

运用多层次迭代方法进行遥感数据的土地覆盖分类

李培军 黄颖端

北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871

摘要 在分析运用不同时相 SPOT 5 和 LANDSAT ETM+ 多光谱数据以及变差函数纹理进行土地覆盖分类的基础上, 选择适合每一土地覆盖类别的最佳数据组合, 运用多层次迭代方法分步提取不同的土地覆盖类别. 该方法综合利用不同时相、不同分辨率的数据及图像纹理信息, 明显改善了图像分类的精度. 所提出的方法和思路, 可运用到类似的应用中.

关键词 多时相 迭代分类 纹理 土地覆盖 图像分类

土地覆盖分类是遥感应用最广泛的领域之一, 而运用多时相的遥感数据进行土地覆盖的分类是获取准确的土地覆盖/利用数据的有效方法之一. 运用多时相遥感数据分类的优势在于, 不同植被类型在不同时相的图像上表现出不同的光谱特征^[1], 而在单一时相的图像上, 许多植被类型的光谱特征相似. 在多时相的遥感数据分类中, 多层次的分类方法(hierarchical classification)是常用的方法之一^[2,3]. 该方法也称分层分类(layered classification)^[2]、多阶段分类(multi-stage classification)^[2]或分步混合分类(stepwise hybrid classification)^[3]. 该类方法采用分步(stepwise)的分类策略, 分类过程的每一步(或层次)采用不同的数据组合和分类方法进行, 提取一类或几类, 可更有效地运用各种数据和分类方法, 获得比单步分类(single-stage classification)更高的精度. 在具体的分类中所采用的分类策略不同, 需要根据所用数据和待分的土地覆盖类别来确定. 在已有的多层次分类研究中, 通常在每一步中采用某个单一的参数(如植被指数)作为阈值来对某个类别进行分类^[2], 没有考虑像元间存在的空间相关关系, 如纹理等; 而且所用的不同时相数据的分辨率相同. 本文尝试采用多层次迭代分类方法和不同分辨率的多时相数据进行土地覆盖分类, 并将纹理信息加入分类过程中.

1 研究区与数据

本文选择河北省衡水湖地区作为实验区(图1), 该地区是华北地区惟一的国家级湿地自然保护区. 区内地势平坦, 有大片的农田, 主要的作物为棉花、冬小麦和玉米, 其中冬小麦和玉米是轮作的; 经济作物以苹果、梨等为主. 其他植被类型包括林地、芦苇和草地.

根据农作物的季相和植被的生长周期, 采用2002年9月获取的 SPOT 5 多光谱数据(分辨率为10 m)和2001年7月初获取的 LANDSAT 7 ETM+ 多光谱数据(1~5及7波段的分辨率为30 m)作为实验数据. 7月初, 玉米刚刚种上不久, 玉米田尚未完全被植被覆盖, 其他植被则十分茂盛; 9月不同植被呈现不同的状态. 不同分辨率的数据可提供相互补充的信息.

首先利用1:1万地形图, 对 SPOT 5 数据进行几何纠正, 然后将 ETM+ 图像与纠正过的 SPOT 5 图像精确配准, 并重采样到10 m 像元大小, 配准的误差均低于0.35个像元(3.5 m). 由于将不同时相数据直接合成进行分类时, 不需进行大气纠正^[4], 因此, 未对数据进行大气纠正. 一个大小为2180×2060像元的图像子区用于本研究(图1).

根据研究区内的植被覆盖和相关土地利用状

2003-07-30 收稿, 2003-10-27 收修改稿

E-mail: pjli@pku.edu.cn



图1 研究区的 SPOT 5 图像(第 4 波段)

况, 将其分为10个土地覆盖/土地利用类别(表 1).

表 1 研究区主要的土地覆盖类型及用于图像分类的训练和检验样品数

地物类型	训练像元数目	检验像元数目
1 农村居民点	3303	7657
2 裸地	1801	2194
3 棉田	3681	4105
4 水体	5083	4745
5 玉米	7950	12777
6 芦苇	5322	5774
7 草地	299	134
8 林地	608	572
9 果园	2750	2536
10 城市	3414	3004
合计	34211	43498

2 方法

本文采用的多层次分类方法的策略是: 首先利用最大似然法对各种不同数据组合进行分类, 在分析各种组合的分类精度的基础上, 确定最终的层次分类方法. 参与分类的数据, 除了光谱数据外, 还包括图像的纹理信息. 另外, 由于采用了不同分辨率的数据, 需针对不同分辨率数据的分类结果, 进行适当的选择.

图像空间分辨率的变化对分类精度的影响有两

方面: 一方面, 随着分辨率的提高, 纯的像元数增多, 混合像元数减少, 总体分类精度会提高; 但另一方面, 分辨率的提高, 可分辨的亚类(sub-class)数量增多, 每个类的内部的变化增大, 每一类内部的方差增大, 会降低总体分类精度. 因此, 对某些类别来说, 高分辨率数据会取得高的分类精度, 而对那些内部变化大的类别, 低分辨率的数据可获得高的分类精度.

将图像的纹理信息加入到分类中, 是提高分类精度的重要方法之一. 本文采用地统计学中的变差函数来提取图像纹理, 其表达式为^[5]

$$\gamma(\mathbf{h}) = \frac{2}{2N(\mathbf{h})} \sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} [DN(x_i + \mathbf{h}) - DN(x_i)]^2, \quad (1)$$

式中 $N(\mathbf{h})$ 为相距 \mathbf{h} (称为滞后距离, lag distance) 像元对的数量, $DN(\cdot)$ 为像元 x_i 和 $x_i + \mathbf{h}$ 的灰度值. 该表达式定量描述了像元间的空间相关性, 已被广泛运用于提取图像纹理并用于图像分类中^[6, 7].

提取地统计学图像纹理需要确定的因素包括: 窗口大小、滞后距离的大小和方向性. 本文采用滞后距离为 1 个像元, 4 方向(NS, EW, NW-SE, NE-SW)平均(全向纹理, omnidirectional texture); 窗口大小通过实验来确定, 分别用 3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9 等不同窗口大小来计算纹理. 结果表明, 即使采用 3×3 的窗口, 类的边缘误差仍较大. 为了减少边缘的分类误差, 我们只选用与中心像元(待计算纹理的像元)相邻的 4 个像元(水平和垂直方向)来计算纹理, 称为四邻点方法, 相应的变差函数表达式为

$$\gamma_{i,j} = \frac{1}{2 \times 4} [(DN_{i,j} - DN_{i+1,j})^2 + (DN_{i,j} - DN_{i,j+1})^2 + (DN_{i,j} - DN_{i-1,j})^2 + (DN_{i,j} - DN_{i,j-1})^2], \quad (2)$$

其中 $DN_{i,j}$ 为图像中位置为 (i, j) 的像元值, $\gamma_{i,j}$ 为第 (i, j) 个像元的纹理值.

由于 SPOT 5 具有高的空间分辨率, 具有更丰富的空间信息, 因此, 运用 SPOT 5 数据进行纹理

计算。

本文运用如下的数据组合进行分类:单时相的 SPOT(4 波段)分类、单时相的 ETM+(6 波段, 1~5 和 7 波段)分类, 综合不同组合的 SPOT 和 ETM+ 分类, 加入图像纹理的多时相分类, 基于主成分分析的多时相分类。分类训练区和检验区根据野外考察资料、现有土地利用图和地形图(比例尺均为 1:1 万), 分别独立地从图像上选取(表 1)。分类后的精度通过计算混淆矩阵得到。

多层次分类方法是根据上述分类结果来确定, 基本思路为: 首先将上述所有组合的分类结果进行对比, 选取与每一类相对应的分类精度最高的数据组合; 然后, 根据各类的分类精度确定迭代分类的顺序, 并依据这个顺序进行多层次的迭代分类。每次迭代采用与某一类相对应的最佳数据组合, 每次迭代后将该类提取出来, 进行掩膜(masking), 不参加下一次的分类, 然后用另外的数据组合对其他类别进行分类。如此类推, 直到剩下少数几类, 且迭代方法不能进一步改善这些类的分类精度时, 综合选择一个较好的数据组合, 对余下的类别进行分类。

最佳数据组合的选择采取如下原则: 由于每一类的精度包括生产者精度和用户精度, 当一个方法使某一类的生产者精度和用户精度都最高时, 就选取该方法。如果在一种方法中某一类的一项精度较高但另一项精度相对较低时, 则选择能使该类的生产者精度和用户精度之和为最高的那一种数据组合。

迭代顺序的选择原则为:

(1) 生产者精度高的类别先进行分类和

提取;

(2) 如果两个类别比较精度时, 某一项精度较高但另一项精度较低时, 选择生产者精度和用户精度的和为最高的类别先参加分类;

(3) 如果两个数据组合的生产者精度和用户精度和相同或相差小于 1% 时, 取生产者精度高的数据组合。

为进一步提高精度, 对多层次迭代分类的结果, 采用 3×3 的众数滤波(majority filtering)进行了平滑处理。

3 结果与讨论

利用 SPOT 5 数据的 4 个多光谱波段分类的混淆矩阵见表 2。从表 2 可以看出, 其总体精度为 74.14%, 但各类的分类精度差别很大: 棉田和水体的光谱特征较均一, 它们的分类精度最高; 其他植被类的光谱特征相似, 类间的混淆明显, 因此, 植被类的用户精度和生产者精度差别很大。林地的空间尺寸较小, 且与其他植被类的光谱特征相似, 因此分类精度很低; 农村居民点和裸地的混淆明显。

ETM+ 的分类精度为 81.75%, 比 SPOT 5 的分类精度略高, 但一些类的精度明显低于 SPOT 5 的分类, 如棉田和水体; 但城市的分类精度明显比在 SPOT 5 分类中高, 生产者精度提高 3%, 用户精度提高 14%; 主要由于城市内部是高度不均一的, 而低分辨率 ETM+ 图像上其内部相对均一, 因此, 分类精度高。其他类别的分类精度相似。

表 2 SPOT 5 图像分类的混淆矩阵^{a)}

(单位: %)

	农村居民点	裸地	棉田	水体	玉米	芦苇	草地	林地	果园	城市	生产者精度	用户精度
农村居民点	61.81	15.00	0	0	0	0.07	0	0	0	8.09	61.81	89.15
裸地	23.85	82.13	0.02	0	0.05	3.79	0.75	0.17	0.32	0.60	82.13	46.41
棉田	0.04	0.09	94.45	0	0.09	0.03	0	0.35	0	0	94.45	99.49
水体	0	0	0	99.30	0	0.09	0	0	0	0	99.30	99.89
玉米	0	0	2.63	0	56.37	0.33	0	22.03	14.67	0	56.37	92.02
芦苇	0.26	0.91	2.27	0.27	14.54	84.90	1.49	39.51	2.60	0	84.90	68.08
草地	0.25	0.23	0	0	0.10	5.51	97.01	4.20	0.55	0	97.01	24.86
林地	0.29	0	0.61	0	12.19	2.82	0.75	26.40	2.56	0.43	26.40	7.56
果园	0.85	0.36	0.02	0	16.65	2.44	0	7.34	79.30	0.03	79.30	45.75
城市	12.66	1.28	0	0.42	0	0.02	0	0	0	90.85	90.85	72.83

a) 总体精度: 74.14; Kappa 系数: 70

SPOT 5 和 ETM+ 两个时相数据的组合的分类精度, 比用单时相的 SPOT 或 ETM+ 的总体分类精度明显提高. 如用两个时相的 10 波段 (SPOT 4 波段, ETM+ 6 波段 (1~5, 7 波段)) 的总体分类精度比单时相 SPOT 分类提高了 12.86%. 在各类中, 除了棉田外, 其他植被类的精度均有明显提高, 表明多时相数据可显著提高植被类的分类精度. 城市类的生产者精度和用户精度分别提高了 3.79% 和 8.17%, 但农村居民点和裸地的精度变化不大.

本文采用的主成分分析方法是, 分别对 SPOT 5 图像和 4 个 ETM+ 波段 (2~5 波段) (共 8 波段) 进行主成分分析, 根据不同主成分对总体方差的贡献, 分别选取 3 个 (SPOT 5) 和 2 个 (ETM+) 主成分, 共 5 个主成分组合在一起进行分类, 简称 PC-8-5 组合. 分类结果表明, PC-8-5 的总体分类精度与 SPOT + ETM 组合 (8 波段) 的分类精度几乎相同, 表明主成分分析方法可以将有用信息集中到少数几个主成分中, 在减少数据量的同时, 能保证多时相图像的分类精度.

用变差函数和四邻点方法获取的 SPOT 纹理图像与两个时相的 SPOT 和 ETM+ 数据组合进行分类的结果表明, 将 SPOT5 第一和第三波段的纹理图像与两个时相数据的组合进行分类, 结果最佳. 加入纹理的多时相分类比单纯用两个时相光谱分类, 总体精度提高了 2.10%, 而且农村居民点、裸地和林地等纹理特征明显的类的分类精度提高显著.

表 3 多时相数据与纹理结合进行分类的精度

(单位: %)

数据组合 ^{a)}	SPOT + ETM6 + T(G) + T(NIR)	
	生产者精度	用户精度
农村居民点	69.58	97.49
裸地	95.26	45.26
棉田	85.63	95.44
水体	97.13	99.83
玉米	94.39	97.45
芦苇	90.21	98.06
草地	82.09	88.71
林地	81.12	40.49
果园	97.87	99.56
城市	96.24	78.90

a) T(G): SPOT 5 的第 1 波段的纹理; T(NIR) SPOT 5 的第 3 波段的纹理.

总体精度 89.10; Kappa 系数 87

通过对比上述结果发现, 运用单步的 (single-stage) 最大似然分类方法, 每种数据组合都有各自特定的优势, 即使运用多时相数据, 也只能使某些类的精度明显提高, 但其他类的精度不变甚至会降低. 因此, 如果采用多层次的分类策略, 充分利用每种数据组合的优势, 将会使绝大多数类的精度达到最高, 从而提高总体的分类精度.

在分析上述各种分类结果的基础上, 根据前述的原则, 确定的各类的最佳数据组合和迭代分类的顺序见表 4, 多层次迭代分类的混淆矩阵见表 5.

表 4 多层次迭代分类的顺序^{a)}

(单位: %)

顺序	类别	最佳数据组合	原始的生产者精度/用户精度
1	水体	SPOT	99.30/99.89
2	果园	SPOT + ETM6 + T(G) + T(NIR)	97.87/99.56
3	棉田	SPOT	94.45/99.49
4	玉米地	PC-8-5 + T(G) + T(NIR)	95.96/98.76
5	芦苇	SPOT + ETM4	90.04/98.54
6	城市	ETM6	93.71/86.72
7	草地	SPOT + ETM6 + T(G) + T(NIR)	82.09/88.71
8	农村居民点	SPOT + T(G) + T(NIR) +	74.22/91.78
	裸地	T(R) + T(SWIR)	84.41/59.00
	林地		81.12/40.49

a) SPOT: SPOT 5 的 4 个波段; ETM6: ETM+ 的 1~5 和 7 波段; ETM4: ETM+ 的 2~5 波段; PC-8-5: 从 SPOT 和 ETM4 中提取的 5 个主成分; T(G): SPOT 5 的第 1 波段的纹理; T(R) SPOT 5 的第 2 波段的纹理; T(NIR) SPOT 5 的第 3 波段的纹理, T(SWIR) SPOT 5 的第 4 波段的纹理

从表 5 中可以看出, 多层次的迭代分类方法所获得的分类总体精度为 93.44%, 比直接将纹理和两时相光谱数据结合的分类精度高 4.34%, 比单时相的 SPOT 5 的分类高约 20%; 而且, 绝大多数类别的生产者和用户精度都有显著的提高: 各类的生产者精度在 82.84% ~ 99.30%, 用户精度多数在 88.45% 以上, 裸地的用户精度为 67.26%, 也比用单一的 SPOT 5 数据加入纹理的分类精度提高 8.26%. 惟一例外的是林地的用户精度仍较低, 仅为 35.14%, 主要原因是其空间尺寸较小, 且多数林地与玉米、棉花等间种, 它们的光谱特征相似, 混合像元较多. 针对这种情况, 可以考虑采用更高分辨率的图像, 以减少混合像元, 提高分类精度.

表5 多层次迭代分类的混淆矩阵^{a)}

(单位: %)

	农村居民点	裸地	棉花	水体	玉米	芦苇	草地	林地	果园	城市	生产者精度	用户精度
农村居民点	86.89	10.44	0	0	0	0.02	0	0	0	5.89	86.89	94.12
裸地	8.75	88.38	0.19	0.19	0.32	3.78	2.24	0.35	0	0.07	88.38	67.26
棉花	0	0.05	93.52	0	0.05	0	0	0.87	0	0	93.52	99.69
水体	0	0	0	99.30	0	0	0	0	0	0	99.30	100.00
玉米	0	0	2.44	0	96.56	0	0	2.97	0.16	0	96.56	99.03
芦苇	0	0	0.15	0.30	0	90.61	0	10.31	0.04	0	90.61	98.49
草地	0	0	0	0	0	0.17	82.84	0.52	0	0	82.84	89.52
林地	0.03	0.55	3.70	0.17	3.08	5.04	14.93	84.97	0.75	0	84.97	35.14
果园	0	0	0	0	0	0	0	0	99.05	0	99.05	100.00
城市	4.34	0.59	0	0.04	0	0.38	0	0	0	94.04	94.04	88.45

a) 总体精度: 93.44; Kappa 系数: 92.18

4 结论

上述结果表明,多层次迭代分类方法是一种有效的获取高精度土地覆盖信息的方法.该方法综合利用了不同时相、不同分辨率及空间纹理信息,将适合不同类别的最佳数据组合有机结合在一起,减少了类别间的混合,使每一类的精度和总体分类精度均得到明显的提高.本文所提出的方法和思路,可以运用到其他类似的应用中.

参 考 文 献

- 1 Guerschman J P, et al. Land cover classification in the Argentine Pampas using multi-temporal Landsat TM data. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(17): 3381
- 2 Wolter P T, et al. Improved forest classification in the Northern Lake states using multi-temporal Landsat image. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1995, 61(9): 1129
- 3 Turner M D, et al. Classification of multi-temporal SPOT-XS satellite data for mapping rice field on a West African floodplain. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(1): 21
- 4 Song C, et al. Classification and change detection using Landsat TM data: When and how to correct atmospheric effects? *Remote Sensing of Environment*, 2001, 75: 230
- 5 Matheron G. The theory of regionalized variables and its applications. *Centre de Morphologie Mathematique de Fontainebleau*, 1971, 1: 211
- 6 Chica-Olmo M, et al. Computing geostatistical image texture for remotely sensed data classification. *Computers & Geosciences*, 2000, 26: 373
- 7 Berberoglu S, et al. The integration of spectral and textural information using neural networks for land cover mapping in the Mediterranean. *Computers & Geosciences*, 2000, 26(4): 385