。 $n$  为样本容量,  $p$  为样本成数,  $P_0$  为总体成数真值的假设值。生产者精度的真值为总体被正确分类的成数,表 5 中最后一列即为样本成数。

显然,属于高密度建设用地的像元数远大于抽样样本数 572(见表 5),因此本文的抽样方式可作为重置抽样处理。通常采用的采样方式有:简单随机采样、集群采样、分类随机采样、系统采样和分类系统非一致采样<sup>[18]</sup>,本文检验区的抽样方式属集群采样。集群采样抽样误差通常大于简单随机采样<sup>[19]</sup>,即相同样本容量情况下,集群采样对总体成数的估计精度不如简单随机采样,因此同一置信水平下,集群采样的置信区间比简单随机采样宽,所以可以认为假设检验过程中简单随机采样的接受域包含在集群采样的接受域里,如果集群采样的结果能通过简单随机采样的假设检验,则这一结果一定落

表 5 高密度建设用地类型检验区被分类的结果

Table 5 The classification result of test areas

	高密度 建设 用地	中密度 建设 用地	菜地 1	菜地 2	低密度 建设 用地	农田 3	农田 2	农田 1	林地 / 园地	黄河	水库 坑 塘 河流	坡旱地	行合计	生产者 精度
波段 1	212	42	0	0	41	0	0	48	0	216	0	13	572	0.3706
波段 2	166	2	0	61	141	1	73	0	0	13	1	114	572	0.2902
波段 7	221	11	0	260	58	10	0	0	1	0	0	11	572	0.386

注:表中三行表示三种分类图中高密度建设用地类型检验区被分类的情况。如第一行第二列数据 42 表示以波段 1 对影像的分类的结果中,高密度建设用地类型检验区 572 个像元中有 42 个被分为中密度建设用地类型。

在集群采样的接受域里而能被接受。

以波段 1 对影像的分类结果高密度建设用地的生产者精度为 0.3562,按常规采样方法的计算结果为 0.3706,两者是否相符的问题可表述为原假设:样本成数为 0.3706 时,能否认为总体成数为 0.3562? 根据公式 (9) 计算统计量:

$$U = \frac{0.3706 - 0.3562}{\sqrt{0.3562(1 - 0.3562) / 572}} = 0.7192$$

查标准正态分布表,得标准正态分布在显著性水平  $\alpha$  为 0.05 的临界值为 1.96,  $U < 1.96$ ,  $U$  的取值落在简单随机采样的接受域内,按上文分析,必定落在集群采样的接受域,故接受原假设。

同理,对波段 2 对影像的分类结果计算统计量  $U = 2.502$ , 小于显著性水平  $\alpha$  为 0.01 的临界值 2.58,故可认为分类结果生产者精度为 0.2449。

计算以波段 7 对影像的分类结果统计量  $U = -5.656$ ,不能通过假设检验,故分类结果生产者精度不能认为是 0.5042。

## 4 结 论

(1)类别总体分布的确定是本文方法的关键,一旦类别的总体分布能够确定,则可按本文所提出的方法方便地进行分类精度检验。类别的分布与某一理论分布(影像面积较小时各类别不一定表现出正态分布的性质)越吻合,则结果会与真值越接近,显然本文所求取的生产者精度波段 1 的结果与真值最接近,波段 2 次之,波段 7 最差。本文的 12 种分类类型中,绝大多数在各个波段上的分布特征都与正态分布偏差较大,此时用本文方法结果会有很大偏差,但既然能够用正态分布的假设进行分类(最大似然法),则也应该能够用正态分布的假设进行精度检验。类型分布偏离正态分布的原因可能是:

(1)影像面积偏小;(2)尽管训练区选取采取了严格措施,但仍有可能没有很好表现出总体的特征;(3)TM 分辨率较粗,混合像元大量存在,由于光谱混合后的非线性效应,导致类别的分布与正态分布发生偏离。对于空间分辨率和光谱分辨率都较高的影像,本文所提出的精度检验方法可能会有较好的应用。

(2)常规检验法的误差来自两方面:一是检验区数据的正确性,二是检验数据的代表性。验证点数据越多,代表性越好,估计误差越小。但由于不可能所有类别点都作为验证点,估计误差始终存在。因此常规检验法工作量非常之大,若减小工作量,则必然会降低数据精度。本文提出的方法不需选择检验数据。对监督分类而言,可直接利用训练区估计类别总体的分布,因此工作量极小。误差仅发生在类别总体分布与正态分布的拟合程度上,若类别总体分布能与较高的显著性水平通过正态分布的检验,则所得数据几乎就是精度的真值。

(3)影像面积较小时,各个类别可能并不服从正态分布,但当处理大范围的遥感影像时,分类类别可能逐渐趋于正态分布,因此本文方法对大范围的影像处理过程可能更为有效。对全球变暖、荒漠化等大尺度科学问题的研究,往往需要处理非常大范围的影像,基于混淆矩阵的检验方法处理此类问题时必须增加采样点的数目,导致工作量剧增,而且可能会遇到无法预知的困难<sup>[4]</sup>,此时本文方法将更能发挥其优势,尽管对训练区的选择要求更为严格,但这也是分类过程所必需的,增加的工作量可以提高分类的精度,而基于混淆矩阵的检验方法增加的工作量只是增加检验结果的精度。

(4)本文验证过程以原始波段为特征对影像的分类结果进行了精度检验,由于正态分布的随机变量经线性组合后仍服从正态分布,因此对以原始波

段经线形组合后的新特征,如主成分变量,对影像的分类结果也可用本文方法进行精度检验。但对于进行了分类后处理的分类图或某些基于知识的分类过程,由于同一特征向量可能划归不同类别,因此本文方法将不再适用。

## 参 考 文 献 (References)

- [1] Gan F P, Wang R S, Wang Y J, et al. The Classification Method for Land Use and Land Cover Based on Remote Sensing Technology [J]. *Remote Sensing for Land & Resource* 1999, **42**(4): 39-44. [甘甫平,王润生,王永江等. 基于遥感技术的土地利用与土地覆盖的分类方法 [J]. 国土资源遥感, 1999, **42**(4): 39-44.]
- [2] Anssen L L F, Vanderwel F J M. Accuracy Assessment of Satellite-derived Land-cover Data—A Review [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 1994, **60**(4): 419-426.
- [3] Kalkhan M A, Reich R M. Assessing the Accuracy of Landsat Thematic Mapper Classification Using Double Sampling [J]. *International Journal of Remote Sensing* 1998, **19**(11): 2049-2060.
- [4] Congalton R G. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data [J]. *Remote Sensing of Environment* 1991, **37**(1): 35-46.
- [5] Hay A M. The Derivation of Global Estimation from a Confusion Matrix [J]. *International Journal of Remote Sensing* 1988, **9**(8): 1395-1398.
- [6] Congalton R G. A Comparison of Sampling Schemes Used in Generating Error Matrices for Assessing the Accuracy of Maps Generated from Remotely Sensed Data [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 1988, **54**(5): 593-600.
- [7] Chen F, Cheng G, Bao H S, et al. Analysis on Land use Change and Human Driving Force in Urban Fringe [J]. *Journal of Natural Resources* 2001, **16**(3): 204-209. [陈浮,陈刚,包浩生等. 城市边缘区土地利用变化及人文驱动力机制研究 [J]. 自然资源学报, 2001, **16**(3): 204-209.]
- [8] Li X, Ye J A, Anthony Gar on Yeb. Accuracy Improvement of Land Use Change Detect on Using Principal Components Analysis: A Case Study in the Pearl River Delta [J]. *Journal of Remote Sensing* 1997, **1**(4): 282-289. [黎夏,叶嘉安. 利用主成分分析改善土地利用变化的遥感监测精度——以珠江三角洲城市用地扩张为例 [J]. 遥感学报, 1997, **1**(4): 282-289.]
- [9] Qiao Y L. Study on Remote Sensing Classification Method of Classifying High, Medium and Low Yield Crop Lands and Their Forming Factors in the Loess Plateau—Taking Dingxiang Country of Shanxi Province as an Example [J]. *Journal of Remote Sensing* 2002, **6**(1): 70-75. [乔玉良. 黄土地区高中低产农田成因及遥感分类方法研究——以山西省定襄县为例 [J]. 遥感学报, 2002, **6**(1): 70-75.]
- [10] Shu H L, Mao Z Y. Knowledge Based Image Classification Approach Supported by GIS [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica* 1997, **26**(4): 328-336. [术洪磊,毛赞猷. GIS辅助下的基于知识的遥感影像分类方法研究——以土地覆盖/土地利用类型为例 [J]. 测绘学报, 1997, **26**(4): 328-336.]
- [11] Liu Y L, Yan S Y, Wang T, et al. Study on Segmentation Based Classification Approaches for Remotely Sensed Imagery [J]. *Journal of Remote Sensing* 2002, **6**(5): 358-363. [刘亚岚,阎守邕,王涛等. 遥感图像分区自动分类方法研究 [J]. 遥感学报, 2002, **6**(5): 358-363.]
- [12] Zhou B, Yang B L. The Research on Land Use Change Detection by Using Direct Classification of Stacked Multi Temporal TM Images [J]. *Journal of Natural Resources* 2001, **16**(3): 263-267. [周斌,杨柏林. 运用多时相直接分类法对土地利用进行遥感动态监测的研究 [J]. 自然资源学报, 2001, **16**(3): 263-267.]
- [13] Peng W L. The Computer Data Processing of Remote Sensing Data and Geographical Information System [M]. Beijing: Beijing Normal University Press 1991. [彭望球. 遥感数据的计算机处理与地理信息系统 [M]. 北京:北京师范大学出版社, 1991.]
- [14] Molk J G. Digital Processing of Remotely Sensed Images [M]. Beijing: Weather Press 1987. [J G 莫伊克. 遥感图像的数字处理 [M]. 北京:气象出版社, 1987.]
- [15] Sheng H F. The Tutorial of Theory of Probability and Mathematical Statistics [M]. Beijing: Higher Education Press 1998. [沈恒范. 概率论与数理统计教程 [M]. 北京:高等教育出版社, 1998.]
- [16] Liu J G. Pixel Block Intensity Modulation Adding Spatial Detail to TM Band 6 Thermal Imagery [J]. *International Journal of Remote Sensing* 1998, **19**(3): 2477-2491.
- [17] Geng X L, Xie Z R. Applied Statistic [M]. Beijing: Science Press 2002. [耿修林,谢兆茹. 应用统计学 [M]. 北京:科学出版社, 2002.]
- [18] Shi W Z. Theory and Methods for Handling Errors in Spatial Data [M]. Beijing: Science Press 2000. [史文中. 空间数据误差处理的理论与方法 [M]. 北京:科学出版社, 2000.]
- [19] Ni J X. Applied Statistic [M]. Beijing: Renmin University Press 1994. [倪加勋. 应用统计学 [M]. 北京:中国人民大学出版社, 1994.]