

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

黎 夏

(广州地理研究所 广州 510070)

叶 嘉 安

(香港大学城市规划与环境管理研究中心)

摘 要 近年来,珠江三角洲由于经济的快速发展,城市用地急剧增加。利用多时相的遥感图象,可以定量地监测这种城市化的现象。但是,由一般的遥感动态监测方法所得的结果往往夸大变化的程度,以及获得一些不合理的结论。该文提出利用主成分分析的方法来改善遥感动态监测的精度。将该方法应用于珠江三角洲发展最快的东莞市,获得了较满意的结果。

关键词 遥感,土地利用,城市扩张,农田,主成分分析,珠江三角洲

1 引 言

70年代发射的第1颗人造陆地卫星(Landsat)开创了从空间来勘测地球资源和监测自然环境变化的新纪元。自此以来,许多学者致力于探讨利用卫星遥感来动态监测土地利用变化的定量方法。土地利用变化监测的内容包括土地利用变化的类型、数量以及位置。通过对比多时相的遥感图象,可以方便地获得以上的信息。在这一方面上,已经有许多很好的应用例子^[1-3]。

最常用的土地利用遥感监测的方法基本上可分为2种:逐个象元对比(pixel-to-pixel comparison)和分类后对比(post-classification comparison)^[4]。第1种方法没有进行分类,而是直接将多时相的遥感图象的象元进行逐个对比来发现变化。这种方法一般包括了差值法^[5]和比值法^[6]。该方法可以避免由于分类所带来的误差。但不足的是,从这些方法中不能获取具体的变化类型信息。尽管这些方法能灵敏地探测出某个象元是否发生了变化,但不能从中获取土地利用的转变矩阵(conversion matrix)。第2种方法是在对比多时相的遥感图象前先进行各个遥感

图象的单独分类。该方法的优点是能获取各个象元的土地利用转变类型。不但能获取变化的数量和地点,还能获取变化的性质^[7]。不过,Fung和Zhang指出,这一类方法受到了单独分类所带来的误差的影响,夸大了变化的程度^[8]。

Pilon等提出了另一改善的方法,即所谓的掩模方法(mask detection)^[9]。该方法实质上是前面的两种方法的折衷。首先利用逐个象元对比方法,通过阈值法来滤掉没有变化的部分。然后只对有变化的部分采用前面所提的分类后对比的方法来进行动态监测。可以看到,这一方法仍没有消除分类后对比方法的缺点。

为此该文提出了主成分分析的方法来改善以上方法的缺点,以获得合理的土地利用动态监测结果。

2 多时相遥感图象叠合后的主成分分析方法

在遥感动态监测中,分类后对比的方法由于先进行多次的单独分类,很难获得一致的分类标准,从而夸大土地利用变化的程度。这是由于自然环境的变化所造成的。例如,假如有一地物从时间 t 到时间

收稿日期:1997年3月31日;收到修改稿日期:1997年6月9日

j 保持不变, 由遥感监测所得到的结果应该一样才合理。但是, 在单独的分类中, 由于不同时间的大气辐射、太阳高度角和遥感平台的变化, 很难获得该地物一致的分类标记 (signature)。同一地物在不同的遥感分类结果中就不一样。这种变化事实上并不存在, 而是单独分类的误差夸大了变化的程度。问题更严重的是, 由这种方法可能会得到一些不合理的土地利用变化类型。这是在实际应用中所不允许的。这种土地利用变化包括有从居民点变为水田, 从开发用地变为水体等。这些变化在实际中几乎不存在。因此, 为了避免这种夸大变化的现象, 探讨了利用主成分分析的方法来改善遥感土地利用动态监测的精度。首先, 将多时相的遥感图象叠合起来, 以获得一致的分类标志。该方法是将叠合的图象进行分类, 而不是对图象进行单独分类, 从而大大减少夸大变化的程度。

2.1 图象叠合

假设有时间 i 和时间 j 的两个图象, 它们可以矢量的方式来表达:

$$x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}], x_j = [x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn}]$$

这里 x_{i1} 到 x_{in} 和 x_{j1} 到 x_{jn} 分别为象元 x 在波段 1 到 n 对应时间 i 和 j 的亮度值。

将这两个矢量 x_i 和 x_j 叠合成一个矢量 x :

$$x = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}; x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn}]$$

2.2 主成分分析和图象数据压缩

叠合起来的图象数据量很大, 对此进行处理很困难。有必要进行数据压缩。遥感数据波段之间存在着很高的相关性^[10]。这种冗余度会带来计算上的困难。可以利用主成分分析的方法来压缩很多波段的数据。第 1 主成分包含了最多的信息, 第 2 主成分次之, 依此类推。一般来讲, 主成分的前面的几个分量已包含了原来图象的大部分甚至几乎 100% 的信息^[11]。

2.3 交互式监督分类

我们可以对主成分压缩的图象进行交互式的监督分类。由于压缩的图象已包含了多时相图象的绝大部分的信息, 对此压缩图象进行分类就可以获得土地利用变化的动态信息。由于是对同一图象进行分类, 可以大大减少分类不一致性的现象, 从而减少夸大动态变化的程度。在交互式分类中, 通过对比原图象, 在压缩的图象上确定变化类型的训练区。然后利用最大似然法进行分类, 获得土地利用变化类型的专题图以及转变矩阵。根据查找表, 该专题图可以分解为对应时间 i 和时间 j 的土地利用图。

使用上面方法时, 应事先对原图象进行辐射校正, 以减少分类的不一致性。应选用相近季节的时相, 避免植被自然变化所带来的误差。

表1 东莞市1988—1993年土地利用转变矩阵
Table 1 Land Use Conversion Matrix in Dongguan from 1988 to 1993 (hm²)

| 1988年 | 1993年 | | | | | | 1988年 |
|-------|---------------------|-----------------|---------------------|---------------------|--------------------|---------------------|-------------------------------|
| | 水田 | 荒地 | 建筑用地 | 果园 | 建成区 | 森林 | 水体 |
| 水田 | 62 602.4 (64.9%) | | 1 737.8 (1.8%) | 31 945.8 (33.1%) | 103.2 (0.1%) | | 96 389.2 (100%) |
| 荒地 | | | | 0.2 (100%) | | | 0.2 (100%) |
| 建筑用地 | | | 0.3 (0.0%) | | 2 115.3 (100%) | | 2 115.6 (100%) |
| 果园 | | | 19 432.0 (29.7%) | 45 987.9 (70.3%) | 9.3 (0.0%) | | 65 429.2 (100%) |
| 建筑区 | | | | | 16 235.8 (100%) | | 16 235.8 (100%) |
| 森林 | | 136.7 (0.3%) | | | | 41 462.1 (99.7%) | 41 598.8 (100%) |
| 水体 | | | 1 442.9 (8.0%) | | 3.4 (0.0%) | | 16 590.4 (92.0%) (100%) |
| 1993年 | 62 602.4 | 136.7 | 22 613.0 | 77 933.9 | 18 467.0 | 41 462.1 | 16 590.4 239 805.5 |

表2 东莞市各镇1988—1993年的农田流失情况

Table 2 Agricultural land loss in the towns of Dongguan from 1988 to 1993 (hm²)

| 镇名 | 流失面积 | 总农田面积 | 总土地面积 | 流失面积/ 总农田面积 (%) | 流失面积/ 总土地面积 (%) |
|-----|----------|-----------|-----------|--------------------|--------------------|
| 市区 | 2 941.9 | 12 239.1 | 21 293.1 | 24.0 | 13.8 |
| 中堂 | 398.5 | 3 407.0 | 5 739.4 | 11.7 | 6.9 |
| 望牛墩 | 192.8 | 1 970.9 | 3 060.5 | 9.8 | 6.3 |
| 道窖 | 421.5 | 3 285.0 | 5 245.9 | 12.8 | 8.0 |
| 洪梅 | 159.8 | 2 067.4 | 3 191.3 | 7.7 | 5.0 |
| 麻涌 | 410.5 | 4 885.5 | 8 683.3 | 8.4 | 4.7 |
| 虎门 | 1 149.5 | 6 334.8 | 12 923.6 | 18.1 | 8.9 |
| 长安 | 1 018.3 | 4 799.4 | 9 548.1 | 21.2 | 10.7 |
| 厚街 | 975.2 | 7 258.5 | 12 160.6 | 13.4 | 8.0 |
| 沙田 | 709.6 | 5 408.0 | 10 442.6 | 13.1 | 6.8 |
| 寮步 | 774.8 | 6 341.8 | 8 362.5 | 12.2 | 9.3 |
| 大岭山 | 1 060.3 | 7 211.9 | 10 561.0 | 14.7 | 10.0 |
| 大朗 | 603.1 | 9 202.8 | 12 293.8 | 6.6 | 4.9 |
| 黄江 | 449.6 | 5 700.2 | 13 241.2 | 7.9 | 3.4 |
| 樟木头 | 787.8 | 2 864.2 | 11 267.0 | 27.5 | 7.0 |
| 清溪 | 1 553.7 | 5 378.0 | 10 369.3 | 28.9 | 15.0 |
| 塘厦 | 2 004.1 | 6 886.4 | 12 427.7 | 29.1 | 16.1 |
| 凤岗 | 1 307.0 | 4 312.4 | 7 933.1 | 30.3 | 16.5 |
| 谢岗 | 428.9 | 4 503.5 | 8 746.8 | 9.5 | 4.9 |
| 常平 | 795.7 | 7 427.6 | 9 975.6 | 10.7 | 8.0 |
| 桥头 | 403.2 | 4 107.0 | 5 364.1 | 9.8 | 7.5 |
| 横沥 | 294.2 | 3 771.1 | 4 785.5 | 7.8 | 6.1 |
| 东坑 | 189.5 | 1 830.6 | 2 558.2 | 10.4 | 7.4 |
| 企石 | 500.5 | 4 147.4 | 5 605.0 | 12.1 | 8.9 |
| 石排 | 307.2 | 3 901.0 | 5 291.3 | 7.9 | 5.8 |
| 茶山 | 511.6 | 3 841.1 | 5 439.1 | 13.3 | 9.4 |
| 石碣 | 268.4 | 2 418.7 | 3 535.2 | 11.1 | 7.6 |
| 高步 | 144.5 | 2 609.6 | 3 367.5 | 5.5 | 4.3 |
| 石龙 | 212.4 | 558.2 | 1 262.7 | 38.1 | 16.8 |
| 新湾 | 311.9 | 1 855.7 | 5 130.3 | 16.8 | 6.1 |
| 总值 | 21 285.7 | 140 524.8 | 239 805.4 | 15.1 | 8.9 |
| 均值 | 709.5 | 4 484.2 | 7 993.5 | 15.0 | 8.5 |
| 标准差 | 603.5 | 2 429.8 | 4 249.7 | 8.2 | 3.7 |

3 应用——以珠江三角洲东莞市为例

该研究区域包括整个东莞市,面积达 2 465km²。近年来,东莞市由于经济的快速发展,土地利用方式产生了明显的变化。常规方法很难获得现时性的情况,有必要利用多时相的遥感图象来监测该地区的

土地利用变化。我们选用了季节接近的 1988 年 12 月 10 日和 1993 年 11 月 13 日广州幅子区的 TM 图象。这些图象包括有 TM2, TM3, TM4, TM5 和 TM7 波段。

在进行上述的主成分分类之前,先进行辐射纠正和几何纠正,以尽量减少误差。辐射纠正的最简单方法就是减去最暗的象元值 (dark-pixel subtraction)^[12]。每个波段的最暗象元值可以由直方

表3 东莞市各镇1988—1993年水田和果园所占比例的变化

Table 3 Change of proportion of cropland and orchard in the towns of Dongguan from 1988 to 1993 (hm²)

| 镇 名 | 1988 | | 1993 | |
|-----|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | 水田 | 果园 | 水田 | 果园 |
| 市区 | 8 926.2(59%) | 6 256.0(41%) | 6 336.6(52%) | 5 903.7(48%) |
| 中堂 | 3 163.5(83%) | 642.2(17%) | 2 340.0(69%) | 1 067.1(31%) |
| 望牛墩 | 1 783.8(82%) | 379.9(18%) | 1 235.7(63%) | 735.2(37%) |
| 道窖 | 3 059.1(83%) | 647.4(17%) | 2 271.9(69%) | 1 013.2(31%) |
| 洪梅 | 1 745.5(78%) | 481.8(22%) | 1 036.6(50%) | 1 030.8(50%) |
| 麻涌 | 3 888.5(73%) | 1 407.4(27%) | 1 368.3(28%) | 3 517.2(72%) |
| 虎门 | 4 336.4(58%) | 3 148.6(42%) | 3 230.6(51%) | 3 105.2(49%) |
| 长安 | 3 991.1(69%) | 1 827.1(31%) | 3 142.8(65%) | 1 657.1(35%) |
| 厚街 | 4 767.3(58%) | 3 468.1(42%) | 3 276.3(45%) | 3 984.0(55%) |
| 沙田 | 4 189.9(68%) | 1 927.7(32%) | 1 516.7(28%) | 3 891.3(72%) |
| 寮步 | 4 351.6(61%) | 2 765.0(39%) | 2 673.1(42%) | 3 668.8(58%) |
| 大岭山 | 3 789.1(46%) | 4 483.1(54%) | 2 346.9(33%) | 4 865.0(67%) |
| 大朗 | 5 337.3(54%) | 4 468.6(46%) | 3 131.6(34%) | 6 071.2(66%) |
| 黄江 | 2 882.3(47%) | 3 267.4(53%) | 1 301.6(23%) | 4 398.5(77%) |
| 樟木头 | 1 271.2(35%) | 2 381.0(65%) | 753.8(26%) | 2 110.6(74%) |
| 清溪 | 2 890.9(42%) | 4 041.2(58%) | 1 724.6(32%) | 3 653.8(68%) |
| 塘厦 | 4 165.3(47%) | 4 725.8(53%) | 2 726.3(40%) | 4 160.7(60%) |
| 凤岗 | 2 554.4(45%) | 3 065.9(55%) | 1 656.7(38%) | 2 656.6(62%) |
| 谢岗 | 3 108.1(63%) | 1 824.4(37%) | 2 350.9(52%) | 2 152.7(48%) |
| 常平 | 4 953.5(60%) | 3 270.2(40%) | 2 779.9(37%) | 4 648.1(63%) |
| 桥头 | 2 553.4(57%) | 1 957.1(43%) | 1 868.7(45%) | 2 238.6(55%) |
| 横沥 | 2 652.4(65%) | 1 412.9(35%) | 1 873.0(50%) | 1 898.1(50%) |
| 东坑 | 1 282.4(63%) | 737.8(37%) | 848.2(46%) | 982.5(54%) |
| 企石 | 2 444.8(53%) | 2 203.5(47%) | 1 781.5(43%) | 2 367.8(57%) |
| 石排 | 3 047.9(72%) | 1 160.4(28%) | 2 180.6(56%) | 1 722.2(44%) |
| 茶山 | 2 943.9(68%) | 1 408.8(32%) | 1 844.3(48%) | 1 996.9(52%) |
| 石碣 | 1 934.4(72%) | 752.7(28%) | 1 606.0(66%) | 812.7(34%) |
| 高步 | 2 395.9(87%) | 358.2(13%) | 2 037.2(78%) | 572.5(22%) |
| 石龙 | 452.3(59%) | 318.2(41%) | 335.4(60%) | 222.8(40%) |
| 新湾 | 1 526.8(70%) | 640.8(30%) | 1 026.7(55%) | 829.0(45%) |
| 总值 | 96 389.2(60%) | 65 429.2(40%) | 62 602.4(45%) | 77 933.7(55%) |

图来确定。几何纠正利用地形图上的控制点来进行。每一幅图象共选用了25个控制点。最后纠正的几何精度平均为地面上的12m。

利用 ERDAS IMAGINE 的 Layer Stack 功能模块,将几何纠正后的1988年和1993年的图象叠合成

一个图象。对新图象进行主成分分析,最后选用前4个分量来监测土地利用的变化。将主成分压缩图象和1988年、1993年的原始图象同时显示在计算机屏幕上。利用 ERDAS IMAGINE 的 Link 功能,将这3个图象联接起来,使得光标可以同时出现在3个图

象的同一地点。这样有助于识别压缩图象上的训练样区的类别。如图版 I 图 1 所示,在压缩图象上的 A 训练样区呈粉红色。在 1988 年的图象上,可以识别出 A 处是种植水稻。而在 1993 年的图象上,可以清楚地看到, A 处已被推平来作为城市开发用地。因此,在压缩图象上的粉红色色调代表了从水田变为建筑用地的土地利用变化类型。建立了各个土地利用变化类型的训练区后,就可以利用最大似然法对主成分压缩图象进行分类,从而获得土地利用变化类型。利用行政边界图将分类结果细分到以镇为单位。

东莞市发现有以下的土地利用及土地利用变化类型:

水田,从荒地变为建筑用地,从水体变为建筑用地,从水田变为果园,从水体变为建筑用地,从建筑用地变为建成区,建筑用地,果园,从果园变为建筑用地,从森林变为荒地,森林,建成区,水体,从果园变为建成区,从水田变为建成区,从水体变为建成区。

图版 I 图 2、封四图版 II 图 3 是由上面所述方法获得的东莞市在 1988 和 1993 年的城市用地分布图。由此可以清楚地看到东莞市在这短短几年期间内所发生的城市快速扩张现象。大量的农田被侵占来进行城市开发。表 1 是反映土地利用变化的转变矩阵。最主要的土地利用变化有 2 类:从农田(水田和果园)变为城市用地(建筑用地和建成区)和从水田变为果园。表 2 显示了东莞各镇的农田被侵占的数量。在仅仅的 5 年内,高达 15.1% 的农田被转变为城市用地。在一些镇,甚至高达 20% 的农田被侵占。这些镇包括有:清溪、塘厦、凤岗和樟木头。

粮田的减少除了城市扩张的原因外,另一原因是由于农业的内部调整,在 1988—1993 年,有相当一部分粮田转变为果园。这是因为种植水果的回报比种水稻高得多。在 1993 年,有 55% 的农田用作果园用途。如表 3 所示,有的镇其超过 70% 的农田被用来作为果园用途。这些镇有:麻涌、沙田、黄江和樟木头。

我们发现,东莞市土地利用的巨变对主成分分析产生了很大的影响。一般的研究表明,第 1 和第 2 主成分分量反映不变化的信息,而后面的分量则反映变化的信息^[3,13]。该结论只在土地利用变化不大的地区成立。在东莞地区则恰恰相反。第 1 主成分分量反映了从农田转变为建筑用地。这种土地利用

变化类型在该地区占绝对主导地位。第 2 主成分分量反映了从建筑用地变为建成区。不变化的信息只反映在第 3 主成分分量上。第 4 主成分分量则记录了一些微少的变化。这些现象表明了东莞市的土地开发已经改变了整个地区的地面景观,导致主成分分析的异常。

4 精度对比

我们可以对上述主成分分析后的分类法进行精度评价。采用随机抽样的方法,对比获得的卫星监测结果和地面实况资料(ground truth)的吻合程度。在实际应用中,卫星遥感的精度验证一般是利用航空图象和部分野外调查来进行的^[14]。我们利用了 1988 年和 1993 年的航空图象,以及 SPOT 图象和部分野外实际调查来进行精度的评价。

我们采用了分层随机抽样(stratified random sampling)的方法来合理地安排抽样点^[14]。从而获得了误差矩阵(表 4)。学者们提出了很多根据误差矩阵来计算精度的方法,但最常用的方法是 Kappa 系数的计算法。该方法是用来度量实际吻合(actual agreement)和变化吻合(change agreement)的差别^[10,14,15]。它比计算总精度要合理。

Kappa 系数的计算公式如下:

$$k = \frac{M \sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum_{i=1}^r X_{i+} X_{+i}}{M^2 - \sum_{i=1}^r X_{i+} X_{+i}}$$

这里 r 是误差矩阵的行数, X_{ii} 是 i 行 i 列(对角线)上的观测值, X_{i+} 和 X_{+i} 分别是 i 行和 i 列上观测值的总和, M 为所有观测值的总和。利用该公式计算出 Kappa 系数为 0.85。该分类方法的总精度为 0.86。

为了对比所用方法和常规方法的差别,我们也对同样的遥感图象进行了常规的分类后对比法的试验。表 5 是由该方法所获得的结果。我们可以发现,该方法导致了一些十分不合理的结果。例如,有相当数量的建成区转变为水田、建筑用地、果园或水体。这种变化事实上大部分是不存在的,是分类的误差所导致的结果。表 6 是主成分分析后的分类法和常规的分类后对比法不同精度评价结果。表中分别计算了针对于变化和不变化两类的 Kappa 系数。我们可以清楚地看到,分类后对比的方法错误地将很多并没有变化的象元归到变化的类别中(总

表 4 所用方法的误差矩阵

Table 4 Confusion Matrix of the proposed method

| | A | B | C | D | E | F | G | H | I | J | K | L | M | N | O | P | 总和 |
|---|-----|----|----|----|-----|----|----|-----|----|----|----|----|----|----|----|----|------|
| A | 128 | | | 12 | 4 | | | 4 | | | | 10 | 6 | | | | 164 |
| B | | 64 | | | | | | | | | | | | | | | 64 |
| C | | | 50 | | 1 | | | | | | | 2 | | | | | 53 |
| D | 4 | 4 | | 64 | | | | 20 | | | 2 | | | | | | 94 |
| E | | | 3 | | 90 | | 1 | | | 2 | | | | | | | 96 |
| F | | | | | | 30 | | | | | | | | | 2 | | 32 |
| G | | | | | 2 | | 36 | | | | | | | | | | 38 |
| H | 10 | | | 14 | 4 | | | 76 | 2 | | 6 | | 2 | | | | 114 |
| I | | | | | 10 | | | | 64 | | | | | | | | 74 |
| J | | | | | | | | | | 52 | | | | | | | 52 |
| K | | | | | | | | 8 | | | 86 | | | | | | 94 |
| L | | | | | 2 | | | | | | | 42 | 4 | | | | 50 |
| M | | | | | | | | | | | | | 56 | | | | 56 |
| N | | | | | | | | | | | | | | 62 | 4 | | 66 |
| O | | | | | | 2 | | | | | | | | 2 | 54 | | 58 |
| P | | | | | | | | | | | 3 | | | | | | 24 |
| | 142 | 68 | 53 | 90 | 113 | 32 | 37 | 108 | 66 | 54 | 97 | 54 | 68 | 64 | 60 | 26 | 1132 |

A 水田, B 荒地变果园, C 水体变建筑用地, D 水体变果园, E 水田变建筑用地, F 建筑用地变建成区, G 建筑用地, H 果园, I 果园变建筑用地, J 森林变荒地, K 森林, L 建成区, M 水体, N 果园变建成区, O 水田变建成区, P 水体变建成区

表 5 分类后对比法的土地利用转变矩阵

Table 5 Land use conversion matrix produced from post-classification comparison method

hm²

| 1988年 | 1993年 | | | | | | | 1988年 |
|-------|----------|----|----------|----------|----------|----------|----------|-----------|
| | 水田 | 荒地 | 建筑用地 | 果园 | 建成区 | 森林 | 水体 | |
| 水田 | 29 243.3 | 0 | 7 933.6 | 26 299.2 | 14 224.6 | 2 396.7 | 1 721.5 | 81 818.9 |
| 荒地 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 建筑用地 | 258.0 | 0 | 328.7 | 327.1 | 554.1 | 16.2 | 115.0 | 1 599.1 |
| 果园 | 9 653.3 | 0 | 2 890.4 | 22 012.5 | 4 081.8 | 6 164.9 | 338.2 | 45 141.0 |
| 建成区 | 11 402.8 | 0 | 1 223.9 | 3 937.9 | 10 662.5 | 769.6 | 1 397.9 | 29 394.5 |
| 森林 | 2 090.2 | 0 | 1 116.7 | 8 967.0 | 1 120.1 | 23 464.7 | 339.5 | 37 098.1 |
| 水体 | 2 913.9 | 0 | 258.3 | 236.6 | 1 554.8 | 520.7 | 15 067.4 | 20 551.8 |
| 1993年 | 55 561.6 | 0 | 13 751.6 | 61 780.1 | 32 197.9 | 33 332.9 | 18 979.5 | 215 603.5 |

表 6 所用的方法和分类后对比法的精度对比

Table 6 Comparison of accuracies between proposed method and conventional post-classification method in detection of change and no-change

| 遥感数据 | (a) 该文所用的方法 | | | 遥感数据 | (b) 分类后对比法 | | |
|------|-------------|-----|------|------|------------|-----|-----|
| | 不变化 | 变化 | 总数 | | 不变化 | 变化 | 总数 |
| 不变化 | 474 | 42 | 516 | 不变化 | 360 | 28 | 388 |
| 变化 | 32 | 584 | 616 | 变化 | 134 | 452 | 586 |
| 总数 | 506 | 626 | 1132 | 总数 | 494 | 480 | 812 |

Kappa系数=0.87; 总精度=0.93

Kappa系数=0.66; 总精度=0.83

数 586 个象元有 134 个象元属于这类误判)。这说明了分类后对比的方法大大地夸大了变化的程度,而主成分分析后的分类法则明显地减少这种误差。主成分分析后的分类法的 Kappa 系数为 0.87,而分类后对比法的 Kappa 系数只有 0.66。

5 结论与讨论

在珠江三角洲,越来越多的农田被推平来进行土地开发,以满足经济发展的需要。掌握该地区的土地利用变化情况,可以为规划管理部门提供十分有用的决策依据。遥感为监测珠江三角洲的城市发展提供了一种有效的手段。但是,在土地利用变化的遥感动态监测中,常规的分类后对比的方法可带来夸大变化程度和其它不合理结果的现象。这些误差在实际应用中往往是不能接受的。该文提出的利用叠合后的主成分分析的方法,大大地减少了出现这种误差的机会。精度验证表明,所提出的方法要比常规的方法有较高 kappa 系数。

该研究范围刚好落在一幅卫星遥感图象上。对于跨幅较大研究区,通过适当地选取训练区和进行辐射纠正后,也可以使用同样的方法。但其精度如何,还有待于进一步验证。

参 考 文 献

- [1] Howarth, P. J. Landsat digital enhancements for change detection in urban environment. *Remote Sensing of Environment*, 1986, 13: 149—160.
- [2] Martin, L. R. G. Change detection in the urban fringe employing Landsat satellite imagery. *Plan Canada*, 1986, 26(7): 182—190.
- [3] Fung, T., LeDrew, E. Application of principal components analysis change detection. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1987, 53(12): 1649—1658.
- [4] Martin, L. R. G. An evaluation of Landsat-based change detection methods applied to the rural-urban fringe, in C. R. Bryant, E. F. LeDrew, C. Marois and F. Cavayas(eds.) *Remote Sensing and Methodologies of Land Use Change Analysis*, 1989, 101—116.
- [5] Toll, D. L. Urban area update procedures using Landsat data, *American Society of Photogrammetry: RS* 1980, 1(17)
- [6] Nelson, R. F. Detecting Forest Canopy Changes Due to Insect Activity Using Landsat MSS. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1983, 49(9):14.
- [7] Howarth, P. J., Wickware, G. M. Procedures for change detection using Landsat digital data. *International Journal of Remote Sensing*, 1981, 2(3)277—291.
- [8] Fung, T., Zhang, Q. Land Use Change Detection and Identification with Landsat Digital Data in the Kitchener-Waterloo Area, in C. R. Bryant, E. F. LeDrew, C. Marois and F. Cavayas (eds.) *Remote Sensing and Methodologies of Land Use Change Analysis*, 1989, 135—153.
- [9] Pilon, P. G., Howarth, P. J., Bullock, R. A. An enhanced classification approach to change detection in semi-arid environments. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1988, 54(12): 1709—1716.
- [10] Fung, T, LeDrew, E. The determination of optimal threshold levels for change detection using various accuracy indices. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1988, 54(10): 1449—1454.
- [11] Taylor, P. Quantitative Methods in Geography. *An Introduction to Spatial Analysis*. Boston, Massachusetts: Houghton Mifflin Company, 1997.
- [12] Jensen, J. R. Digital Image Processing. *A Remote Sensing Perspective*. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1986.
- [13] Richards, J. A. *Remote Sensing Digital Image Analysis. An Introduction*. New York: Springer-verlag, 1993.
- [14] Campbell, J. B. *Introduction to Remote Sensing*. New York: The Guilford Press, 1987.
- [15] Cohen, J. A coefficient of agreement for nominal scale. *Educational and Psychological Measurement*, 1960, 20(1): 37—46.

作 者 简 介

黎夏,男,副研究员,1962年6月生。1986年硕士毕业于北京大学遥感应用研究所,1996年博士毕业于香港大学城市规划与环境管理中心,现仍在该中心进行博士后研究。在国际国内有影响的遥感与GIS刊物上发表学术论文20多篇。

Accuracy Improvement of Land Use Change Detection Using Principal Components Analysis: A Case Study in the Pearl River Delta

Li Xia

(Department of Remote Sensing, Guangzhou Institute of Geography, Guangzhou 510070, P. R. China)

Anthony Gar-On Yeh

(Centre of Urban Planning and Environmental Management, University of Hong Kong, Hong Kong)

Abstract The Pearl River Delta is experiencing a fast urban growth in recent years which is responsible for rapid loss of the valuable agricultural land in the region. There is a great need to monitor the urban expansion using remote sensing for urban planning and management purposes. However, it has been well recognized that there is significant over-estimation of land use change in using multitemporal images in change detection. The problem is due to inadequate creation of classification signatures in the classification of remote sensing images. This paper presents an improved method using principal components analysis of stacked multi-temporal images. It is found that this method can reduce the errors in land use change detection and provide a very useful method in monitoring land use changes in the Pearl River Delta.

Key words Remote sensing, Land use change, Urban growth, Accuracy, Principal components analysis