

两种水稻种植面积遥感提取方案的分析

方红亮

(中国科学院地理研究所, 北京 100101)

提 要 文章以湖北省江陵县的水稻面积提取为例, 对这两种方案(分别称之为 A 方案和 B 方案)进行了非监督分类试验。结果表明, 在非监督分类过程中 B 方案明显优于 A 方案, 所提取的水稻面积精度也在 84% 以上。

关键词 水稻种植面积 遥感提取 方案

为了精确地从卫星影像上提取农作物信息, 统计预报某一行政区内的农作物面积, 前人已在这方面做了大量工作^[1~4]。实践表明, Landsat-TM 影像能有效地提取各种作物信息, 包括水稻、小麦、棉花等。要统计某一行政区如一个县一个乡的作物面积, 不外乎用两种方法: 一种方法(称之为 A 方案)是先用行政界线去切下目标区的 TM 影像, 然后再对目标区的影像进行分类。对分类结果进行统计, 统计结果就是目标区的作物面积, 即“先切再分类”。这种方法因为只对行政界线内的影像进行处理, 也就减少了计算机处理的工作量^[5]。另一种方法(称之为 B 方案)是先对包含了目标区的 TM 影像进行分类, 然后用行政界线去切分类结果, 最后进行统计得到目标区的作物面积, 即“先分类再切”。对于这两种方案, 到底有没有区别, 哪种方案较好, 以往极少有材料涉及。本文以湖北省江陵县的水稻种植面积提取为例, 对这两种方案进行了比较和分析。

1 不同方案水稻种植面积遥感提取的分析

根据上面提到的 A 方案(先切再分类)和 B 方案(先分类再切)对以往有关工作进行区分, 发现大多数的工作采用的是 A 方案。

1.1 先切再分类(A 方案)

张宏民等^[6]在研究通县的小麦种植面积时, 先用县边界点把要分割的范围确定下来, 并只显示分割区, 然后进行密度分割处理得到小麦种植面积。金丽芳等^[7]在棉花播种面积的遥感监测中, 用地形图上获嘉县的行政界线去截取一个只包括获嘉县的子区。接下来用分段拉伸的图像平滑化技术提取棉花信息, 获得棉田分布图。李旭文^[8]用 1:2.5 万苏州市城市地图对苏州市的行政边界进行数字化处理, 使 TM 边界内外的像元分离, 然后对边界内像元进行图像信息提取, 并进一步做地学分析。

国外学者也多采用 A 方案进行土地利用/土地覆盖分类。Rutchey 和 Vilchek^[9]运用 Landsat MSS 和 SPOT HRV 对内陆湿地水生 Macrophyte 进行监测。首先, 作者从 UTM 投影的地图上数字输入研究区边界并用此边界切除在研究区外的影像。接下来的影像处理

来稿日期: 1996-07; 收到修改稿日期: 1997-05。

工作, 作者用了非监督分类方法, 先预分成 30 类, 然后聚合成 7 类^[10]。Bauer 等^[11]利用 Landsat TM 数据调查美国明尼苏达州森林资源时, 先把三景 TM 影像作了镶嵌, 并用研究区(共 5 个县)的外界切下研究影像, 然后作非监督分类得到 11 种森林覆盖类型。

上述诸多研究人员运用 A 方案处理影像时, 大多用非监督方法进行自动分类, 当然也有采用监督分类方法的。Ray 等^[12]介绍了运用 RS-IB 和气象卫星数据在印度进行棉花估产的工作。作者先切下目标区影像, 然后用最大似然法进行分类统计棉田的面积。A 方案也已用于土耳其的小麦面积估算工作中^[13], 作者用的也是监督分类方法。

除了机助自动分类, 在目视判读中也可以运用 A 方案的原理, 不妨称之为“先切再判读”。如雷莉萍等^[14]在利用 TM 影像进行县级的土地利用制图与农业分区研究中, 先用县行政边界切取 TM 影像再进行 TM 4, 3, 5 的 RGB 合成, 制成 1:5 万比例尺 TM 假彩色合成图像, 再进行全县土地利用判读, 可以准确地判读出二级地物。

1.2 先分类再切 (B 方案)

虽然以往的工作大多用的 A 方案, 但也有使用 B 方案进行面积统计的。

赵锐等^[15]在“无锡遥感水稻估产探索”一文中, 运用多元辅助信息 Bayes 分类方法对 Landsat-TM 图像进行分类, 全县共分成 7 类。接下来计算每个乡的水稻种植面积, 就把上面的分类结果套合到由 GIS 提供的乡界上, 即可得出结果, 精度达 90% 以上。吴炳方等^[16]在进行湖北省水稻种植面积提取时, 运用半自动分类方法, 先对 TM 数据进行分类处理。在进行水稻种植面积的行政单元统计中采用 ARC/INFO 命令, 得到每个地区的水稻种植面积, 精度在 85% 以上。

Hall-Konyves^[17]介绍了瑞典农作物遥感监测的基本原理与技术。作者运用最大似然方法进行自动分类并用平滑滤波器作分类后处理。这是典型的 B 方案在监督分类中的应用。作者强调“分类前没有遮去任何区域”(No area was masked out prior to classification)。

由以上论述可以看出, A、B 两种方案都已在作物面积估算或土地利用/土地覆盖分类中得到应用。A 方案已用于监督分类和非监督分类中, 而 B 方案主要用于监督分类。B 方案在非监督分类和目视解译中都极少用到。作者结合自己的试验, 运用非监督图像处理办法, 比较两种方案在江陵县水稻面积提取中的应用效果。

2 A、B 方案分类试验及结果

为了对比 A、B 两种方案的效果, 作者设计了如下试验(图 1)。试验所用图像处理软件为 ERDAS 8.1。具体流程如下:

(1) 将 TM 影像(124-39 幅)磁带数据回放至 SUN 工作站硬盘上, 形成 LAN 文件(NPUT)。

(2) 在影像上显示江陵县行政边界并选取一个矩形框恰好外接江陵县全境。用此框去截取 124-39 幅影像的江陵县部分(CUTTER), 所得结果如图版 I 的照

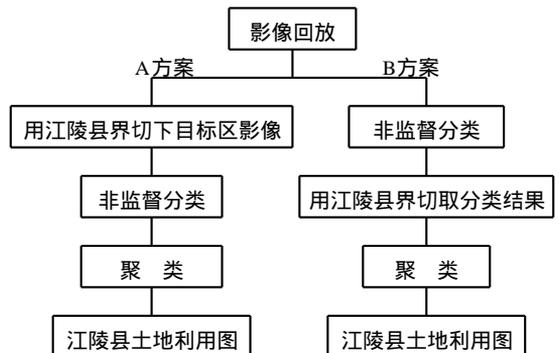


图1 A、B两方案试验流程图

Fig 1 Flow chart of the experiment

片 1。照片 1 中的封闭曲线就是江陵县县界。

(3) 对于 A 方案, 先用江陵县界将研究区影像切下, 并进行非监督分层分类 (CLUSTER), 预分成 50 类, 图 2 显示了各类别所占的百分比。

(4) 对于 B 方案, 则可直接进行非监督分类, 也用分层分类方法 (CLUSTER), 预分成 50 类, 然后用江陵县县界截取分类结果 (图 2)。

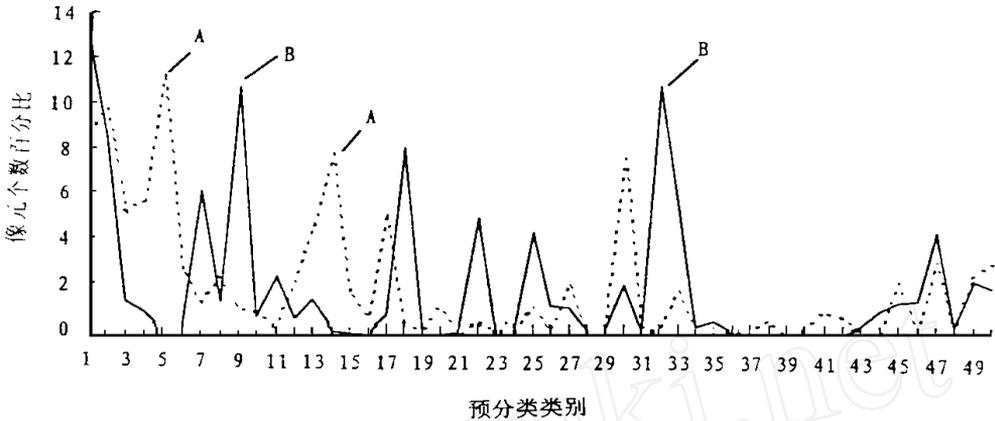


图 2 A、B 两方案非监督预分类结果图

Fig. 2 Unsupervised classification result of strategy A and strategy B

(5) 参考有关的土壤图、邻近监利县的土地利用图和 1:5 万地形图, 对 B 方案非监督分类结果进行聚类, 聚类方案显示在表 1 中。聚类结果如图版 I 的照片 2 所示。

以上各步中, 在用江陵县县界进行截取时, 江陵县县界的像元个数 (线宽为一个像元) 只占江陵县全县像元总数的 0.442%, 因此面积统计时由边界像元引起的误差可以忽略不计^[7]。

3 试验结果与应用分析

3.1 A、B 两方案的聚类效果分析

上面分类试验的第 5 步作者只对 B 方案的结果进行了聚类, 因为 A 方案分类结果的类别区分效果不如 B 方案, 这从各类所占非零像元的百分比 (图 2) 也可以看出来。最后采用的工作方案 (B 方案) 就是根据一些明显的分界点, 划分出聚类方案, 剔除占总像元数在 1% 以下的类别, 然后进行目视判读—聚类的结果 (图版 I 的照片 2)。

在图 2 中运用 A 方案所得各类像元个数百分比超过 2% (平均值) 的只有 14 类, 运用 B 方案却有 17 类。这说明 B 方案非监督分类结果就具备较好的聚类效果。A 方案下前 6 类占总非零像元个数达 43%, 像元过分集中在前面一些类别, 类别混淆现象在所难免。而 B 方案前 6 类只占非零像元个数的 23.28%。这表明各主要地物类别并未集中在前面几类, 而是在后面的第 7、9、19、22、25、32、47 类处形成主要峰值。依据这些峰值, 判断出了这些主要峰值类的所属地物类别, 聚类过程也就基本上完成了 (表 1 及图版 I 的照片 2)。

表 1 B 方案非监督分类—聚类方案

Tab. 1 Strategy B unsupervised classification-recoding result

类 别	像元数	面积 (hm ²)	%	类型名
0	4 539 354	408 541.80		背 景
1	205 234	18 471.06	7.11	早 稻
2	448 734	40 386.05	15.54	中 稻
3	1 009 346	90 841.13	34.95	水浇地
4	443 060	39 875.40	15.34	深水区
5	35 656	3 209.04	1.23	居民点
6	41 146	3 704.76	1.43	浅水区
7	128 297	11 546.73	4.44	稀疏树林
8	259 634	23 367.06	8.99	裸 地
9	214 179	19 276.11	7.42	低 地
10	103 042	9 273.78	3.57	其 它
总计*	2 888 346	259 951.10	100	

* 总计行基于非零像元。

方案A 作者只给出了预分成 50 类的效果 (图 2), 未进行进一步的聚类。当然也可以做, 但肯定要比B 方案复杂, 而且精度也不一定会高 (作者分别用A、B 方案将研究区预分成 70 类, 结果表明A 方案的类别区分效果还是不如B 方案)。

根据遥感数字图像处理原理^[18], 监督分类是在选了训练区后计算训练区的有关参数, 然后把待分类像元值与训练区参数进行比较, 根据有关准则进行归类。因此只要训练区在研究区范围内, 分类就不受研究区以外像元值的影响, 而只考虑单个像元与训练区参数的近似程度。非监督分类 (如分层分类) 则是先对全图进行参数 (均值、方差等) 统计, 然后逐点把像元值与这些参数进行比较归类。如果计算的范围不同, 所得到的判别参数也就不一样, 其分类结果当然会有差异。在上述试验中, 方案A 中先截取江陵县范围内的影像, 分类参数的统计仅仅计算了县界内的像元值, 这些参数还不能反映县界外同类地物的光谱特征; 而方案B 中分类参数的统计包括了江陵县外接矩形范围内的所有像元, 这样得到的分类参数考虑了县界内外地物的整体性和县界外地物的光谱特征, 其分类结果当然也更全面, 更有代表性。

在国家“八五”课题“重点产粮区主要农作物估产”的研究工作中, 作者分析了A、B 方案的预分类图和图 2 之后, 采用方案B 来提取江陵县的水稻面积, 得到早稻面积精度为 90.9%, 中稻为 84.6% (表 2), 基本达到预计要求。

表 2 1992 年江陵县水稻面积估算精度评价表

Tab. 2 Comparison of rice area from statistics and unsupervised classification result from strategy B

	估算面积 (10^3 hm^2)	农调队资料 (10^3 hm^2)	精度 (%)
早 稻	18.47	16.79	90.9
中 稻	40.39	34.13	84.6

3.2 A、B 两方案在土地利用/土地覆盖分类中的应用

本文的试验是以水稻种植面积的提取为例来进行的,对于其它农作物如小麦、玉米、棉花等的种植面积提取,也可以分析A、B两种工作方案的不同效果。使用监督分类方法,A、B两种方案并无本质区别。以往采用B方案进行作物面积估计的,据目前掌握的资料,使用的都是监督分类的方法。用非监督分类方法,B方案优于A方案。根据我们的试验结论,在小麦、棉花等农作物的面积估算中^[6,7],如果用B方案,即先进行分类再截取目标区进行面积统计,效果应该会更好。

土地利用/土地覆盖分类的原理与作物面积提取类似。稍有不同的是前者的目标是为了区分所有的地物类别,后者是为了提取作物专题信息。因此,从上述结论推广,在土地利用/土地覆盖分类中^[8~11],也应该使用B方案。

3.3 不同方案在目视判读中的效果分析

雷莉萍等^[14]先切取目标区TM影像,然后再进行目视判读。虽然他们没有用计算机自动分类的方法,但是目视判读最好也采用B方案。人们在判读图像时,首先考虑的是地物的整体性,从光谱密度关系和相邻空间关系出发,用肉眼在图像上分离出一块块色调较为均匀的图斑,然后再综合其它知识确定所属类别^[19]。如果先用县界切下TM假彩色影像图,再做土地利用判读,势必就破坏了县界上地物的整体性和光谱亮度关系以及相邻的空间关系^[20,21],影响到边界附近土地利用类型判读的准确性,甚至会影响全县土地利用图的判读,因此目视判读时也应尽量利用全景图,判读完成后再切下目标县进行土地利用分析。

在以上讨论中,不论哪种方案都必须注意到边界像元的计算会带来的误差^[21]。Rao和Mahankumar^[22]详细介绍了空间精度与边界像元对面积估算的影响。一般情况下,如果边界像元所占比例较小(本文的试验中,只占0.442%),边界像元的影响可以忽略。

4 结论

通过以上试验及分析,有如下结论:

(1) 利用遥感影像进行某一区域作物面积估计时,如果用非监督分类,则用B方案较好,所处理的影像应比这个研究区大,先利用自动分类方法进行分类,再利用区域边界截下分类结果进行面积统计。如果用监督分类方法,则A、B两方案均无影响。如果进行屏幕目视判读,也应先判读再用区域界线截取判读结果作进一步分析。

(2) 文中以湖北省江陵县的水稻面积提取为例,比较分析了A、B两方案在非监督分类中的异同。对于其它农作物的面积提取,如小麦、玉米等,其结果应该是一样的。更进一步讲,在应用遥感技术进行土地利用/土地覆盖分类工作中,也必须注意到A、B两方案的区别。

(3) 文中试验了 Landsat-TM 的非监督分类效果。对于精度只有 1.1 km 的 NOAA-AVHRR 图像, 以及精度达 10 m 的 SPOT 影像, 有待进一步试验, 其试验结论应该与 TM 的结果是一致的。

(4) 本文的工作区只是一个县的范围。如果大到一个地区或全省范围, 应该如何进行影像处理, 则是进一步值得考虑的方向。这会遇到多景的镶嵌问题以及机器容量的限制。另外, B 方案中不一定要用外接矩形, 可以用其它多边形, 那么这个多边形的形状及大小, 也值得进一步研究。

参 考 文 献

- 1 MacDonald R B, Hall F G. Global crop forecasting. *Science*, 1980, **208**: 670~ 679.
- 2 Boatwright G O, Whitehead V S. Early warning and crop condition assessment research. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 1986, **24**(1): 54~ 64.
- 3 徐希孺. 环境监测与作物估产的遥感研究论文集. 北京: 北京大学出版社, 1991.
- 4 陈沈斌. 小麦、玉米和水稻遥感估产技术试验研究文集. 北京: 中国科学技术出版社, 1993.
- 5 Star J, Estes J. Geographic information system: an introduction. New Jersey: Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1990: 218.
- 6 张宏名, 王家圣, 卢圣光等. 用 TM 图像估算作物面积的方法. 见徐希孺主编. 环境监测与作物估产的遥感研究论文集. 北京: 北京大学出版社, 1991: 77~ 80.
- 7 金丽芳, 蔡养廉, 陈传珂等. 棉花播种面积的遥感监测. 见徐希孺主编. 环境监测与作物估产的遥感研究论文集. 北京: 北京大学出版社, 1991: 81~ 85.
- 8 李旭文. 主成分变换和彩色变换在 TM 图像信息提取中的应用——以苏州市为例. *环境遥感*, 1992, **7**(4): 251~ 260.
- 9 Rutchey K, Vilchek L. Development of an Everglades vegetation map using SPOT image and the global positioning system. *PE&RS*, 1994, **60**(6): 767~ 775.
- 10 Jensen J R, Rutchey K, Koch M S et al. Inland wetland change detection in the Everglades Water Conservation Area 2A using a time series of normalized remotely sensed data. *PE&RS*, 1995, **61**(2): 199~ 209.
- 11 Bauer M E, Burk T E, Ek A R et al. Satellite inventory of Minnesota forest resources. *PE&RS*, 1994, **60**(3): 287~ 298.
- 12 Ray S S, Pokharna S S, Ajai et al. Cotton production estimation using IRS-1B and meteorological data. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, **15**(5): 1085~ 1090.
- 13 Pestemali V, Dinc U, Yegingil I et al. Acreage estimation of wheat and barley fields in the Province of Anana, Turkey. *International Journal of Remote Sensing*, 1995, **16**(6): 1075~ 1085.
- 14 雷莉萍, 戴昌达. TM 图像在县级土地资源调查与开发规划中的应用研究. *环境遥感*, 1989, **4**(4): 267~ 272.
- 15 赵锐, 戴锦芳, 江南等. 无锡遥感水稻估产探索. 见陈沈斌主编. 小麦、玉米和水稻遥感估产技术试验研究文集. 北京: 中国科学技术出版社, 1993: 214~ 219.
- 16 吴炳方, 刘海燕. 水稻种植面积估计的运行化遥感方法. *遥感学报*, 1997, **1**(1): 58~ 63.
- 17 Hall-Knyves K. Crop monitoring in Sweden. *International Journal of Remote Sensing*, 1990, **11**(3): 461~ 484.
- 18 Jensen J R. Introductory digital image processing. New Jersey: Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1992: 215~ 225.
- 19 王杰生. 遥感图像应用处理中的一个分类新算法——模拟目视分辨法. *环境遥感*, 1992, **7**(2): 125~ 130.
- 20 Henebry G M. Detecting change in grasslands using measures of spatial dependence with Landsat TM Data. *Remote Sensing of Environment*, 1993, **46**: 223~ 234.
- 21 Crapper P F. An estimate of the number of boundary cells in a mapped landscape coded to grid cells. *PE&RS*, 1984,

50(10) 1497~ 1503

- 22 Rao P P N, MohanKumar A. Cropland inventory in the command area of Krishnarajasagar project using satellite data *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 5(6) 1295~ 1305

A D I S C U S S I O N O N T W O S T R A T E G I E S A P P L I E D T O E S T M A T E R I C E P L A N T I N G A R E A O F A N A D M I N I S T R A T I V E D I V I S I O N U S I N G R E M O T E S E N S I N G T E C H N I Q U E

Fang Hongliang

(*Institute of Geography, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101*)

Key words rice planting area, remote sensing technique, strategy

Abstract

In crop yield estimation using remotely sensed data, it usually needs to calculate the crop planting area in a particular administrative division. Most previous investigators do as follows: first, they cut down the target image of the study area with the administrative boundary, then conduct land cover/use classification and crop identification work, and finally calculate the crop area. Other researchers conduct the land cover/use classification work first and then cut down the study area with administrative boundary, and calculate the crop area at last. We call these two methods strategy A (cut and classify) and strategy B (classify and cut) respectively. In this paper, we applied these two strategies to rice planting area identification. Our results indicate that strategy B is obviously better than strategy A in the unsupervised- cluster process and the accuracy is over 84%.

Previous work

The author tried to retrieve as many as possible previous works on land cover/use classification and on crop area calculation in an administrative division. It showed that much of these works was done based on strategy A (cut and classify) using supervised or unsupervised automatic classification method as well as visual interpretation. Strategy B (classify and cut) was used by fewer investigators, in cases supervised classification method was applied.

Study area and data

The study area we selected is the county of Jiangling in Hubei province, China. Jiangling county, located in the middle Changjiang River Plain, is a major rice production county in Hubei province. The early rice is sowed in the third ten days of March or the first ten days of April and transplanted in the third ten days of April or the first ten days of May. The moderately late rice is sowed in the first ten days of May and transplanted in the third ten days of June.

According to the farming practice of the area, Landsat-5 TM CCT, dated 8 June, 1992, when it was clear and cloudless, with scene of Path-124, Row-39 containing the whole county,

was acquired from the Chinese Satellite Ground Station. The image processing system we used is ERDAS software and ARC/INFO GIS software is also supplementally used.

Moreover, 1:50000 scale topographic maps, recent vegetation type maps, soil maps, land cover/use maps and other ancillary information were available.

Methods and results

The process to compare the two strategies was described in detail in this part. For strategy A, similar to previous works, we cut down the image of Jiangling county with its boundary stored in a GIS which was built with ARC/INFO software. Then, unsupervised classification was applied and 50 classes were got at first and then recoded into 10 major land cover types referring to the soil maps and topographic maps.

As to strategy B, an image containing Jiangling county was cut down with a circumbox and then go on with unsupervised classification. Fifty classes were got firstly and then recoded into 10 major land cover types also. The classification result was cut down with the same boundary as strategy A. The thematic rice area was extracted using the above two strategies.

Results analysis and discussion

The results indicated that strategy B is obviously better than strategy A in the unsupervised classification-recoding process. For supervised classification, it made no difference whether strategy A or strategy B was applied. It is expected that some previous visual interpretation results would also be improved if strategy B was used instead of strategy A. The same results can be got for NOAA-AVHRR and SPOT images.

Conclusions and further research

In summary, it may be said that strategy B is far more suitable and robust in the unsupervised classification-recoding process than strategy A. Strategy B, rather than strategy A, should be of first consideration in similar projects. Applying this strategy in our study, the accuracy of the rice area identified is exceeding 84%.

In practical use, the rice planting area is always much larger than our study area. A larger crop cultivated area may cover several TM scenes which have different ground spectral and spatial characteristics. Although strategy B can properly be used in one scene, problems will occur if it is applied to multi-scenes. How to cope with this problem still needs further research.

作者简介

方红亮, 男, 1971年生, 1993年毕业于华东师范大学地理系, 1996年8月毕业于中科院地理研究所并获硕士学位。目前为中科院地理所资源与环境信息系统国家重点实验室博士生。主要兴趣在于遥感、地理信息系统应用于资源环境监测等方面。