

文章编号: 1007-4619(2008)06-0972-08

遥感影像预分类精度对地物面积 空间抽样估算的敏感性分析

贾 斌^{1,2}, 朱文泉¹, 潘耀忠¹, 宋国宝¹, 胡潭高¹

(1. 地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京师范大学 资源学院, 北京 100875;
2. 西南大学 计算机与信息科学学院, 重庆 400715)

摘 要: 传统的地物面积测量受精度和效率制约, 为此引入了结合遥感影像的空间分层抽样方法。首先以遥感影像的预分类结果作为模拟地物的真实分布, 在地物外沿等概率随机添加不同比例的错分像元, 从而获得准真实地物区的模拟预分类结果, 并依此设定各层等比例取样的样本入层标志, 指导地物样本的选取, 然后以抽中样本地物的准真实值之和按比例推算出总量。通过比较分析各水平含量的地物类别、不同预分类精度、层内随机和系统抽样下的多次总量估计精度及其稳定性变化情况, 结果表明: 该方法不需要背景数据库等先验知识, 在预分类达到一定精度之上时, 依分类区域设立层标志的分层抽样方法所获得的总量估计精度及标准差均好于无分类支持的随机和系统抽样; 当预分类精度达到 50% 以上时, 具有较高的成本效率比, 其中在 60% 时, 各类地物在 0.5% 抽样率、95% 的置信度下可以保证估计量精度在 92% 以上。

关键词: 空间抽样; 随机; 系统; 分层; 分类

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

1 引 言

近年来, 遥感技术的应用广泛, 与各行业结合更加紧密。采用遥感技术进行农作物面积估算的研究取得了重大进展, 正向着业务化方向稳步迈进。相对于传统的地面统计调查, 利用遥感影像数据进行的农作物面积提取在人力和成本需求方面均大幅度降低, 同时也能够获得较高的测量精度^[1]。

然而, 从遥感技术应用的层面上来说, 开展大范围的农作物面积遥感估算还面临着 3 个问题, 即精度、效率和成本的问题^[2]。降低调查费用与提高测量精度之间的矛盾长期以来还没有得到有效的解决。空间抽样方法正是基于此问题提出的, 它是在传统的统计理论基础上, 利用一些地学相关方面的数据(如数字高程模型 (DEM)、地质图及遥感影像等)作为辅助信息对抽样区域进行优化, 从而获得地物的分布规律, 以达到提高估算精度和降低调查成本的目的^[3], 空间抽样将抽样统计的基本原理

和思想应用于地理空间属性之上, 传统的简单随机抽样、系统抽样、分层抽样、集群抽样等抽样方法同样适用于对空间样本的选取。在空间抽样模型的发展及应用领域方面, 开展过大量的研究工作^[4-11]。

对于某个具体的调查区, 在样本选取的过程中, 基于遥感技术的空间抽样调查通常是按照一定的规则在影像上设置各样本的分布位置。对于简单随机抽样和系统抽样, 总体是影像的全部区域, 因此可以在整幅影像抽取样本框, 但这样往往效率过低, 且受目标物空间分布不均的影响, 估计量的精度和稳定性难以保证; 分层抽样可以较好的提高效率并保持稳定, 但由于目标总体的真实分布情况是未知的, 分层的特征标志即各层的入样方案通常按照以往的调查结果或者土地利用背景数据库来设计^[7, 8, 12], 这就要求获取较多的先验知识, 而且在土地利用变化较大的情况下, 按照早期的背景支持所设计的样本抽取分布可能与实际情况产生很大的偏差, 影响调查的效率和精度。因此, 空间分层

收稿日期: 2007-06-04 修订日期: 2007-09-14
基金项目: 国家自然科学基金项目 (编号: 40371001) 和北京师范大学青年基金项目资助。
作者简介: 贾 斌 (1981—), 男, 毕业于北京师范大学资源学院硕士, 资源学院地图学与地理信息系统专业。主要研究方向为农业统计遥感及 GIS 已发表文章 3 篇。E-mail: colin_jia_raider@sina.com
通讯作者: 朱文泉, E-mail: zhwwq75@163.com

抽样亟待解决的问题是在最新的遥感影像数据支持下, 如何利用常规的分类方法获得一定精度的地物空间分布状况, 并指导层的划分及样本的选取, 最终使总量估计能够准确地反映出地物实际面积。

2 数 据

本研究所用的数据为北京地区 LandSat TM中截取的 4800×4800像元的遥感影像, 像元分辨率为

30m, 投影类型为 UTM 50北带, 坐标系统为 WGS-84。通过非监督分类获得模拟地物分布的准真值, 共划分为 5类(图 1), 每类地物面积(像元数)在影像中所占的比例依次为 39.84%, 7.53%, 32.02%, 6.41%和 14.20%。为分析预分类精度对不同含量的地物抽样精度影响情况, 选取了第 2类, 第 3类和第 5类地物, 分别代表了 3种不同总量水平。抽样基本单元为 600×600m² 的方形样框, 在影像中对应的是 20×20像元的方形网格。

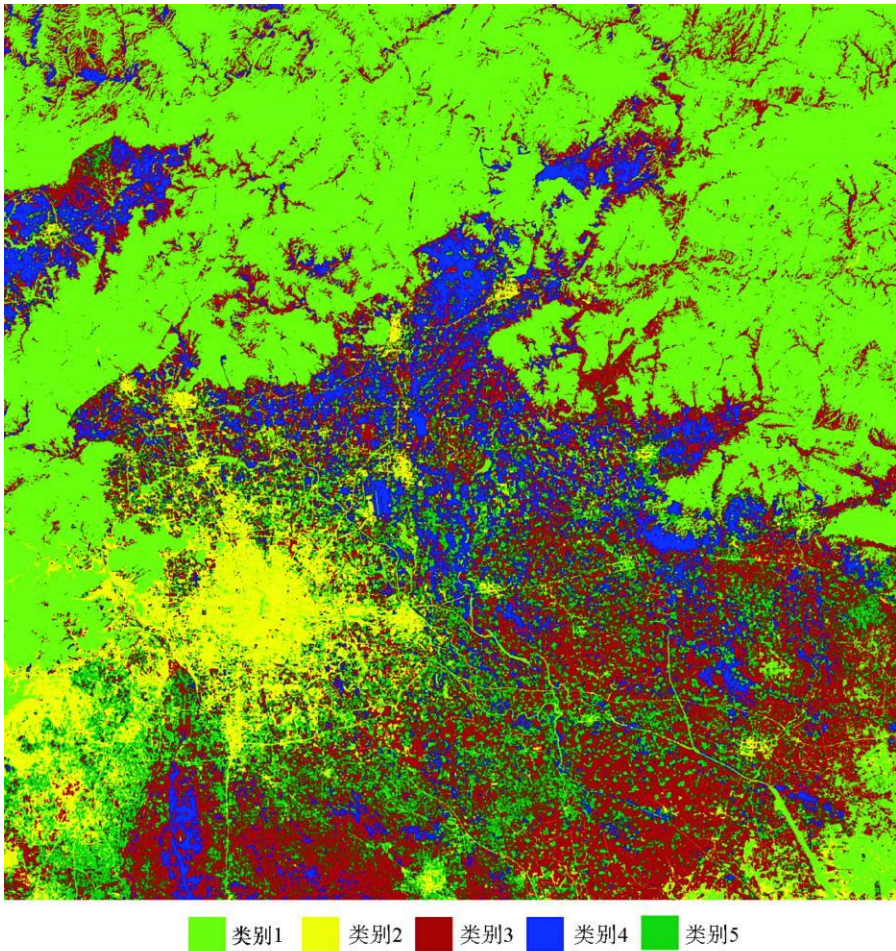


图 1 北京地区 5类地物的空间分布
FIG 1 Spatial distribution of five different land cover types in Beijing

3 方 法

本研究遥感影像数据, 首先划分出几类不同含量的地物作为实验的准真实地物区; 然后依据一定准则对准真实地物区进行不同精度的模拟预分类, 这种模拟能够保证地物的实际分布在预分类区域之内; 进一步根据预分类区域, 采用层内随机步长

及系统等步长取样, 各层等比例入样的简单分层抽样方法, 在影像中选取样本, 并收集各抽中样本中地物实际像元数以用于总面积估算; 最后比较分析各含量水平的准真实地物类在不同预分类精度下的总面积估计量精度变化情况, 以期找出一种在达到一定遥感预分类精度时的最优空间分层抽样方案, 从而保证在低成本代价下提供较高的总量估计精度。

3.1 预分类影像生成方法

在模拟预分类的过程中,为了便于比较分析,划定的预分类区域包含全部目标物,因此预分类的精度为目标像元数与预分类像元数之比。根据影像中所选的 3 个类别的准真实含量,调整预分类像元数,分别按 10%的精度间隔生成各类别的预分类影像,其中第 2 类预分类精度范围是 10%—100% (精度 100%的预分类范围即为它们的准真实值范围);考虑到本研究中模拟的预分类是无漏分目标物的分类方法,对于第 3 类目标物,准真实值在影像中的含量已达 32.02%,在精度低于 30%左右的预分类范围已经填满影像的全部区域,等同于未作分类,因此该类别目标物预分类精度范围设定为 40%—100%,第 5 类同理设定预分类精度范围为 20%—100%。

本研究由真实值模拟生成预分类的分布范围,基于的假设是:所有错分的预分类范围都分布在真实地物周围,并且预分类与真实地物保持大致连

通,不存在完全孤立的错分范围。在影像中由目标地物生成一定精度预分类范围的算法如下:

- (1)给定精度要求,根据预分类精度为目标像元数与预分类像元数之比,确定预分类像元数,并减去目标像元数,求得预分类应增加的误差量;
- (2)建立一个 3×3 像元的探测框;
- (3)探测框在全影像位置随机跳动,每次检查探测框内目标物的像元数含量,如果目标物含量为 0 或者含量为 9(饱满)则重新进行本步操作;
- (4)若检测到框内有目标物且全框没有饱满,则填充该探测框,填充的数量为 1 至框内非目标物像元数之间的一个随机量;
- (5)检查总的填充量是否达到给定预分类精度下应该增加的误差量,如未达到则循环至第 (3)、(4)步,否则跳出循环,完成操作。

根据此方法,本实验针对待分析的 3 种类别生成了不同精度的预分类影像。以第 5 类目标地物为例,其预分类精度影像序列及预分类与准真实值比较见图 2。

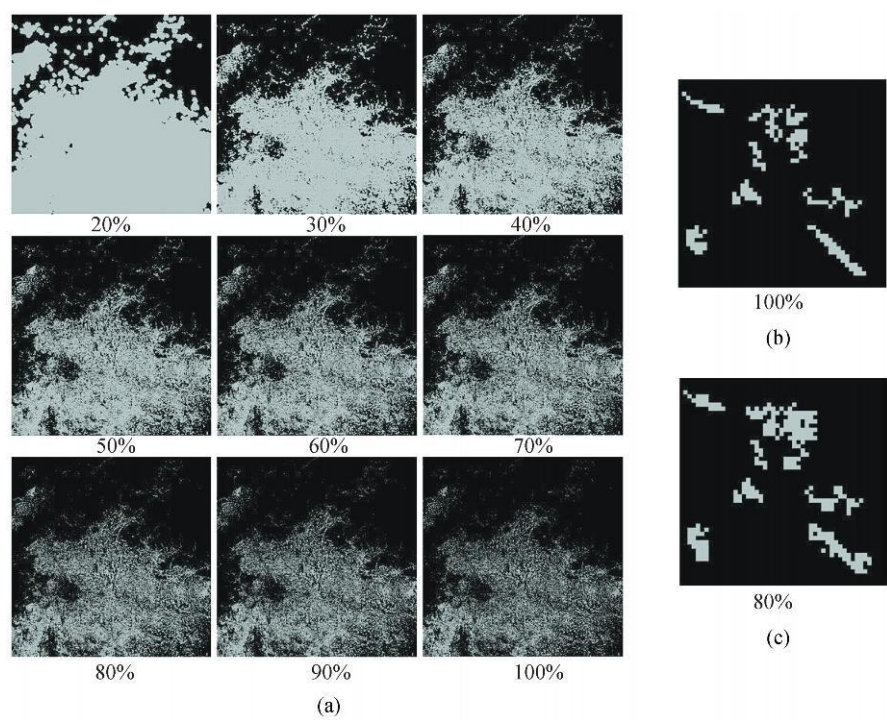


图 2 模拟不同总量精度下的预分类结果
(a)第 5 类地物总量

精度为 20%—100%的预分类序列图 (b)精度为 100%与 80%的预分类局部放大图
Fig 2 Simulated pre-classification images with different gross accuracy
(a) sequential pre-classification images of class 5 with gross accuracy of 20%—100%;
(b) Partial amplified pre-classification images with accuracy of 100% and 80%

3.2 分层抽样方法

在传统的分层抽样中, 一般通过累计平方根法划分总体层数, 并通过最优分配法则, 确定各层的样本量^[13], 该样本量由 Neyman分配公式计算得出:

$$\eta_i = \frac{(N_i \times S_i) \times \sum_{i=1}^m (N_i \times S_i)}{(\frac{P_0}{U})^2 + \sum_{i=1}^m (N_i \times S_i)} \tag{1}$$

式中: η_i 为第 i 层的样本量, m 为所分层数, N_i 为第 i 层的层容量, S_i 为第 i 层的层标准差, P_0 为可容忍的误差, U 为可信赖程度系数。

由该式可以看出, 层样本量随着层容量及标准差变化而变化, 本研究分析各种预分类精度下的分层效果, 层容量及标准差受到预分类精度变化的影响, 从而导致各层样本量发生变化, 这样不利于最终分层抽样结果的比较分析, 因此实验采用固定总的抽样率, 并将样本数量的指标等比例分配至各层之中。

对一类地物进行样本抽取时, 首先将 20×20 元的网格框在全影像按“之”字型布设, 具体步骤如下: 第 1 步, 排除框内预分类像元数为 0 的空区域, 提取其他各网格框内目标的预分类像元数; 第 2 步, 采用分层的原理, 按框内该类地物预分类的像元数量由小至大将框顺序排列, 并等比例截断为若干层; 第 3 步, 通过随机选取以及等步长系统选取 2 种方法在各层内按等比例的指标选择网格框样本; 第 4 步, 用网格框内该类别准真实地物的像元数推算出总量估计。

依据预分类的结果, 本研究分别按照框内预分类含量占 0—20%, 20%—40%, 40%—60%, 60%—80%, 80%—100%将抽样框划分至 5 个层, 并按照总体设定的抽样率, 在每层内按等比例随机以及随机起始点系统等步长 2 种方法抽取样本, 因此, 推算目标总量 T 的估计值 $\hat{T}$ 的公式为:

$$\hat{T} = \sum_{i=1}^m t_i \frac{N_i}{n_i} \quad t_i = \sum_{k=1}^{N_i \times P} S_k \tag{2}$$

式中: S_k 为第 i 层按随机间隔或系统等间隔方式抽取的抽样框内目标物面积数的子序列, N_i 为第 i 层的抽样框总量, P 为给定的抽样率, t_i 为第 i 层抽中样本内目标物面积之和, m 为所分层数。可以证明, 该估计为真实值的一个无偏估计。

在抽样过程中, 分析了 3 类地物 0.5% 抽样率的情况; 由于第 2 类及第 5 类含量较少, 同时分析了这 2 类地物 1% 抽样率的情况。每种类别按照各预

分类精度进行了层内随机和系统的简单分层抽样, 各抽样及总量推算均进行 50 次重复试验, 然后求得总量估计精度的平均值及标准差, 以验证各种抽样的精确性和稳定性。

研究中, 模拟预分类影像的生成、各种分层抽样方法及结果统计均在 DI6.2 下编程实现。

4 结果分析

以第 2 类地物为例, 图 3 是该类地物在 0.5% 抽样率情况下 50 次未分类的简单随机抽样和系统抽样试验的总体估计量精度 (图 3(a) 和图 3(b)), 以及在 60% 预分类下的简单分层随机和系统抽样的总体估计量精度 (图 3(c) 和图 3(d)) 之比较。图中估计量精度分布于 100% 上下, 其中大于 100% 的表示估计量大于真实总量, 反之则小于真实总量。从图中可以看出, 在没有进行预分类的情况下, 各次随机抽样与系统抽样精度较差, 且 50 次试验的总量估计精度极不稳定; 但当预分类达到一定精度时, 采用随机抽样和系统抽样的总体估计量精度大大提高并保持稳定, 两者之间差异也逐渐缩小。

图 4 是不同抽样率下各类地物在不同预分类精度时对应的按系统及随机选择的分层抽样总量估计平均精度和标准差的曲线关系图, 其中预分类精度为 0 的表示未作预分类时的简单随机抽样和系统抽样。从图中可以看出, 较低预分类精度时总量估计的精度有所降低, 但当各类地物在预分类精度达到 50% 以上时, 总量估计精度明显提高, 标准差趋于稳定降低, 曲线起伏明显变小, 在该级别预分类上可以获得较好的成本效益。图中同时显示, 当地物类别的总量含量较高 (第 3 类地物) 及抽样率增加时 (第 2 类和第 5 类 0.5% 抽样率与 1% 抽样率), 得到的估计量精度及稳定性均达到更高水平。对于分层基础上的系统抽样和随机抽样, 在较低预分类精度级别上, 系统抽样效果要好于随机抽样, 但当预分类精度提高之后, 2 种抽样方法得到的总量估计精度及稳定性逐渐表现为一致。

从以上的实验结果可以看到, 无预分类情况下的简单随机抽样和系统抽样方法, 在抽样框及抽样率一定的情况下得到的总量估计精度及稳定性一般较差, 而采用达到一定精度的预分类结果作为简单分层抽样方法的分层特征依据, 则可以提高总量估计的平均精度, 并且降低多次试验的标准差, 从而提高抽样精度及稳定性。由于估计精度为服从

均值 100%的正态分布,根据概率统计相关理论,总量估计精度在区间 $\mu \pm 2s$ 内的置信度为 95%以上^[14] (其中 μ 为总体均值, s 为总体估计的标准差),以 50 次测量的估计标准差近似代替 s 在 60%

以上的预分类精度则可以保证各类地物在抽样率为 0.5% 时的总量估计精度在 92% 以上,对于第 5 类地物,用 1% 抽样率的简单分层系统抽样方法,其估算精度甚至可以达到 97%。

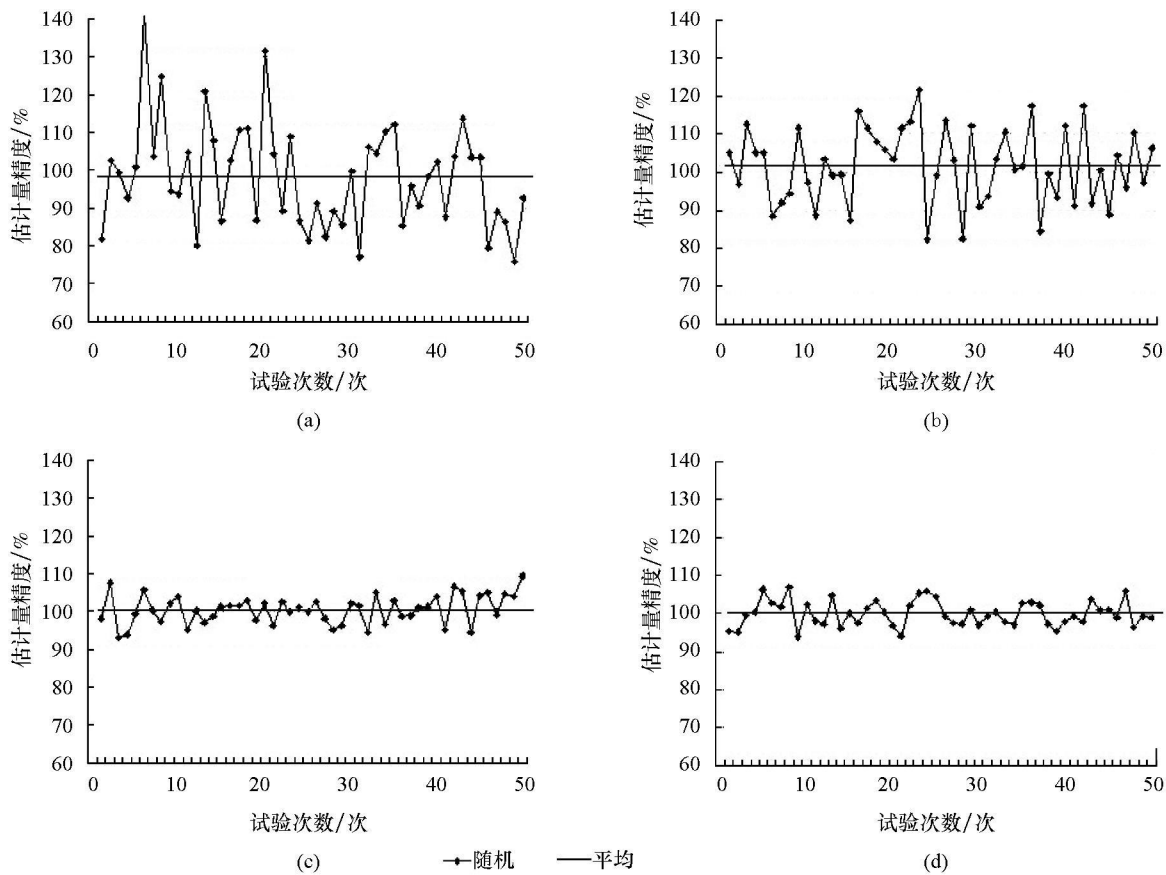


图 3 第 2 类地物在 0.5% 抽样率下未分类与预分类时总体估计量精度比较结果
(a) 未分类随机抽样; (b) 未分类系统抽样;
(c) 60% 精度预分类下的分层随机抽样; (d) 60% 精度预分类下的分层系统抽样
Fig 3 Comparisons of class 2 at 0.5% sampling ratio overall estimation accuracy without/with pre-classification
(a) random sampling without pre-classification (b) system sampling without pre-classification
(c) simple stratified random sampling with pre-classification of 60% accuracy
(d) simple stratified system sampling with pre-classification of 60% accuracy

5 结论与讨论

本实验研究了模拟情况下包含全部准真实地物区的预分类(即预分类只存在的错入的情况)对抽样样本估计精度的影响,在无背景数据库等先验知识的情况下,通过保证一定程度的预分类精度,采用简单分层抽样的方法能够使总量估计精度提高,其随机波动性降低,当预分类精度在 50% 以上时,具有较高的成本效率比。事实上,只要分类区

与真实作物区相关关系足够高,局部区域预分类的遗漏(即目标物的错出情况)对最终的总量估计精度影响并不显著。

需要注意的是,在较低精度级别的预分类过程中,推算总量估计的精度及标准差会出现一定程度的退化。这是因为过于笼统的预分类范围不能体现真实地物的分布规律,由于预分类的生成采用的是在地物像元周围随机添加错分像元这一方法,因此模拟的分类范围在较低精度下并不一定按照真实地物等规模扩大(在实际的分类过程中也是一样

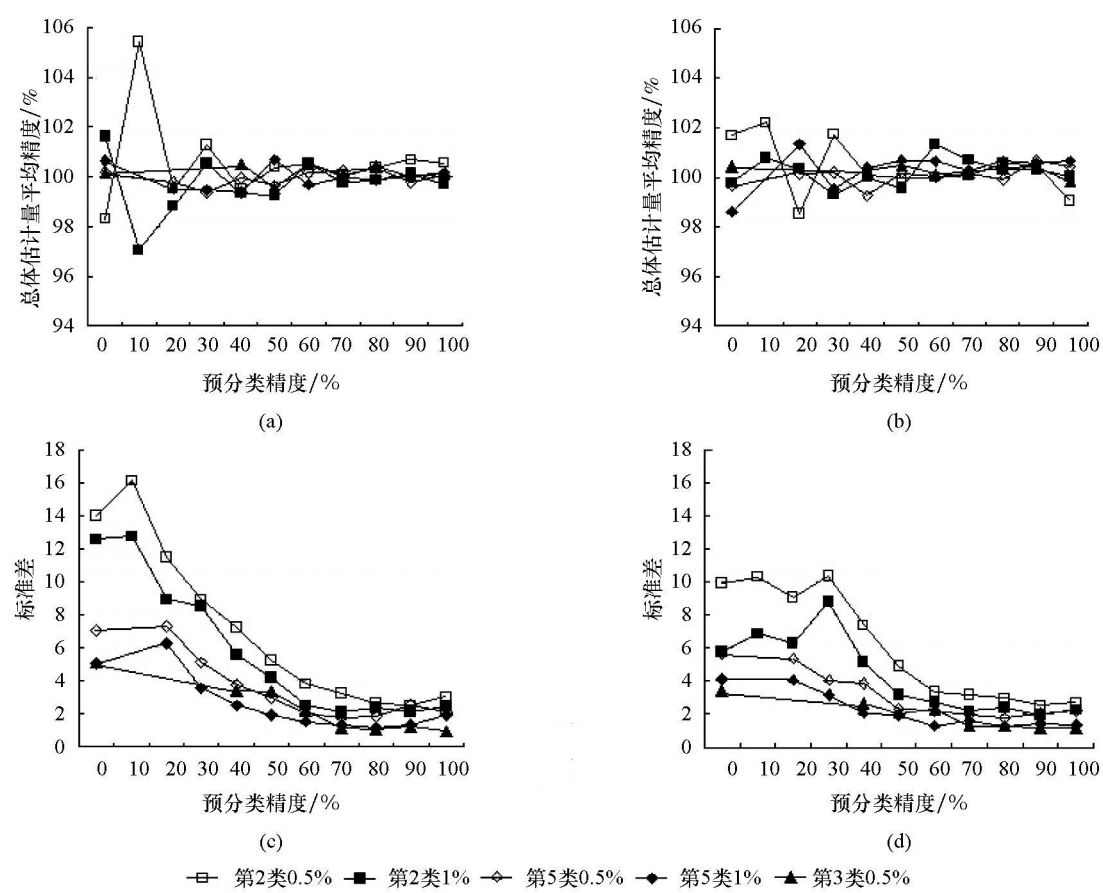


图 4 各类别在不同预分类精度下 50 次试验估计量的平均精度及标准差
(a)分层随机抽样下的平均精度; (b)分层系统抽样下的平均精度;
(c)分层随机抽样下的标准差; (d)分层系统抽样下的标准差

Fig. 4 Average accuracy and standard deviation of estimation of each class in 50 repeated experiments
(a) average accuracy with stratified random sampling (b) average accuracy with stratified system sampling
(c) standard deviation with stratified random sampling (d) standard deviation with stratified system sampling

的),这造成了预分类结果的分布与真实地物不一致的情况,此时,真实地物更有可能被划进含量比例相异的层中,从而导致最终估计精度及稳定性下降。

通常情况下,简单随机抽样的估算误差及多次试验标准差均比等步长系统抽样更差,在未划分层的范围时,由于系统抽样的等步长分布,在实验区内的均匀性要强于随机分布,这就更能有代表性地抽中各种情况下的真实地物;但随着分层抽样的引入,地物根据预分类比例划分进不同的层,这时已经重新排列了地物的样本框分布,在此基础上的系统和随机抽样区别已经削弱,因此两种方法均能获得较好的效果。同样,对于不同的类别,其位置分布情况、内部组织结构的松紧程度虽有所不同,但在分层的作用下,其分布和结构按照预分类样本框内目标物的比例进行了大致有序化的调整,并且各层均在等概率条件下抽样,这保证了分层抽样的总

量估计精度基本不受类别的空间分布影响。

另外,在实际应用中,抽中样本内目标物的数量如果通过野外调查等方式来确定,可将本实验的网格抽样框用大小相近的多边形框代替,以方便实地操作,总量估计仍将保持不变。

参考文献 (References)

[1] Liu J Y. Macro Investigation and Dynamic Research of Chinese Resource Environmental Remote Sensing [M]. Beijing: China Science and Technology Press, 1996. [刘纪远. 中国资源环境遥感宏观调查与动态研究 [M]. 北京: 中国科学技术出版社, 1996]

[2] Wu B F, Li Q Z. Crop Acreage Estimation Using Two Individual Sampling Frameworks with Stratification [J]. Journal of Remote Sensing, 2004, 8(6): 551—569 [吴炳方, 李强子. 基于两个独立抽样框架的农作物种植面积遥感估算方法 [J]. 遥感学报, 2004, 8(6): 551—569]

[3] Minasny B, McBratney A B, Walvoort D J J. The Variance Quadratic Algorithm: Use for Spatial Sampling Design [J].

Computers and Geosciences 2007 33: 383–392.

[4] Wang J F, Liu J Y, Zhuan D F, et al. Spatial Sampling Design for Monitoring the Area of Cultivated Land[J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(2): 263–284.

[5] Wang J F, Haijing R, Wise S. A Design for Spatial Sampling of China Drought, Flood and Earthquake Disaster Monitoring[J]. Progress in Natural Science, 1999, 9(4): 336–345. [王劲峰, Haijing R, Wise S. 中国干旱, 洪水, 地震灾害监测空间采样设计[J]. 自然科学进展, 1999, 9(4): 336–345.]

[6] Li L F, Wang J F, Liu J Y. Spatial Sampling Optimized Decision-making of National Land Remote Sensing Investigation[J]. Science in China Ser. D Earth Sciences, 2004, 34(10): 975–982. [李连发, 王劲峰, 刘纪远. 国土遥感调查的空间抽样优化决策[J]. 中国科学 D 辑 地球科学, 2004, 34(10): 975–982.]

[7] Liu H Q. Sampling Method With Remote Sensing for Monitoring of Cultivated Land Changes on Large Scale[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2001, 17(2): 168–171. [刘海启. 大尺度耕地变化监测的遥感抽样方法研究[J]. 农业工程学报, 2001, 17(2): 168–171.]

[8] Jiao X F, Yang B J, Pei Z Y. Paddy Rice Area Estimation Using a Stratified Sampling Method with Remote Sensing in China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2006, 22(5): 105–110. [焦险峰, 杨邦杰, 裴志远. 基于分层抽样的中国水稻种植面积遥感调查方法研究[J]. 农业工程学报, 2006, 22(5): 105–110.]

[9] McBratney A B, Webster R. The Design of Optimal Sampling Schemes for Local Estimation and Mapping of Regionalized Variables[J]. Computers and Geosciences, 1981, 7: 331–334.

[10] Brus D J, Stijten L E M, de Gruijter J J. A Sampling Scheme for Estimating the Mean Extractable Phosphorus Concentration of Fields for Environmental Regulation[J]. Geoderma, 1999, 89: 129–148.

[11] Brus D J, de Gruijter J J, van Groenigen J W. Designing Spatial Coverage Samples Using the K-means Clustering Algorithm[A]. Lagacherie P, McBratney A B, Volz M. Digital Soil Mapping: An Introductory Perspective[C]. Amsterdam: Elsevier, 2006.

[12] Gallego F J. Stratified Sampling of Satellite Images with a Systematic Grid of Points[J]. International Society of Photogrammetry and Remote Sensing Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2005, 59: 369–376.

[13] Chen Y K, Hu R. The Theoretic Structure and Computerized Realization of Stratified Audit Sampling[J]. The Theory and Practice of Finance and Economics, 2003, 24(125): 78–80. [陈月昆, 胡荣. 分层审计抽样的理论架构与计算机实现[J]. 财经理论与实践, 2003, 24(125): 78–80.]

[14] Wang S G, Chen W H, Gao L D. Probability Theory and Mathematical Statistics[M]. Beijing: Science Press, 2000. [王松桂, 程维虎, 高旅端. 概率论与数理统计[M]. 北京: 科学出版社, 2000.]

Sensitivity Analysis of Pre classification Accuracy Based on Remote Sensing Image to Ground Area Estimation from Spatial Sampling

JIA Bin^{1,2}, ZHU Wen-quan¹, PAN Yao-zhong¹, SONG Guo-bao¹, HU Tan-gao¹
(1 State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, College of Resources Science & Technology,
Beijing Normal University, Beijing 100875, China;
2 College of Computer & Information Science, Southwest University, Chongqing 400715, China)

Abstract The traditional ground area measurement is limited by accuracy and efficiency. Remote sensing technology helps improve both but alone still far from satisfaction. Therefore, we proposed a spatial stratified sampling method based on remote sensing. The basic idea is using up to date remote sensing images to guide the target stratified sampling by a general classification, other than by those obsolete background knowledge databases. In order to validate the improvement on accuracy of calculating the real quantity with actually it unknown (which is just our goal to estimate), we took the early classification map from the remote sensing image (in this experiment, we used part of one scene of TM image covering Beijing area, a size of 4800×4800 Pixels and classified into 5 different types, 3 of which were chosen as the laboratorial quasi-real target (proportions vary from 7% to 32%)).

The detail methods and operations are described in the following steps: Firstly, we played back simulated pre-classification result which completely contains the target by iteratively adding error class pixels around the outskirts of the target to a demanded proportion; secondly, we arranged square boxes (with a size of 20×20 Pixels) on the pre-classification image, excluded zero target ones and divided the rest into 5 strata according to the proportion of in-box pre-classification target area (Pixels), randomly or systematically chose the samples. And then we estimated the gross by summing up the actual pixels in each sample proportion. Finally, we analyzed and compared the quality and variation of estimation accuracy repetitiously with different land cover types, different pre-classification precision levels and two methods of random and system in stratum.

The results mainly presented the relationship between estimation accuracy and pre-classification accuracy in each target type, which showed that the estimation accuracy degraded when the stratified sampling method was aided with rough pre-classifications (accuracy less than 40%), but remarkably reached higher accuracy and stabilization than those of unsupported random or systematic sampling methods with pre-classification above a certain accuracy level. For the former situation, the degradation is mainly caused by the extreme inconsistency of area distributing direction poorly classified and does not take place in common classifications.

In general, this method has its best cost efficiency at 50% pre-classification accuracy, a case of which is that the accuracy of the estimators for each target class with all proportions at 0.5% sampling ratio level and 95% confidence level can be acquired above 92% when the accuracy of pre-classification reaches 60%. During the study, we innovated in the following aspects: first, we created a simulated classification map with an assumed given target, and this map worked properly to show up the real situation; second, with the help of pre-classification from remote sensing images, the stratified sampling method can be much more effective and precise, and less in need of prior knowledge.

Key words: spatial sampling; random; system; stratification; classification; estimation accuracy