

# 一种新的多波段遥感影像变化检测方法

杨胜<sup>1)</sup> 李敏<sup>1)</sup> 彭振国<sup>2)</sup> 冯春<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup> (湖南大学计算机与通信学院,长沙 410082) <sup>2)</sup> (郴州市国土资源局,郴州 423000)

<sup>3)</sup> (中国资源卫星应用中心,北京 100073)

**摘要** 随着遥感技术的发展,采用遥感影像对国土资源进行动态监测已经成为了热点。目前常用的差值法和分类后比较变化检测方法中存在着各种缺陷。提出一种基于模糊C均值聚类(FCM)算法的遥感影像变化检测方法,利用一个改进的模糊C均值聚类算法进行遥感影像分类处理,然后引入多波段综合变化掩膜的思想进行变化检测。实验结果表明这种方法是有效的,提高了检测精度,检测结果为国土资源调查提供了重要依据。

**关键词** 变化检测 模糊聚类 图像处理 遥感

中图法分类号:TP751.1 文献标识码:A 文章编号:2006-8961(2009)04-0572-07

## A Novel Multi-band Remote Sensing Image Change Detection Algorithm

YANG Sheng<sup>1)</sup>, LI Min<sup>1)</sup>, PENG Zhen-guo<sup>2)</sup>, FENG Chun<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup> (School of Computer and Communication, Hunan University, Changsha 410082)

<sup>2)</sup> (Chenzhou Municipal Bureau of Land and Resources, Chenzhou 423000)

<sup>3)</sup> (China Centre for Resources Satellite Data & Application, Beijing 100073)

**Abstract** With the development of remote sensing technology, using the remote sensing images for monitoring land and resources has become a hotspot. Image difference and post-classification analysis are two normal change detection methods. However, there are many disadvantages in these methods. A novel remote sensing image change detection algorithm based on Fuzzy C-Means is presented. The improved FCM algorithm is employed to classify remote sensing image. Then a multi-band integration change mask method is employed to execute change detection. Experiments show that the method is effective, and improves the veracity of change detection. The change detection results can offer an important reference for land and resources survey.

**Keywords** change detection, fuzzy clustering, image processing, remote sensing

## 1 引言

目前,为了加强对土地资源、矿产资源的管理和利用,促进经济可持续发展和社会的全面进步,迫切需要科学、及时地对国土资源利用情况进行动态的监测。遥感技术以其快速、准确、周期性短等特点在

国土资源变化检测中得到了广泛的应用。

利用遥感影像进行变化检测最常用的方法是影像差值法和分类后比较法<sup>[1]</sup>。影像差值法容易探测出发生变化的像元,但是不能同时获得变化类型,而且受空气湿度、季相高低等影响较大。分类后比较法能确定变化信息的位置和类型,较好地回避空气湿度、季相等影响,但是,由于对两期影像分别进

基金项目:国家自然科学基金项目(60603053);湖南省国土资源厅科技项目(2006K10)

收稿日期:2008-01-01;改回日期:2008-05-06

第一作者简介:杨胜(1977~),男,副教授。2005年于上海交通大学模式识别与智能系统专业获工学博士学位。主要研究领域为图像处理与机器学习。E-mail:yangsh0506@sina.com

行分类,容易导致同一类型分类标识的不一致和错误分类,造成分类误差累积,降低了变化检测精度<sup>[2]</sup>。为了避免上述各种方法的缺陷,Jensen提出了一种影像增强与分类后比较相结合的变化检测方法<sup>[3]</sup>,但是这是一种单波段检测变化区域的方法,无法进行综合检测。针对以上问题,提出了一种新的遥感影像变化检测方法,首先利用一种改进的时间复杂度降低的模糊C均值(FCM)算法进行遥感影像非监督分类处理,然后引入多波段综合变化掩膜的方法进行变化检测,多波段综合变化掩膜方法有效地利用了多个波段的信息。

## 2 改进的FCM算法

遥感影像中的像元不一定是单纯的一种地物信息,尤其是在空间分辨率较低的遥感影像中,其像元往往是混合地物类型的反映。因此,用传统的硬分类方法进行影像分类,无法获得较高的精度。为了改善分类精度,一种较好的解决办法就是采用以模糊理论为基础的模糊分类器。模糊分类器可以分为监督分类和非监督分类,由于遥感影像的复杂性和不精确性,很难预测所有代表性样本的各类别的精确含量<sup>[4]</sup>,因此,模糊聚类方法得到了广泛的应用,其中最为著名的是模糊C均值聚类算法<sup>[5]</sup>。

### 2.1 传统的模糊C均值聚类算法

模糊C均值聚类算法(FCM算法),是一种能自动对样本点进行分类的方法,通过优化准则函数 $J$ 来确定每个样本点对类中心的隶属度,从而决定样本所属的类。其中 $J$ 为各样本与其所在类中心的误差平方和。

$$J = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c [\mu_j(\mathbf{x}_i)]^b d_{ji}^2(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j) \quad (1)$$

数据集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\} \subset \mathbf{R}^s$ 是 $n$ 个样本组成的集合, $\mathbf{x}_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{is}\} \in \mathbf{R}^s$ , $\mathbf{R}^s$ 为 $s$ 维空间。 $c$ 为聚类中心的个数, $2 \leq c \leq n$ 。 $b$ 为模糊加权指数, $b \in [1, \infty)$ ,其经验取值范围为 $1.5 \leq b \leq 2.5$ 。 $\mathbf{v}_j$ 是第 $j$ 类的聚类中心。 $\mu_j(\mathbf{x}_i)$ 是第 $i$ 个样本对于第 $j$ 类的模糊隶属度,满足:

$$\begin{cases} \mu_j(\mathbf{x}_i) \in [0, 1] & \forall i, j \\ \sum_{j=1}^c \mu_j(\mathbf{x}_i) = 1 & \forall i \\ 0 < \sum_{i=1}^n \mu_j(\mathbf{x}_i) < n & \forall j \end{cases} \quad (2)$$

第 $i$ 个样本到第 $j$ 个类中心的距离定义为

$$d_{ji}^2(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j) = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j\|_A^2 = (\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j)^T \mathbf{A} (\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j) \quad (3)$$

$\mathbf{A}$ 为 $s \times s$ 的正定矩阵,当 $\mathbf{A}$ 为单位矩阵时,即为欧氏距离。

为使准则函数达到最小,聚类中心和隶属度表示如下:

$$\mathbf{v}_j = \frac{\sum_{i=1}^n [\mu_j(\mathbf{x}_i)]^b \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^n [\mu_j(\mathbf{x}_i)]^b} \quad j = 1, 2, \dots, c \quad (4)$$

$$\mu_j(\mathbf{x}_i) = \left[ \sum_{k=1}^c \left( \frac{d_{ji}(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j)}{d_{ki}(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_k)} \right)^{\frac{2}{b-1}} \right]^{-1} \quad (5)$$

$$i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, c$$

用迭代方法求解式(4)和式(5),就是模糊C均值算法。算法的步骤如下:

(1) 设定聚类中心数目 $c$ 、模糊加权指数 $b$ ,并初始化聚类中心 $\mathbf{v}_j, j = 1, 2, \dots, c$ 。

(2)  $\forall i, j$ ,如果 $d_{ji}(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j) > 0$ ,则利用当前的聚类中心,根据式(5)计算模糊隶属度矩阵;如果存在 $i, a$ ,使 $d_{ai}(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_a) = 0$ ,则有 $\mu_a(\mathbf{x}_i) = 1$ ,且对 $j \neq a$ , $\mu_j(\mathbf{x}_i) = 0$ 。

(3) 利用当前的模糊隶属度,根据式(4)计算各个聚类中心。

(4) 重复步骤2、步骤3,直至式(1)收敛。

### 2.2 改进的模糊C均值聚类算法

传统的模糊C均值算法需要在聚类中心和模糊隶属度之间进行迭代计算,当样本集合很大、聚类中心数目较多时,模糊隶属度矩阵将变得很大,不仅占用大量内存空间,而且反复存取模糊隶属度矩阵也会影响算法的执行时间。文献[6]中给出了几点建议来提高算法的执行效率。文献[7]提出了一种时间复杂度降低的模糊C均值算法,通过将聚类中心和模糊隶属度矩阵的更新结合起来,从而免去了对模糊隶属度矩阵的存取。这种算法时间复杂度相对于传统FCM算法的 $O(nc^2)$ 降低为 $O(nc)$ ,同时还节省了内存空间。尽管如此,由于该算法没有考虑到聚类中心与样本点重合的问题,然而这样的问题在遥感影像处理过程中经常会遇到,在此,对时间复杂度降低的模糊C均值算法做了进一步的改进。

改进的模糊C均值算法步骤如下:

(1) 设置模糊加权指数 $b$ 、阈值 $\varepsilon$ 、初始聚类中心数目 $c$ ,并初始化聚类中心集合 $\mathbf{V} = \{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_c\}$ 。用集合 $\mathbf{W} = \{\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_c\}$ 记录前一次迭代的聚类中

心,  $\mathbf{W} = \mathbf{V}$ ,  $\mathbf{V} = \mathbf{0}$ , 聚类准则函数  $J = 0$ 。

(2) 将隶属度和聚类中心的更新相结合。

for  $i = 1$  to  $n$

$den = 0$ ; //  $den$  表示式(5)的分母

$flag = 0$ ; //  $flag$  用于标记样本点是否与聚类中心重合, 是为 1, 否为 0

for  $j = 1$  to  $c$

$distance(j) = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_j\|^2$ ;

if ( $distance(j) == 0$ )

$a = j$ ; // 用  $a$  标记与样本点重合的聚类中心

$flag = 1$ ; // 表示样本点与聚类中心重合

break;

else

$dist(j) = distance(j)^{\frac{1}{b-1}}$ ;

$den = den + \frac{1}{dist(j)}$ ; // 计算式(5)的分母

end if

end // for  $j = 1$  to  $c$

if ( $flag == 1$ )

// 更新式(4)的分子, 令  $\mu_a(\mathbf{x}_i) = 1$ ,

// 且对  $j \neq a$ , 令  $\mu_j(\mathbf{x}_i) = 0$

$\mathbf{v}_a = \mathbf{v}_a + \mathbf{x}_i$ ;

//  $rowsum(j)$  表示式(4)的分母, 初始化为 0,

//  $j = 1, 2, \dots, c$

$rowsum(a) = rowsum(a) + 1$ ;

else

for  $j = 1$  to  $c$

// 计算隶属度  $\mu_j(\mathbf{x}_i)$  的  $b$  次幂

$\mu = (den * dist(j))^{-b}$ ;

// 用于聚类有效性分析

$J = J + distance(j) * \mu$ ;

$\mathbf{v}_j = \mathbf{v}_j + \mu \mathbf{x}_i$ ; // 更新式(4)的分子

// 计算式(4)的分母

$rowsum(j) = rowsum(j) + \mu$ ;

end // for  $j = 1$  to  $c$

end if

end // for  $i = 1$  to  $n$

for  $j = 1$  to  $c$

$\mathbf{v}_j = \frac{\mathbf{v}_j}{rowsum(j)}$ ;

end // for  $j = 1$  to  $c$

(3) 若对于所有的  $\mathbf{v}_j$  和  $\mathbf{w}_j, j = 1, \dots, c$ , 都满足  $\|\mathbf{v}_j - \mathbf{w}_j\| < \varepsilon$ , 则转到步骤 4; 否则, 令  $\mathbf{W} = \mathbf{V}, \mathbf{V} = \mathbf{0}$ ,  $rowsum(j) = 0$ , 转到步骤 2。

(4) 重新计算各样本点的模糊隶属度, 并取隶属度最大的聚类中心作为各样本点所属的类中心,

对遥感影像进行聚类。

(5) 根据地面参考信息合并聚类结果, 并用各种不同颜色表示各种土地利用类型, 从而将光谱类型转化为信息类型。

### 3 多波段综合变化掩膜算法

影像增强与分类后比较相结合的变化检测, 是一种非常有效的变化检测方法。其中影像增强是指利用影像差值、波段比等各种影像代数变化检测函数产生变化信息的过程。在这种方法中, 先将两个时相遥感影像各自的一个波段取出并放入数据集中, 用影像增强的方法将数据集处理成二进制变化掩膜文件, 然后将变化掩膜叠加在时相 2 的影像上, 只对时相 2 影像中的变化区域进行分类, 最后应用传统的分类后比较方法得到“从-到”变化信息<sup>[3]</sup>。

上述算法只利用两个时相遥感影像各自的一个波段生成变化掩膜, 简单且易于实现, 但具体采用哪个波段, 还需要分析人员根据变化检测的目的反复实验来确定, 而且产生的变化掩膜只考虑了一个波段的变化信息, 往往会忽略掉其他波段产生的变化信息, 有时这些信息正是分析人员感兴趣的, 因而降低了变化检测精度。在此, 同时考虑多个波段的变化信息, 通过设置不同阈值来调整各波段的影响。假定遥感影像有 3 个波段, 多波段综合变化掩膜算法具体步骤如下:

(1) 从时相 1 的遥感影像中分别取出 3 个波段的光谱值, 并将其存放在 3 个动态数组中。

(2) 对时相 1 的遥感影像进行分类。

(3) 从时相 2 的遥感影像中分别取出 3 个波段的光谱值。

(4) 利用时相 1 和时相 2 的 3 个波段数据集求变化掩膜: 对时相 1 和时相 2 影像的 3 个波段分别求差值, 得到的 3 个差值影像分别存放在步骤 1 所创建的 3 个动态数组中。差值影像的直方图基本符合高斯分布, 没有变化的像元分布在平均值附近, 而变化的像元分布在两端, 因此, 可以设置阈值  $L_{i1}$  和  $L_{i2}$  ( $L_{i1}$  小于  $L_{i2}$ ,  $i$  表示不同的波段), 小于  $L_{i1}$  或大于  $L_{i2}$  的像元为变化像元, 在  $L_{i1}$  和  $L_{i2}$  之间的像元为未变化的像元。阈值的确定采用 Two-Step 阈值法<sup>[8]</sup> 通过反复实验来进行, 即利用 0.25 ~ 2 个标准差之间每 0.25 个标准差生成的变化影像阈值和变化精

度间的关系,找到产生高变化精度的阈值作为初阈值,再以 0.1 个标准差在初阈值附近做更为细致的测试,确定最终的阈值。每次只对一个波段的差值影像确定阈值,并将其中变化像元的值置为 1,未变化像元的值置为 0,生成变化掩膜文件,其他波段的差值影像也用同样的方法确定阈值,生成掩膜文件。最后,对 3 个波段的掩膜文件进行或运算,产生综合掩膜文件。

(5) 对有掩膜覆盖的时相 2 的遥感影像进行分类:将综合掩膜文件叠加在时相 2 的影像上,这个过程可以用代数乘法实现,然后,只对变化的像元进行分类。

(6) 变化信息的产生:对时相 1 的分类影像和时相 2 的分类影像求差值,将变化区域显示出来。

值得注意的是:在上述方法中假定遥感影像中有 3 个波段,将 3 个波段的光谱值全部取出并生成综合变化掩膜。如果遥感影像有较高的光谱分辨率(存在大量的光谱波段),可以先对遥感影像做主成分变换,再进行上述处理即可。

## 4 实 验

### 4.1 遥感数据源和研究区域

随着各种光学卫星及雷达卫星的运行服务,卫星遥感影像资源越来越丰富,各种遥感影像的空间分辨率、光谱分辨率、价格都有所差别。综合考虑各方面因素,采用空间分辨率适中、价格经济的 CBERS-02 资源卫星影像。CBERS-02 的三级影像是经过辐射校正、几何校正的产品,其空间分辨率为 20 m,共 3 个波段,各波段及参数分别为波段 2 (0.52 ~ 0.59  $\mu\text{m}$ )、波段 3 (0.63 ~ 0.69  $\mu\text{m}$ )、波段 4 (0.77 ~ 0.89  $\mu\text{m}$ )。

研究区域位于郴州市东部的柿竹园矿区附近,使用的两幅影像的拍摄时间分别为 2005 年 11 月和 2006 年 12 月。两幅影像的公共区域尺寸为 266 × 443,实际占地面积为 4 713.52  $\text{hm}^2$ 。将遥感影像的 4、3、2 波段分别至于红、绿、蓝 3 种颜色得到的彩色合成影像,如图 1 所示。

### 4.2 变化检测结果与分析

分析郴州柿竹园地区的土地利用类型并参考 USGS 的土地利用/地面覆盖遥感分类系统<sup>[9]</sup>中的一级类别,将该地区的土地利用类型初步划分为建筑用地、裸地、水体、林地、农牧业用地。由于

图 1 研究区彩色合成影像

Fig. 1 Study area image in Nov. 2005 and Dec. 2006

CBERS-02 遥感影像的对比度偏低,很难将建筑用地和裸地彻底区分开,最终将建筑用地和裸地归为一类,即将该区域的土地利用类型分为建筑用地和裸地、水体、林地、农牧业用地 4 类。针对同物异谱问题,在聚类时可以设置更多的初始聚类中心<sup>[10]</sup>。

用改进的模糊 C 均值聚类算法对时相 1 影像进行非监督分类,其中模糊加权指数  $b=2$ 、阈值  $\varepsilon=0.001$ 、聚类中心数目  $c=8$ ,将相同的地物类型进行合并,得到分类结果如图 2 所示。

图 2 图 1(a)影像分类结果

Fig. 2 Classification result of Fig. 1(a)

在分类结果中,对每种土地利用类型随机抽取 100 个像元,对照辅助资料和野外资料,评价土地利用分类结果的精度,得到分类误差矩阵如表 1 所示。为了验证该分类方法的有效性,使用 ERDAS IMAGINE 提供的非监督分类工具对时相 1 影像进

行分类, ERDAS IMAGINE 非监督分类工具使用的是经典的 ISODATA 算法, 所得的分类误差矩阵如表 2 所示。比较表 1 和表 2 的分类精度可知, 用改进的模糊 C 均值算法所得的分类结果明显优于 ISODATA 算法的分类结果, 并且能够获得较高的分类精度 (Kappa 系数 > 0.8)。

用改进的模糊 C 均值聚类算法对时相 1 影像进行分类的平均时间为 2.015 s, 而采用传统的模糊 C 均值算法进行分类的平均时间为 14.301 s, 执行速度提高了 7.10 倍, 而且随着聚类中心数目的增加, 速度提高的倍数会增大。这个结果进一步说明了改进的模糊 C 均值聚类算法的高效性。

表 1 时相 1 影像改进的 FCM 算法分类图误差矩阵

Tab. 1 Classification error matrix of Fig. 1 using improved FCM algorithm

土地类型	参考数据					用户精度 (%)
	建筑和裸地	水体	林地	农牧用地	行合计	
属	77	3	1	19	100	77
性	2	98	0	0	100	98
数	3	0	86	11	100	86
据	1	5	4	90	100	90
列合计	83	106	91	120	400	
生产者精度 (%)	93	92	95	75		

总体精度 = 87.75% Kappa 系数 = 0.8367

表 2 时相 1 ISODATA 算法影像分类图误差矩阵

Tab. 2 Classification error matrix of Fig. 1 using ISODATA algorithm

土地类型	参考数据					用户精度 (%)
	建筑和裸地	水体	林地	农牧用地	行合计	
属	79	2	5	14	100	79
性	3	64	31	2	100	64
数	3	0	88	9	100	88
据	2	0	3	95	100	95
列合计	87	66	127	120	400	
生产者精度 (%)	91	97	69	79		

总体精度 = 81.5% Kappa 系数 = 0.7533

取时相 1 和时相 2 影像的 3 个波段分别进行差值运算, 设置阈值  $L_{11} = -29.25$ 、 $L_{12} = 9.00$ 、 $L_{21} = -20.95$ 、 $L_{22} = 16.36$ 、 $L_{31} = -29.86$ 、 $L_{32} = 28.99$ , 将差值影像转变为变化掩膜, 并叠加在时相 2 的遥感影像上, 然后进行非监督分类, 分类中参数  $b$ 、 $\varepsilon$ 、 $c$  的设置与时相 1 影像分类时的设置相同, 结果如图 3 所示。

将时相 1 的分类影像和时相 2 的分类影像进行相减比较, 得到最终的变化检测结果, 如图 4 所示。为了验证该变化检测算法的有效性, 使用影像增强与分类后比较相结合的变化检测算法进行对比, 其结果如图 5 所示。比较图 4 和图 5 的差异, 发现在图 4 圆圈包围的区域中存在着一片橙色的变化区域, 对照图 6 的“从-到”变化检测颜色矩阵可知该变

化区域代表了农牧用地向水体的转变, 然而这一变化在图 5 中却没能检测到, 说明多波段综合变化掩膜变化检测算法是有效的。

为了验证多波段综合变化掩膜算法的效率, 将该算法与影像增强与分类后比较相结合的算法的执行时间进行了对比。实验中所采用的遥感影像和各种参数的设置都不改变, 分类方法均采用改进的模糊 C 均值算法。对两种变化检测过程反复执行 10 次, 然后统计其时间的平均值进行分析。在实验结果中, 影像增强与分类后比较相结合的变化检测算法的平均执行时间为 2.081 s, 多波段综合变化掩膜算法的平均执行时间为 2.233 s, 其中, 步骤 1 和 2 的执行时间为 2.015 s, 步骤 3、4 和 5 的执行时间为 0.203 s, 步骤 6 的执行时间为 0.015 s。在多波段综

图 3 图 1(b)影像分类结果  
Fig. 3 Classification result of Fig. 1(b)

图 4 多波段综合变化掩膜的变化检测结果  
Fig. 4 Change detection result of multi-band integration change mask method

图 5 影像增强与分类后比较结合的变化检测结果  
Fig. 5 Change detection result of combination image enhancement/post-classification analysis

图 6 “从-到”变化检测颜色矩阵  
Fig. 6 “From-to” change detection color matrix

合变化掩膜算法的执行过程中,步骤 1 的执行时间很少,可以忽略不计,则整个算法的执行时间主要花费在步骤 2 上(约占 90.24%),这是因为步骤 2 需要对时相 1 影像中所有的像元进行分类,所以时间开销很大,而在步骤 5 中只需要对变化的像元进行分类,所以时间开销要小得多。此外,该算法相比前一个算法的执行时间增加了 0.152 s。进一步分析其原因,发现时间的增加主要集中在步骤 4 和 5,在步骤 4 中,采用多个波段进行处理相比单一波段更加复杂,而且会产生更加丰富的变化信息,这些变化信息使得步骤 5 中待分类的像元数目增加,分类的所需时间也就相应地增加了。尽管如此,为了获得更加真实的变化信息,执行时间上的少量增加是可以接受的,而且整个算法的执行时间比较短,因此,本文变化检测算法的效率是比较高的。

2006 年土地利用动态变化矩阵,如表 3 所示。从表 3 中可以看出郴州柿竹园地区在 2005 年~2006 年土地利用变化主要是农牧业用地、林地、建筑用地和裸地的变化,水体的变化相对较小。下面对农牧业用地、林地的变化情况进行分析。

表 3 研究区 2005 年~2006 年土地利用动态变化矩阵  
Tab. 3 Change matrix of land use in study area between 2005 and 2006(hektare)

单位:hm <sup>2</sup>					
土地类型	建筑和裸地	水体	林地	农、牧业用地	2005 年合计
建筑和裸地	998.32	0.48	0.00	0.04	998.84
水体	0.04	6.92	0.00	0.00	6.96
林地	3.84	0.00	2 367.88	0.00	2 371.72
农牧业用地	10.72	1.32	0.12	1 323.84	1 336.00
2006 年合计	1 012.92	8.72	2 368.00	1 323.88	4 713.52

统计变化区域的数据,得到研究区域在 2005 年~

(1) 农牧业用地的变化 2006 年农牧业用地 (1 323.88 hm<sup>2</sup>) 比 2005 年的农牧业用地 (1 336.00 hm<sup>2</sup>) 减少了 12.12 hm<sup>2</sup>。具体变化情况是:2005 年的农牧业用地中,有 10.72 hm<sup>2</sup> 转变为建筑用地和裸地,1.32 hm<sup>2</sup> 转变为水体,0.12 hm<sup>2</sup> 转变为林地,共计 12.16 hm<sup>2</sup>。同时,有 0.04 hm<sup>2</sup> 的建筑用地或裸地转变为农牧业地。

(2) 林地的变化 2006 年林地 (2 368.00 hm<sup>2</sup>) 比 2005 年的林地 (2 371.72 hm<sup>2</sup>) 减少了 3.72 hm<sup>2</sup>。具体变化情况是:2005 年的林地中,有 3.84 hm<sup>2</sup> 转变为建筑用地和裸地。与此同时,有 0.12 hm<sup>2</sup> 的农牧业用地变为林地。

以上结果显示,郴州柿竹园地区在 2005 年 ~ 2006 年土地利用变化趋势主要表现为农、牧业用地、林地向建筑用地和裸地的转变。分析其原因,一方面是由于城市的发展,建设用地持续增长;另一方面是由于工矿用地的扩张,由矿山开采所引起的植被破坏、采空塌陷、矿渣的堆积等。国土资源调查人员可以利用变化检测的结果为参考进行实地调查,加强国土资源的管理和监控。

## 5 结 论

以国土资源遥感影像变化检测为背景,引入了多波段综合变化掩膜的思想,提出了一种新的变化检测方法。在实验部分,对郴州市柿竹园地区进行变化检测,并对变化结果及其原因进行了分析,得出的结论与郴州市 2006 年度土地利用变化调查的结果相符,说明了该方法的有效性。

## 参考文献 (References)

- 1 Mass J F. Monitoring land-cover changes: a comparison of change detection techniques [J]. *Remote Sensing*, 1999, **20**(1): 139-152.
- 2 Arzandeh S, Wang J. Monitoring the change of phragmites distribution using satellite data [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2003, **29**(1): 24-35.
- 3 Jensen J R. *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective* [M]. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 2004.
- 4 Qian Le-xiang. *Remote Sensing Digital Image Processing and Geographic Feature Extraction* [M]. Beijing: Science Press, 2004. [钱乐祥. 遥感数字影像处理与地理特征提取[M]. 北京: 科学出版社, 2004.]
- 5 Bezdek J C. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms* [M]. New York: Plenum Press, 1981.
- 6 Eschrich Steven, Ke Jingwei. Fast fuzzy cluster of infrared images [A]. In: *Proceedings of IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference* [C], Vancouver, Canada, 2001, **2**: 1145-1150.
- 7 Kolen John F, Hutcheson Tim. Reducing the time complexity of the fuzzy C-means algorithm [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2002, **10**(2): 263-267.
- 8 Nelson R F. Detecting forest canopy change due to insect activity using Landsat MSS [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1983, **49**(9): 1303-1314.
- 9 Anderson J R, Hardy E E, Roach J T, et al. *A Land Use and Land Cover Classification System for Use with Remote Sensor Data* [R]. TR964, Washington, USA: Geological Survey Office, 1976.
- 10 Zeng Zhi-yuan. *Research on Computer Classification of Satellite Images and Application in Geoscience* [M]. Beijing: Science Press, 2004. [曾志远著. 卫星遥感图像计算机分类与地学应用研究[M]. 北京: 科学出版社, 2004.]