

文章编号: 1007-4619(2007)04-0500-11

# 光谱与纹理信息复合的土地利用 覆盖变化 动态监测研究

张锦水, 潘耀忠, 韩立建, 苏 伟, 何春阳

(北京师范大学 资源学院资源技术与工程研究所, 环境演变与自然灾害教育部重点实验室, 北京 100875)

**摘 要:** 及时、准确地动态监测地球表面特性对于掌握人类和自然现象之间的关系和相互作用是非常重要的, 并为决策的制定奠定基础。传统卫星遥感的土地利用 覆盖变化动态监测方法基本上可分为光谱直接比较法和分类比较法两大类, 但两类方法多以光谱信息为基础来提取土地利用变化信息, 而忽略纹理等空间信息。本研究中, 基于变化向量分析方法, 将光谱与纹理两种信息复合计算变化强度, 并采用支持向量机法提取变化 /非变化信息, 通过监督分类确定变化区域内的土地利用 覆盖类型的转移方向, 完成土地利用 覆盖动态监测。最后, 利用两期 TM 数据, 对海淀区 1997—2004 年进行土地利用 覆盖变化动态监测, 以验证该方法。该方法较分类后比较法在一定程度上减少误差积累, 降低了错误类型转化, 提取的变化信息总精度达到 93.1%, Kappa 为 0.862 比利用光谱信息双窗口变步长的变化向量分析方法提取出土地利用 覆盖变化信息的精度有一定的提高 (总体精度为 90.2%, Kappa 为 0.804)。纹理信息与光谱信息复合, 能够更大拉开变化 /非变化信息之间的距离, 有利于动态变化信息的提取, 是该方法能够有效提取变化信息的关键所在。

**关键词:** 光谱; 灰度共生矩阵; 支持向量机; 变化向量分析; 土地利用 /覆盖; 动态监测

**中图分类号:** TP79      **文献标识码:** A

## Land Use/cover Change Detection with Multi-source Data

ZHANG Jin-shui PAN Yao-zhong HAN Li-jian SU Wei HE Chun-yang

(College of Resources Science and Technology at Beijing Normal University Key Laboratory of Environmental Change and Natural Disaster of the Ministry of Education of China at Beijing Normal University Beijing 100875 China)

**Abstract:** It is of great importance to obtain the earth surface property timely and effectively, which can help us to know the relationship between human and nature phenomena and also for decisionmaking. Pixel-based and classification-based remote sensed data are the two normal methods during the traditional land use/cover change detection, which make use of the single-source spectral to extract the changed land use/cover information, while texture and other spatial information are neglected. In this research, spectral and texture information basing on the Change Vector Analysis and Support Vector Machine method are incorporated to extract the land use/cover information. The land use/cover information are extracted with the method above in Haidian district, Beijing, supported with the two temporal TM image in 1997 and 2004, the overall accuracy and Kappa are 93.1% and 0.862 respectively, better than double windows flexible pace searching CVA method. Whose overall accuracy and Kappa are 90.2% and 0.804 respectively, showing that the method in this paper can extract the changed information effectively. On the other hand, this method can overcome the difficulty in searching the threshold which has to be engaged in the CVA method.

**Key words:** spectral gray co-occurrence matrix; CVA; SVM; land use/cover change detection

收稿日期: 2006-03-03; 修订日期: 2006-08-28

基金项目: 教育部新世纪优秀人才支持计划; 国家 863 计划 (编号: 2003AA131080)

作者简介: 张锦水 (1978—), 男, 博士。河北沧州人, 现从事土地利用覆盖变化动态监测与遥感信息提取方面的研究。E-mail: zhangjsh@ires.cn

# 1 引 言

区域尺度的土地利用 覆盖变化研究是当前国际上开展土地利用 覆盖变化研究的重要领域之一<sup>[1]</sup>。及时、准确地动态监测地球表面特性对于掌握人类和自然现象之间的关系和相互作用是非常重要的,并为决策的制定奠定基础<sup>[2]</sup>。遥感技术在自然资源监测领域的应用从 20 世纪 70 年代就已开展起来<sup>[3-4]</sup>。目前建立在遥感数据基础上的土地利用 覆盖变化的动态监测得到日益广泛的重视,已经发展了许多基于遥感数据的动态监测方法<sup>[5-8]</sup>。传统卫星遥感的土地利用 覆盖变化动态监测方法基本上可分为光谱直接比较法和分类比较法两大类<sup>[9-10]</sup>,二者各有所长。光谱直接比较法对光谱变化比较敏感,可以避免分类方法过程所导致的误差积累。但需要进行严格的辐射标准化,以排除大气状况、太阳高度角、土壤湿度、物候等“噪声”因素对图像光谱的影响。由于目前对各种干扰导致的辐射差异的校正方法仍不成熟,因此,只能通过选择同一传感器、同一季相的数据来尽可能减少“噪声”,对数据预处理的过高要求大大地限制了光谱直接比较法的广泛使用。分类比较法对辐射纠正要求相对较低,适用于不同传感器、不同季相数据的比较,同时该方法不仅可以提供变化信息,而且还能够给出各时期之间的土地利用 覆盖转换类型信息。但由于不同时期分类结果误差的累积,最终导致对土地利用 覆盖变化信息的判别精度较低<sup>[5-6]</sup>。每一种动态监测方法都有其优势和缺陷,事实上并没有一种方法最优而适合于所有情况,只能根据不同的研究需要选择不同的动态监测方法<sup>[9]</sup>。

传统的土地利用覆盖变化都采用地物的光谱特征进行信息提取<sup>[4-8,9]</sup>,而往往忽略其他的影像空间特征,如纹理、结构等。纹理是影像的基本特征,对于目标识别通常也是一个关键特征<sup>[11]</sup>。纹理分析在计算机视觉、模式识别及数字图像处理中起着重要的作用。纹理与其他影像特征相比,反映了像元的对比度和对比度的频率变化,从而反映了影像灰度模式的分布,包含影像的表面信息以及与周边环境的关系,更好地兼顾了宏观结构与微观结构,从而可以采用纹理很好的反映出遥感影像上的地物特征<sup>[12]</sup>。目前,在遥感中应用纹理信息的研究已经很多<sup>[13-15]</sup>,研究结果表明纹理信息如同光谱信息一样,能够有效进行地物信息的提取与分析。

传统土地利用 覆盖变化监测中的变化向量分析 (Changed Vector Analysis, CVA),能够充分利用光谱信息进行土地利用 覆盖变化的信息提取,但是该方法只利用了光谱信息进行动态变化信息提取,没有利用到纹理、结构等地物的空间信息。为突破传统 CVA方法中只利用光谱信息进行土地利用 覆盖变化的局限,本文将纹理信息引进来,提出了复合光谱和纹理信息进行土地利用 覆盖变化信息提取的方法,利用 CVA方法,计算多期图像之间的光谱、纹理信息之间的距离,并采用支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)方法来提取动态变化信息,提高土地利用 覆盖变化动态监测的精度,并以北京市海淀区为试验区,提取出 1997—2004 年土地利用 覆盖变化信息,以检验该方法的可行性。

## 2 CVA与 SVM相结合动态变化信息的思路

变化向量是描述从时相 1 到时相 2 变化的方向和大小光谱变化向量。设时相 1 和 2 图像的像元灰级矢量分别为  $G=(g_1, g_2, \dots, g_k)^T$  和  $H=(h_1, h_2, \dots, h_k)^T$ , 则变化矢量

$$\Delta G = G - H = \begin{pmatrix} g_1 - h_1 \\ g_2 - h_2 \\ \dots \\ g_k - h_k \end{pmatrix} \quad (1)$$

$\Delta G$  包含了两幅图像中所有变化的信息,变化的强度由  $\|\Delta G\|$  决定:

$$\|\Delta G\| = \sqrt{(g_1 - h_1)^2 + (g_2 - h_2)^2 + \dots + (g_k - h_k)^2} \quad (2)$$

本研究中,为了保证各种信息(光谱、纹理)对  $\Delta G$  贡献率都一样,需对公式(2)进行一定的改进,如公式(3)。

$$\|\Delta G\| = \sqrt{\frac{D_1}{T_1} + \frac{D_2}{T_2} + \dots + \frac{D_n}{T_n}} \quad (3)$$

式中,  $D=(g_1 - h_1)^2 + (g_2 - h_2)^2 + \dots + (g_k - h_k)^2$ ,  $T$  为每种单源信息的波段数,如光谱的波段层数。

矢量的指向由一系列的角度定义。当  $k > 3$  时,对  $\Delta G$  指向的分析必须分离到许多三维空间中,这在物类转化类型比较复杂时分析是比较困难的。 $\Delta G$  的指向决定了某点土地覆盖向另一特定类型的转变。不考虑土地类型转变的方向,单从提取土地利用 覆盖变化的信息来看,  $\|\Delta G\|$  的取值越大,图像的差异就越大,变化发生的可能性就越大。因此,通

过设定阈值,  $\|\Delta G\|$  大于阈值的定义为变化信息, 否则定义为非变化信息。

支持向量机是由 Vapnik 和他的合作者提出来的, 是一种新的学习方法<sup>[16-17]</sup>, 是建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上, 根据有限样本信息在模型复杂性 (即对特定训练样本的学习精度, Accuracy) 和学习能力 (即无错误地识别任意样本的能力) 之间寻求最佳折衷, 以期获得最好的推广能力。SVM 是从线性可分情况下的最优超平面发展而来的<sup>[18-19]</sup>, 基本思想如图 1 所示, 以二维情况进行说明。

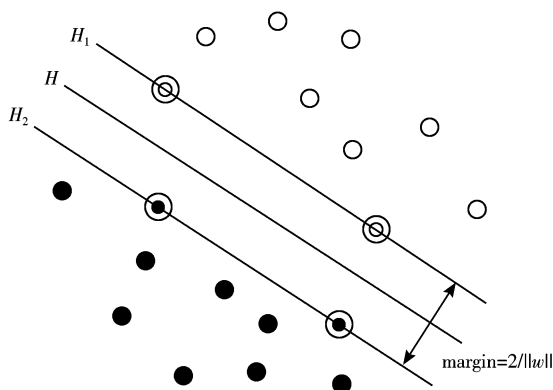


图 1 最优超平面

Fig 1 The optimal hyperplane

图中实心点和空心点分别代表两类样本,  $H$  为分类线,  $H_1$  和  $H_2$  分别为过各类中离分类线最近的样本且平行于分类线的直线, 它们之间的距离叫做分类间隔 (margin)。所谓最优分类线, 就是要求分类线不但能够将两类正确分开, 而且使分类间隔最大。关于 SVM 的具体理论可参考 Nello Cristianini 编著的《支持向量机导论》<sup>[18]</sup>。

CVA 方法对阈值的设定要求比较高<sup>[20-22]</sup>, 直接影响到动态变化提取的精度, 但阈值的设定比较困难。目前陈晋等提取出的“双窗口变步长方法”能够较好提取出所需的阈值<sup>[9]</sup>, 但其操作较为复杂。在本研究中, 为解决 CVA 确定阈值困难的不足, 从 CVA 方法提取的强度图中采用 SVM 进行分类, 分隔开变化/非变化的信息, 达到有效提取动态变化信息的目的。

### 3 海淀区土地利用覆盖变化的监测

本研究区位于北京城区的西部和西北部, 面积  $426 \text{ km}^2$ , 地势西高东低, 平均海拔  $50 \text{ m}$  左右的平原占全区面积的  $3/4$  是首都北京的科研文化中心和重要的蔬菜副食品生产基地, 也是全国有名的高新技术开发区。随着北京经济的发展和高新技术产业的迅速崛起, 在短时间内发生了巨大的土地利用覆盖变化。快速、准确地获取城市动态信息, 对制定相应的城市发展决策有着重要的辅助作用, 已引起了多方面的重视。

本研究中, 选取了季相一致, 质量较好, 无云, 完全覆盖研究区的编号为 123/32 的两期 Landsat TM 数据 (1997-05-16 2004-05-19), 共有 6 个波段, 影像如图 2 所示 (波段 4 3 2 组合)。像元大小为  $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$ 。从图上可以看出, 在海淀区西北部、北部地区土地利用覆盖变化强烈, 大片的水田变成旱田, 城市用地扩张速度很快, 大片的农田转化成城镇用地。

本研究中, 首先进行图像预处理, 在此基础上进行试验提取出适合土地利用覆盖变化的最佳尺寸的窗口纹理, 并与光谱信息复合计算强度, 选择样本, 利用 SVM 分类方法来提取出 1997—2004 年的变化/非变化的信息, 最后进行精度评价, 具体流程如图 3 所示。

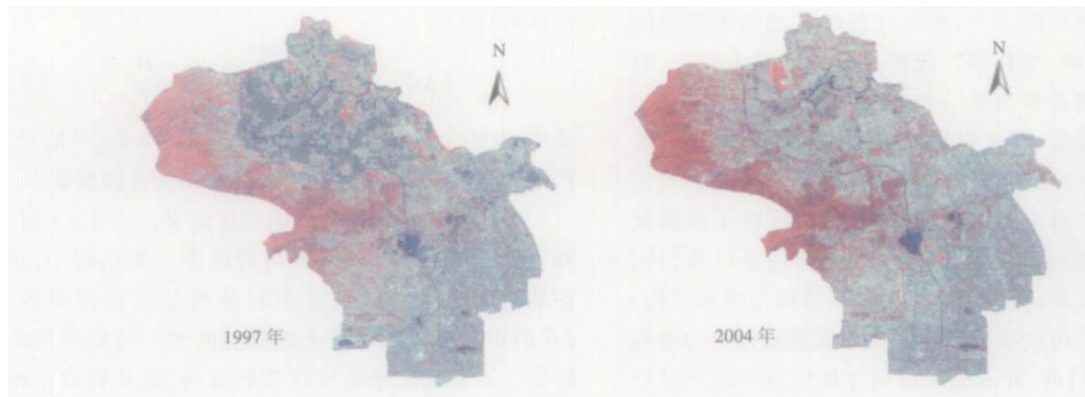


图 2 海淀地区 1997、2004 年遥感影像

Fig 2 Remote sensing images of Haidian district

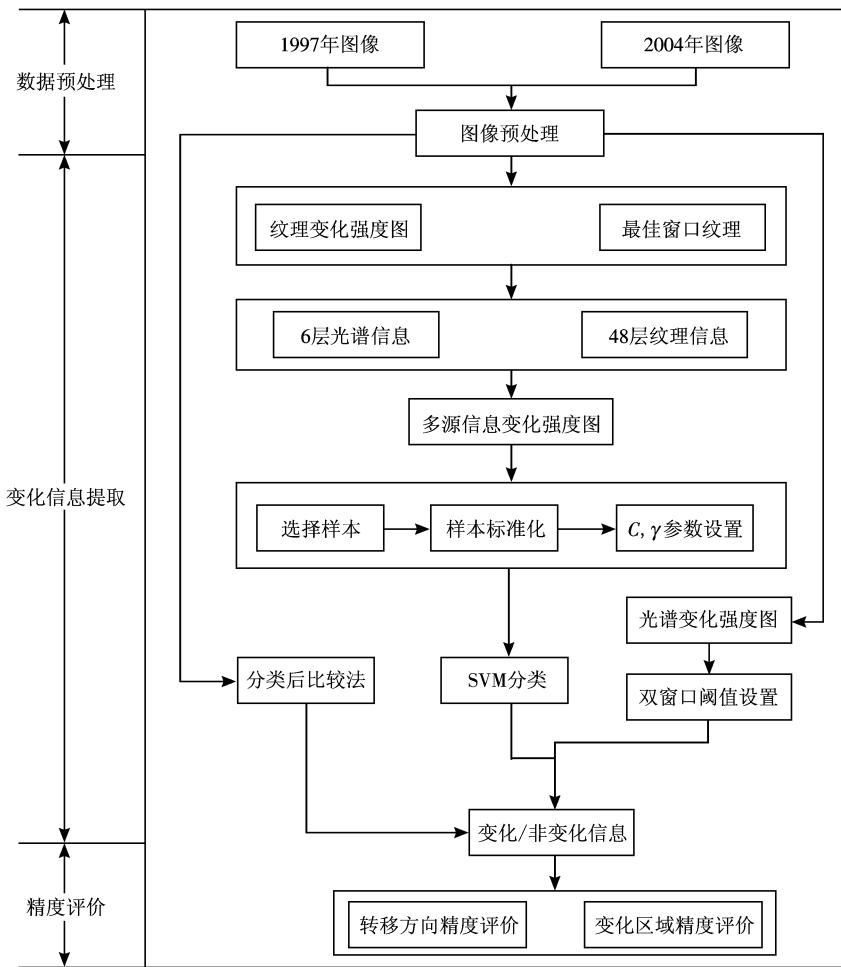


图 3 海淀区土地利用 / 覆盖动态监测流程图

Fig. 3. Flow chart of land use/cover change detection in Haidian district, Beijing

### 3.1 数据预处理

数据预处理主要包括严格的几何纠正和研究区提取。首先以 1999 年标准影像图为基准, 利用二次多项式和双线性内插法对 1997 年的 TM 图像进行了图像到图像的几何校正, 经重新选点检验, 误差在一个像元内, 接着以校正好的 1997 年图像对 2004 年图像进行图像到图像的配准处理。经检验, 二者的 RMS 误差小于 0.5 个像元。应用散点控制回归 (SCR: Scattergram Controlled Regression)<sup>[23]</sup> 方法, 以一次线性回归  $Y_k = a_k X_k + b_k$  的形式对两期的遥感影像进行相对辐射纠正。最后, 从配准好的两期图像上提取出研究区。

### 3.2 最佳纹理窗口选择

在目前的图像纹理特征计算方法中, Haralick 等提出的灰度共生矩阵计算方法应用最为广泛<sup>[24]</sup>。灰

度共生矩阵 (空间灰度相关方法) 通过对图像灰度级别之间联合条件概率密度  $P(i, j, d, \theta)$  的计算表示纹理特征。 $P(i, j, d, \theta)$  表示在给定空间距离  $d$  和方向  $\theta$  时, 灰度  $i$  为始点, 出现灰度级为  $j$  的概率<sup>[25]</sup>。Haralick 等一共定义了 14 种纹理特征的计算方法。本研究中, 在 ENVI 4.1 下选用了 Mean (平均值)、Variance (方差)、Homogeneity (均一性)、Contrast (反差)、Dissimilarity (相异性)、Entropy (熵)、Angular Second Moment (角二阶矩)、Correlation (灰度相关) 等 8 种最为常用的方法来计算图像纹理特征, 分别在  $3 \times 3$ 、 $5 \times 5$ 、 $7 \times 7$ 、 $9 \times 9$ 、 $11 \times 11$  窗口下提取出两期图像的纹理, 在每一窗口尺寸下生成 48 层纹理数据。为保证每一种纹理的对变化强度的作用程度一样, 将每一种纹理的灰度值标准化到 0—255 与光谱信息范围一致, 随后, 计算两期图像的变化强度。在 Erdas 8.6 中, 目视解译 1997、2004 年两期图像选择出典型的变化 / 非变化样本, 分别为 5577 和 3558 个像元。利用 Erdas 8.6 提供的

Signature Separability功能计算出变化/非变化样本的分离度。在图 4可见,在窗口大小为  $5 \times 5$ 的时候,变化/非变化样本之间的分离度最高,为 140 因此,  $5 \times 5$ 窗口下提取出来的纹理最能够有效的区分开 1997—2004年变化信息,  $5 \times 5$ 定为最佳纹理窗口大小。

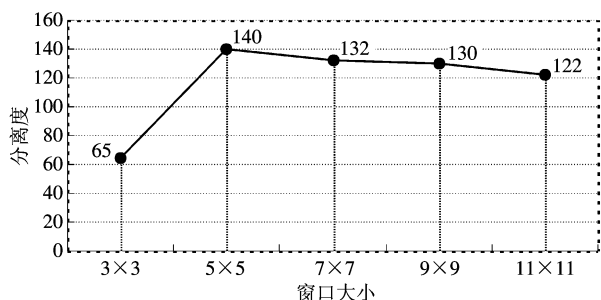


图 4 最佳纹理窗口大小

Fig 4 The optimum texture window size

### 3.3 计算光谱与纹理信息的变化强度

在  $5 \times 5$ 窗口下提取出两期图像 (1997和 2004)纹理数据 (48层)与光谱数据 (6层)进行叠加,计算两期图像的变化强度。为了保证光谱和纹理的距离对最后变化强度的贡献率相同,两期图像计算出来的光谱和纹理距离需分别除以 6和 48 根据公式 (3),计算复合光谱和纹理两种信息提取出的两期图像的变化强度图,如图 5所示。

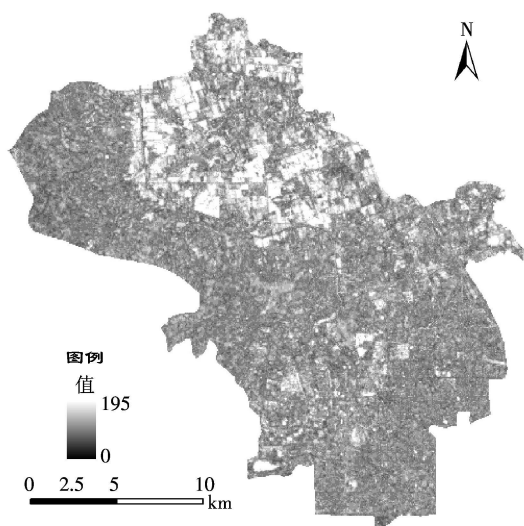


图 5 复合光谱、纹理计算的变化强度图

Fig 5 Change magnitude based on spectrum and texture

### 3.4 选择样本,进行变化信息提取

采用最佳纹理选择窗口时所用的 5577和 3558

个典型变化/非变化样本作为 SVM的输入样本,对变化强度图进行分割 (图 5),提取出变化/非变化信息。

$C$  ( $\gamma$ 惩罚系数参数和间隔),其取值好坏直接影响到分类精度。经验证明,  $C$ 和  $\gamma$ 以指数增长方式 ( $C=2^{-5}, 2^{-3}, \dots, 2^{15}, \gamma=2^{-5}, 2^{-3}, \dots, 2^{15}$ )搜索是快速确定  $C$ 和  $\gamma$ 参数比较好的办法,  $C$ 和  $\gamma$ 是独立增长的。本文选用 libsvm2.6软件分别采用线性函数、多项式函数、径向基函数和 S形函数对选择的样本进行 SVM分类,比较结果精度,确定  $C$ 和  $\gamma$ 两个参数。核函数为径向基函数 (RBF),  $C$ 和  $\gamma$ 分别取值为 16和 0.25 样本可分程度最高,达到 98.1%,见表 1。最后,提取出海淀区 1997—2004年土地利用/覆盖变化信息,变化范围如图 6(c)所示。

表 1 不同核函数下可分样本的可分精度

Table 1 The sample accuracy with different kernel function

核函数	C	$\gamma$	样本精度/%
线性函数	4	8	95.7
多项式函数	32	8	97.4
径向基函数 (RBF)	16	0.25	98.1
S形函数	2	16	94.5

基于纹理和光谱范围提取出来后,为了计算土地利用类型之间的转换方向,采用最大似然方法对 1997和 2004年图像进行分类 (分类体系:高密度城镇用地 ( $C_1$ ),中低密度城镇用地 ( $C_2$ ),水域 ( $C_3$ ),水浇地 ( $C_4$ ),菜地 ( $C_5$ ),水田 ( $C_6$ ),园地 ( $C_7$ ),灌草地 ( $C_8$ ),林地 ( $C_9$ ))。利用图 6(c)中变化信息的范围,将 2004年的分类结果提取出来,与 1997年的分类结果进行拼接。生成 2004年的土地利用/覆盖图 (图 6(d))。

从图 6(d)中可以明显的看出,海淀区 1997—2004年土地利用/覆盖类型发生了很大的变化,主要位于海淀区西北部,温泉镇、苏家坨镇与西北旺镇地区大片的水田变成了菜地、果园,用于种植蔬菜和果树,这符合城市人口消费结构的需要。此外,该区域有大片的农田转化成城镇用地。在西南部,部分区域的土地利用/覆盖类型转变剧烈,主要是林地、水塘等土地利用/覆盖类型转化为城镇用地。各种土地类型之间的转换见表 2。高密度城镇用地、低密度城镇用地从 1997到 2004年分别提高了 6.95%和 12.36%,总的城镇用地提高了 9.7%。水体、水

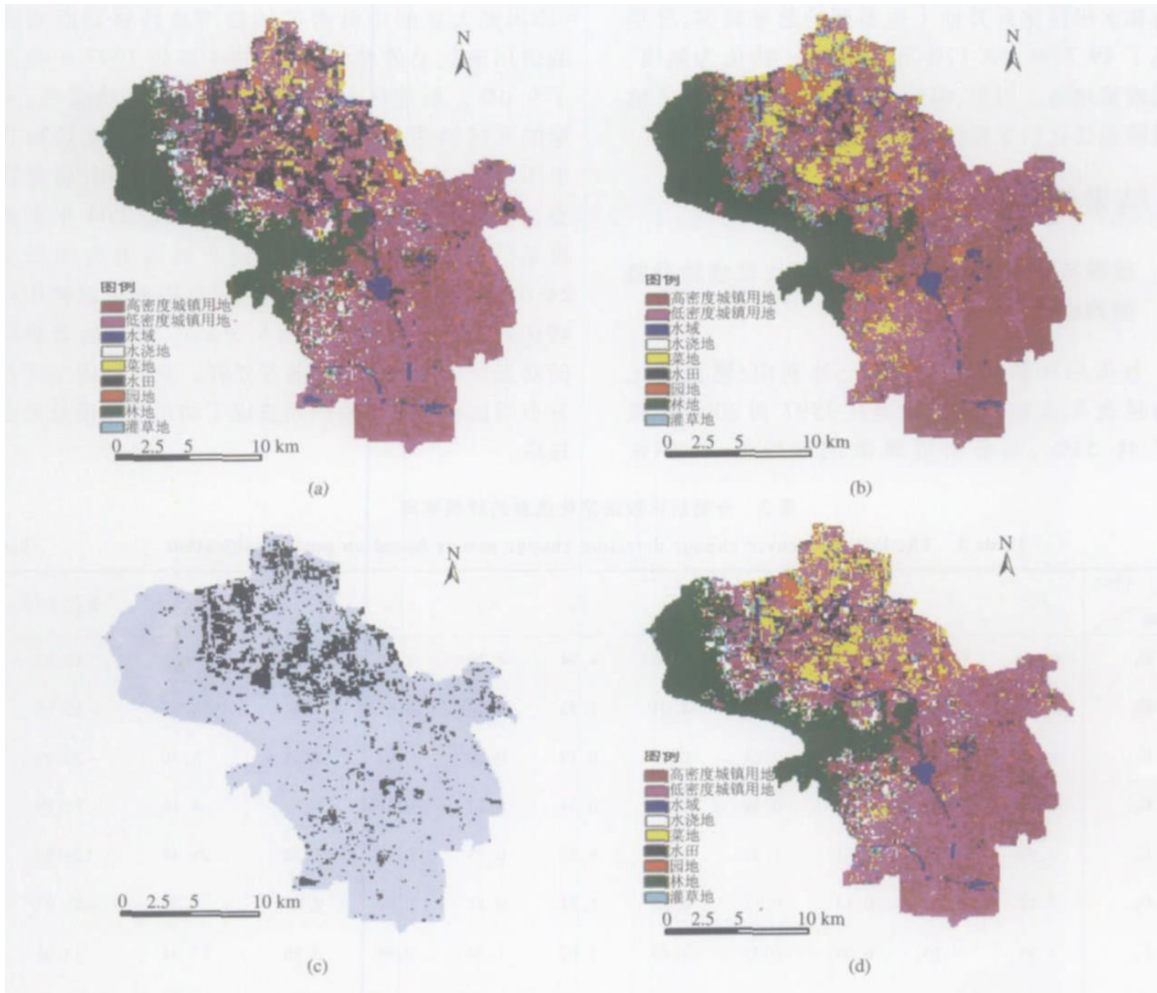


图 6 1997—2004 年海淀区土地利用 / 覆盖变化图

(a) 1997 年分类结果; (b) 2004 年分类结果; (c) 纹理与结构复合提取变化范围; (d) 2004 年复合分类结果

Fig 6 Land use/cover change information of Haidian district between 1997 and 2004

(a) The classification result of 1997; (b) The classification result of 2004

(c) The change scope by the compound change detection method (d) The classification result of 2004 by the compound change detection method

表 2 光谱与纹理复合提取变化信息的转换矩阵

Table 2 The land use/cover change detection change matrix based on spectrum and texture /km<sup>2</sup>

1997 \ 2004	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	C <sub>4</sub>	C <sub>5</sub>	C <sub>6</sub>	C <sub>7</sub>	C <sub>8</sub>	C <sub>9</sub>	合计	变化率 /%
C <sub>1</sub>	89.67	1.99	0.51	4.58	1.94	2.28	0.76	0.05	0.22	102.01	6.95
C <sub>2</sub>	3.63	91.42	3.03	4.76	2.95	3.73	0.83	0.08	0.37	110.80	12.36
C <sub>3</sub>	0.03	0.02	3.78	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	3.87	-49.77
C <sub>4</sub>	0.16	0.27	0.05	6.54	0.04	0.49	0.13	0.01	0.02	7.72	-53.17
C <sub>5</sub>	1.07	3.34	0.26	0.38	7.59	7.74	1.31	0.14	0.69	22.51	71.75
C <sub>6</sub>	0.07	0.06	0.02	0.00	0.01	7.14	0.01	0.00	0.00	7.31	-71.18
C <sub>7</sub>	0.50	1.01	0.03	0.06	0.49	2.44	8.06	0.02	0.16	12.77	9.87
C <sub>8</sub>	0.22	0.44	0.01	0.13	0.08	1.29	0.52	5.33	0.23	8.24	45.68
C <sub>9</sub>	0.04	0.05	0.01	0.03	0.00	0.23	0.01	0.02	66.39	66.78	-1.92
合计	95.38	98.61	7.70	16.48	13.11	25.36	11.62	5.65	68.09		

浇地和水田转化到其他土地类型的数量较多,分别降低了 49.77%, 53.17% 和 71.18%, 转化为城镇、果园或菜地等。可见,海淀区从 1997—2004 年土地利用覆盖变化信息发生了巨大的变化。

## 4 结果评价

### 4.1 纹理与光谱提取变化与分类后比较法动态监测的比较

分类后比较法提取出的土地利用覆盖转化矩阵见表 3。高密度城镇用地从 1997 到 2004 年提高了 40.52%, 而低密度城镇用地降低 20.59%

(原因是大量的中低密度城镇用地转移到高密度城镇用地), 总的城镇用地 2004 年较 1997 年提高了 9.0%。海淀区呈高速发展, 经济活动强烈, 大量的非城镇用地转换成城镇用地, 逆转化过程几乎不存在, 可视的是一种错误的土地利用覆盖转变。分类后比较法提取的 1997 年到 2004 年土地利用覆盖信息中城镇用地转化到非城镇用地面积为 24.07 km<sup>2</sup>, 而基于光谱与纹理复合提取从城镇用地转化到非城镇用地面积为 9.36 km<sup>2</sup>, 可见后者提取的动态变化信息效果较前者要好。究其原因主要是分类后比较法的误差积累造成了动态变化信息的误提取。

表 3 分类后比较法变化信息的转换矩阵

Table 3 The land use/cover change detection change matrix based on post classification /km<sup>2</sup>

1997 2004	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	C <sub>4</sub>	C <sub>5</sub>	C <sub>6</sub>	C <sub>7</sub>	C <sub>8</sub>	C <sub>9</sub>	合计	变化率 /%
C <sub>1</sub>	66.24	43.62	2.70	3.68	2.96	4.74	4.70	1.14	4.25	134.03	40.52
C <sub>2</sub>	20.10	36.08	0.40	6.04	4.01	5.53	3.58	0.65	1.92	78.30	-20.59
C <sub>3</sub>	0.62	0.41	3.94	0.04	0.02	0.19	0.08	0.02	0.05	5.36	-30.29
C <sub>4</sub>	0.71	1.62	0.06	0.59	0.41	0.54	0.27	0.10	0.17	4.48	-72.79
C <sub>5</sub>	3.99	8.97	0.31	1.92	3.51	8.32	0.71	0.40	1.35	29.48	124.93
C <sub>6</sub>	0.48	0.70	0.14	0.12	0.25	1.35	0.11	0.04	0.09	3.29	-87.03
C <sub>7</sub>	1.96	4.08	0.09	0.32	1.69	3.02	1.34	0.96	3.86	17.32	49.01
C <sub>8</sub>	0.51	1.88	0.01	1.72	0.06	1.06	0.08	0.45	1.22	6.99	23.63
C <sub>9</sub>	0.78	1.25	0.05	2.04	0.19	0.61	0.74	1.89	55.19	62.73	-7.86
合计	95.38	98.61	7.70	16.48	13.11	25.36	11.62	5.65	68.09		

### 4.2 纹理和光谱复合与单光谱 CVA 方法变化信息提取比较

为了验证本文方法采用光谱、纹理提取变化信息的有效性, 将该方法与利用传统 CVA 方法采用双窗口变步长方法寻找阈值<sup>[9]</sup>, 提取出 1997—2004 年海淀区土地利用覆盖变化信息范围。当双窗口变步长方法提取动态变化信息最大监测出来的成功率最大值与最小值小于 0.1% 为止, 最终确定变化强度阈值为 62.5, 检验成功率为 84.35%。土地利用/覆盖变化强度如图 7 所示。

从图 6 与图 7 可以清晰地看出, 北京市海淀区 1997—2004 年土地利用覆盖变化结果的分布趋势非常相近, 主要集中在海淀区西北部, 城区内部土地

变化较小。

从数量上看, 基于光谱、纹理信息复合的 CVA 与 SVM 方法结合提取出 55092 个变化像元, CVA 变步长方法提取出 53052 个变化像元, 两者相对差占前者的 3.7%, 可见两者提取出来的变化信息量较为接近。

灰度共生纹理是通过周边像元的统计关系计算出来, 能够有效地避免单个像元受到天气、传感器的影响产生的噪声像元的影响, 尤其在大片的地物发生变化的时候, 地物内部光谱信息不均一, 单源的光谱信息不能够将整个地物有效地检测出来。将纹理和光谱进行复合, 充分利用光谱敏感性和纹理像元的邻域性, 有效地解决这个问题。如图 8 所示, 从 1997 年遥感影像的小水塘, 到 2004 年转变为植被

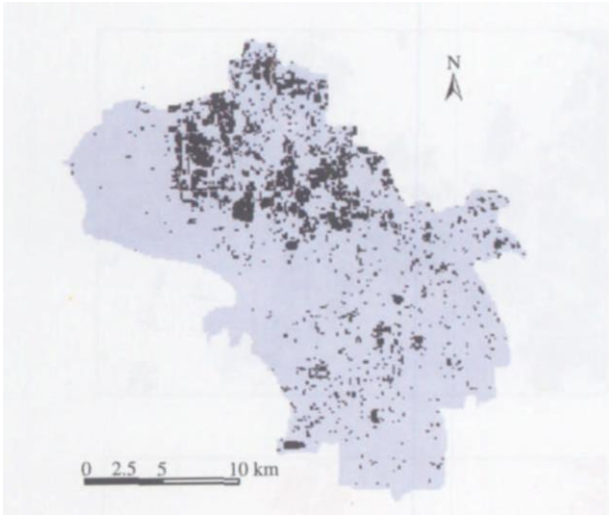


图 7 光谱 CVA方法提取 1997—2004年海淀区  
土地利用 覆盖变化区域图  
Fig 7 The land use/ cover change information based  
on spectrum information

和建筑物, 土地利用 覆盖信息发生了很大的变化。从图 8( 9)中可以清晰地看出纹理和光谱复合方法对整个小水塘发生的变化有效地检测出来, 而利用光谱单源信息的方法对池塘局部区域发生的变化没有全部检测出来, 出现斑点现象。

通过将纹理信息与光谱复合起来, 能够有效地拉大变化 非变化像元的距离, 更能有效地区分开变化像元 非变化像元。如图 9所示。

从图 9可以看出, 1997年到 2004年同一地块 A 土地利用 覆盖类型发生变化, 由原来的农作物用地转化成裸地, 由于单源信息的光谱距离比较小, 没有将这两种地物有效地区分开; 从图像上可以明显地看出, 地块 A在两期的纹理粗糙程度差别是很大的, 通过纹理信息将这个变化刻画下来, 将纹理和光谱复合计算出的变化强度, 可将这种单靠光谱无法准确监测的变化信息有效地提取出来。

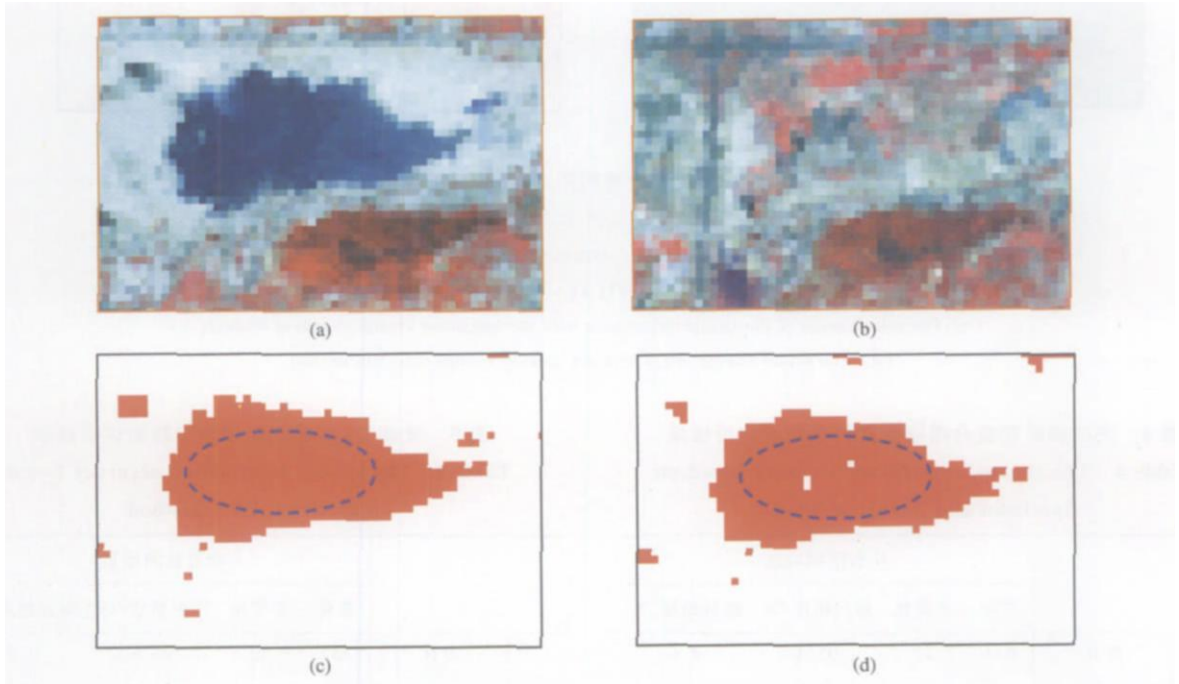


图 8 两种方法提取土地利用 覆盖变化信息的比较  
(a) 1997年影像子图; (b) 2004年影像子图; (c) 多源数据复合提取变化信息; (d) 单源数据提取变化信息  
Fig 8 The land use/cover change detection comparison of two methods

(a) The subset image of 1997; (b) The subset image of 2004  
(c) The change information with the multi source information (d) The change information with the single source information

### 4.3 精度评价

为了验证本研究中方法的精度, 运用 Erdas 8 精度评价模块, 在土地利用 覆盖变化图像上分层随机抽样, 变化 非变化像元分别为 500个, 通过目视解译 1997年、2004年图像, 获得的精度评价结果见

表 4 总体精度达到 93.1%, Kappa达到 0.862. 光谱提取土地利用 覆盖变化信息的精度评价结果见表 5 总体精度为 90.2%, Kappa为 0.804 可见, 通过本文方法能够有效地提取出土地利用 覆盖变化信息, 与传统光谱信息的 CVA方法提取的土地利用 覆盖变化信息的精度相近, 并有一定的提高。

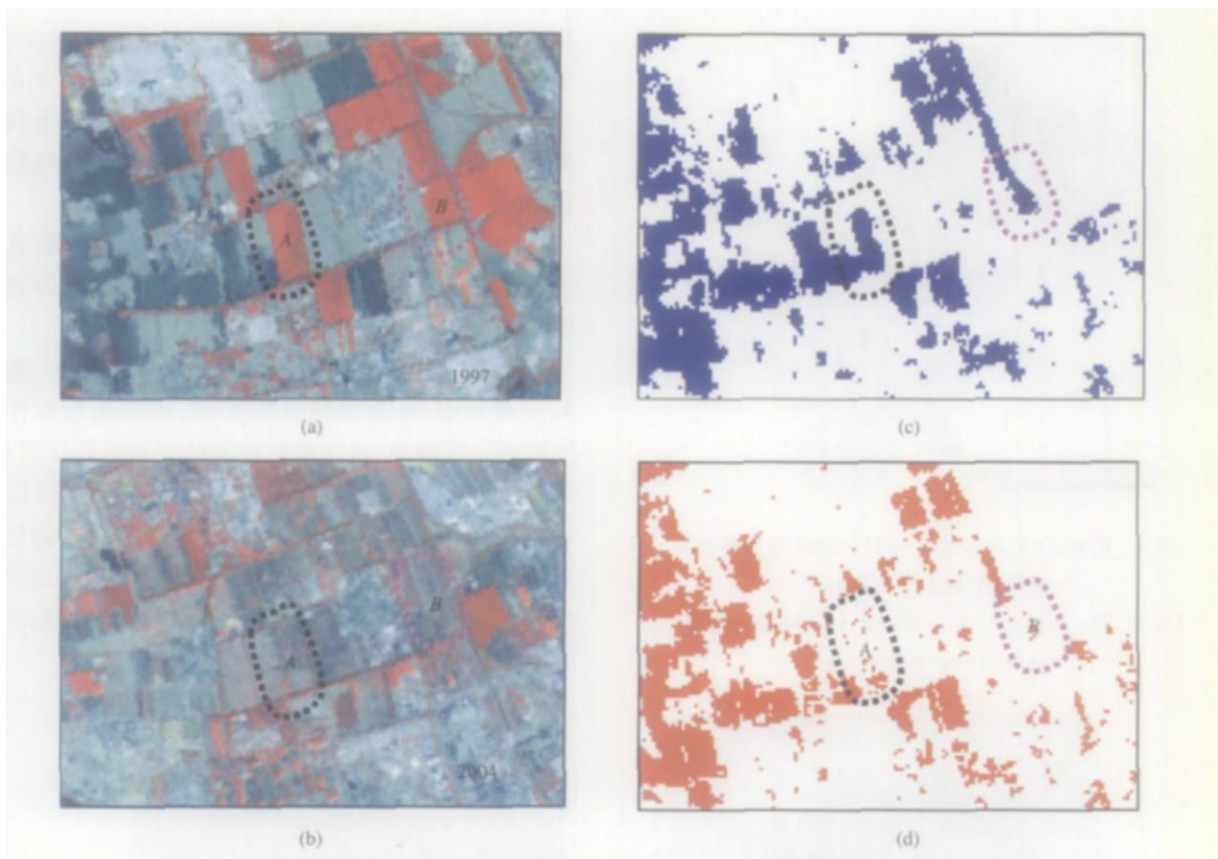


图 9 两种方法提取土地利用/覆盖变化信息的比较

(a) 1997年影像子图; (b) 2004年影像子图; (c) 光谱/纹理复合变化信息子图; (d) 光谱提取变化信息子图

Fig. 9 Land use/cover change detection comparison of single source and multi source data

(a) The subset image of 1997; (b) The subset image of 2004

(c) The subset image of the change information with the compound change detection method

(d) The subset change image with the spectral change detection method

表 4 光谱和纹理复合提取变化信息精度评价结果

Table 4 The change information accuracy based on spectrum and texture method

		动态监测信息			
		变化	非变化	用户精度 /%	漏分精度 /%
参 考 信 息	变化	453	22	95.4	4.6
	非变化	47	478	91.0	9.0
	制图精度 /%	90.6	95.6		
	错分精度 /%	9.4	4.4		
		总体精度 = 93.1%		Kappa = 0.862	

表 5 光谱 CVA 提取变化信息精度评价结果

Table 5 The change information accuracy based on spectrum CVA method

		动态监测信息			
		变化	非变化	用户精度 /%	漏分精度 /%
参 考 信 息	变化	432	30	93.5	6.5
	非变化	68	470	87.4	12.6
	制图精度 /%	86.4	94.0		
	错分精度 /%	13.6	6.0		
		总体精度 = 90.2%		Kappa = 0.804	

## 5 结论和讨论

本文将 1997 年和 2004 年图像的纹理和光谱信息复合起来, 利用 CVA 和 SVM 方法, 进行变化信息的提取, 通过监督分类确定两个时间的土地类型转

化方向, 并将该方法与后分类方法和双窗口比较法进行比较, 得到如下结论。

(1) 本文方法能够有效地解决后分类方法造成的误差积累, 减少了错误类型的转化 (见表 1 和表 2)。分类后比较法提取的 1997 年到 2004 年土地覆盖信息中城镇用地转化到非城镇用地面积为

24.07 km<sup>2</sup>, 而基于本文方法提取的城镇用地转化到非城镇用地面积为 9.36 km<sup>2</sup>, 误转化类型面积较少。

(2) 本文中, 通过将纹理信息和光谱信息两者复合 CVA 方法, 计算北京市海淀区的 1997 年、2004 年两年间的变化强度, 利用 SVM 方法来分隔变化 / 非变化的土地利用 覆盖变化信息, 总精度达到 93.1%, Kappa 达到 0.862 比利用光谱信息双窗口变步长的 CVA 方法提取土地利用 覆盖变化信息精度有一定的提高 (总体精度为 90.2%, Kappa 为 0.804), 可见该方法能够有效提取出土地利用 覆盖变化信息。

(3) 灰度共生矩阵纹理信息是通过周边像元的统计关系计算出来的, 能够有效地避免单个像元受到天气、传感器的影响。通过纹理信息与光谱信息复合可以避免光谱受到像素噪声的影响, 提取的土地利用 覆盖动态变化的信息具有整体性 (见图 8); 将纹理信息与光谱信息复合, 拉大了变化 / 非变化信息之间的距离, 能够更加准确地提取出土地利用 覆盖变化信息 (见图 9)。

(4) 本文采用 SVM 方法可以有效地提取出土地利用 覆盖的变化信息 (总精度达到 93.1%, Kappa 达到 0.862), 避免了变化向量分析中土地利用 覆盖检测阈值难以确定的不足, 比双窗口变步长寻找阈值操作起来更为方便。

本文方法能够有效地提取出土地利用 覆盖变化信息, 但仍有一些问题需要在今后的研究中深入探讨。(1) 本研究中, 通过本文方法提取出变化信息并与监督分类结果结合, 提取两期图像之间的转化方向, 但是变化区域内部的误差积累还是无法有效消除。(2) 6 层光谱信息计算出来的 48 层灰度共生纹理数据全部用于变化强度的计算以提取变化信息, 计算量比较大, 为此选择出有效的纹理信息层以简化计算是今后的一个研究重点所在。(3) 高空间分辨率遥感影像 (SPOT, IKONOS 等) 纹理信息更为明显, 但目前无法获取到高空间分辨率遥感影像, 从利用 TM 数据初步研究的结果来看, 纹理信息与光谱信息复合相对于单光谱信息能够更有效地提取出土地利用 覆盖变化的信息, 精度有了一定提高。但是 TM 图像获得的纹理信息还是不够明显, 今后一旦获得两期不同时期、同一季相的高空间分辨率遥感影像, 将进一步对该方法深入探讨。

#### 参 考 文 献 (References)

[ 1 ] IIASA. Modeling Land-use and Land-Cover Change in Europe

and Northern Asia[R]. 1999 Research Plan, 1998

- [ 2 ] Lu D, Mausl P, Bondzio E, et al. Change Detection Techniques J. Int J Remote Sensing, 2004 (25): 2365-2407.
- [ 3 ] Fan H S, Ma A N, Li J. Case Study on Image Difference Method for Land Use Change Detection Using Thematic Data in Renhe District of Panzhihua [J]. Journal of Remote Sensing, 2004, 8(1): 75-80 [范海生, 马蔼乃, 李京. 采用图像差值法提取土地利用变化信息方法——以攀枝花仁和区为例 [J]. 遥感学报, 2004, 8(1): 75-80.]
- [ 4 ] Zhao Y S, et al. Remote Sensing Application Analysis and Theory [M]. Beijing: Science Press, 2003 [赵英时等. 遥感应应用分析原理与方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2003.]
- [ 5 ] Singh A. Digital Change Detection Techniques Using Remotely-sensed Data [J]. International Journal of Remote Sensing, 1989, 10(6): 989-1003
- [ 6 ] Jesen J R. Introductory Digital Image Processing: a Remote Sensing Perspective [C]. Prentice Hall Saddle River, New Jersey, 2nd Ed, 1996
- [ 7 ] Ding Yuan, Christopher D. Elvidge, Ross S. Lunetta. Survey of Multispectral Methods for Land Cover Change Detection Analysis [A]. Ross S. Lunetta, Christopher D. Elvidge. Remote Sensing Change Detection: Environmental Monitoring Methods and Applications [C]. Sleeping Bear Press, Inc, 1998
- [ 8 ] Johnson R D, Kasiskake E S. Change Vector Analysis: A Technique for the Multispectral Monitoring for Land Cover and Condition [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(3): 411-426
- [ 9 ] Chen J, He C Y, Shi P J, et al. Land Use/Cover Change Detection with Change Vector Analysis (CVA): Change Magnitude Threshold Determination [J]. Journal of Remote Sensing, 2001, 5(4): 259-266 [陈晋, 何春阳, 史培军等. 基于变化向量分析的土地利用 覆盖变化动态监测 (I)——变化阈值的确定方法 [J]. 遥感学报, 2001, 5(4): 259-266.]
- [ 10 ] He C Y, Chen J, Chen Y H. Land Use cover Detection Based on Hybrid Method [J]. Journal of Natural Resources, 2001, 16(3): 255-262 [何春阳, 陈晋, 陈云浩等. 土地利用 覆盖变化混合动态监测方法研究 [J]. 自然资源学报, 2001, 16(3): 255-262.]
- [ 11 ] Woodcock C E, Strahler. The Factor of Scale in Remote Sensing [J]. Remote Sensing of Environment, 1987, 311-332
- [ 12 ] Huang G L, Zheng Z B. Some Studies on Image Texture Classification [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 1997, (6): 38-41 [黄桂兰, 郑肇葆. 航片影像纹理分类方法的探讨 [J]. 测绘通报, 1997, (6): 38-41.]
- [ 13 ] Qin Q M, Lu R J. Satellite Image Classification Based on Fractal Dimension and Neural Network [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2000, 36(6): 858-864 [秦其明, 陆荣建. 分形与神经网络方法在卫星数字图像分类中的应用 [J]. 北京大学学报 (自然科学版), 2000, 36(6): 858-864.]
- [ 14 ] Zhou T G, Guo D Z, Sheng Y H. A Study of Texture and

- Description for Multiband Remote Sensing Image Based on the Gray Vector [ J ]. Journal of Xi'an University of Science & Technology, 2000, **20**(4): 336—338 [周廷刚, 郭达志, 盛业华. 灰度矢量多波段遥感影像纹理特征及其描述 [ J ]. 西安科技学院学报, 2000, **20**(4): 336—338 ]
- [ 15 ] Li Y, Peng J X. The Sub-stripe Algorithm Based on Multi-scale H Parameters H Texture Properties [ J ]. Acta Electronica Sinica, 2002, **30**(7): 1041—1043 [李艳, 彭嘉雄. 多尺度 H参数纹理特征的子带算法 [ J ]. 电子学报, 2002, **30**(7): 1041—1043 ]
- [ 16 ] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory. Springer Verlag, New York, 1995
- [ 17 ] Cortes C, Vapnik V. Support Vector Networks [ J ]. Machine Learning, 1995, **20**(3): 273—297.
- [ 18 ] Nello Cristianini, John Shawe-Taylor. An Introduction to Support Machines [ M ]. House of Electronics Industry, 2000 [ Nello Cristianini, John Shawe-Taylor等. 支持向量机导论 [ M ]. 北京: 电子工业出版社, 2000 ]
- [ 19 ] Zhang J S, He C Y, Pan Y Z, et al. The High Spatial Resolution RS Image Classification Based On SVM Method with the Multi-Source Data [ J ]. Journal of Remote Sensing, 2006, **10**(1): 49—57 [张锦水, 何春阳, 潘耀忠等. 基于 SVM的多源信息复合的高空间分辨率遥感数据分类研究 [ J ]. 遥感学报, 2006, **10**(1): 49—57.]
- [ 20 ] Malila W A. Change Vector Analysis: An Approach for Detecting Forest Change with Landsat [ A ]. Proceedings Machine Processing of Remote Sensed Data Symposium [ C ]. Purdue University West Lafayette, Indiana (Ann Arbor: ERM), 1980.
- [ 21 ] Lambin E, Strahler. A Change-vector Analysis in Multitemporal Space: a Tool to Detect and Categorize Land-cover Change Processing Using High Temporal-resolution Satellite Data [ J ]. Remote Sensing of Environment, 1994, **48**: 231—244
- [ 22 ] Michalek J I, Wagner T W, Luczkovich J J, et al. Multispectral Change Vector Analysis for Monitoring Coastal Marine Environments [ J ]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1993, **59**(3): 381—384
- [ 23 ] Christopher D E, Ding Y. Relative Radiometric Normalization of Landsat Multispectral Scanner (MSS) Data Using an Automatic Scattergram-controlled Regression [ J ]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1995, **61**(10): 1015—1026
- [ 24 ] Zhang Q, Wang J, Gong P, et al. Study of Urban Spatial Patterns from SPOT Panchromatic Image Using Textural Analysis [ J ]. International Journal of Remote Sensing, 2003, **24**(21): 4137—4160.
- [ 25 ] Haralick R M. Statistical and Structural Approaches to Texture [ J ]. Proceedings of the IEEE, 1993, **67**: 786—804