

利用贝叶斯网络进行遥感变化检测

戴芹 马建文 欧阳赞 哈斯巴干

(中国科学院遥感应用研究所,北京 100101)

摘要 多时相遥感信息变化检测及其算法探索是当前国际遥感领域研究的热点,但是贝叶斯网络在遥感数据分类、特别是应用在变化检测方面的文献却很少。本文介绍了利用贝叶斯网络的变量间独立性测试原理,构建了输入两个时相多波段遥感信息的有向无环结构,利用训练后的网络进行两个时相多波段遥感变化信息的检测,取得了较好的效果。对北京六环线以内区域,1994年、2003年5种地类变化信息的遥感数据检测和类型转换进行了统计,其中耕地转换为城镇的占整个区域的26.52%,绿地增加占整个区域4.68%,水体减少占整个区域6.78%,导致裸地增加占整个区域4.80%,这个结果也在1:5万的航空影像和地面上得到了验证。实验结果表明,贝叶斯网络为遥感数据的直接变化检测提供了一种新的途径。

关键词 有向无环结构 独立性测试 多光谱遥感数据 变化信息检测

中图分类号: TP751 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2005)06-0705-05

Remote Sensing Change Detection Using Bayesian Networks

DAI Qin, MA Jian-wen, OUYANG yun, Hasi-Bagan

(Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101)

Abstract In recent years, the Bayesian network has been used in many study fields as a data-mining tool, but so far it is seldom used to process remote sensing data. In this paper, we introduce the algorithm about constructing Bayesian network classifier for remote sensing data based on the conditional mutual information test of different bands. The technical procedures of change detection with remote sensing data using Bayesian network are also presented, and the multi temporal Landsat TM data of Beijing acquired in 1994 and 2003 are taken as an example and performed with change detection. The change detection results show that from the year 1994 to 2003, 26.52% farmland of study area had been changed to urban land, 4.68% greenland was increased. The Directed Acyclic Graph (DAG) of Bayesian network describes the mutual information of multi-characteristic data, which synthesized the prior probability and sample information. The study results suggest that Bayesian network will be a newly effective approach for remote sensing data change detection.

Keywords directed acyclic graph (DAG) structure, conditional mutual information test, multi-spectral remote sensing data, change detection

1 引言

贝叶斯网络方法是20世纪80年代发展起来的新数据挖掘技术。最早是由Pearl于1988年提出的,是为了解决人工智能中的不确定性信息推理问题提出的。经过近30年的发展,贝叶斯网络已经应

用到信息恢复与故障诊断、经济、医学应用、工业应用、交通管理等各个领域。贝叶斯网络的学习理论和应用取得了较大的进展。Friedman^[1,2]等人在1997年首先建立了TAN(tree automatic naive),应用条件独立性检验建立结点间连接,为贝叶斯网络的建立提供了一个很好的途径。目前,贝叶斯网络结构学习的方法主要分为两大类:基于搜索与评分的

基金项目:国家攻关基金项目(2002BA904807-2);国家“863”基金项目(2003AA135080-2)

收稿日期:2004-10-19;改回日期:2004-12-21

第一作者简介:戴芹(1978~),女。现为中国科学院遥感应用研究所2003级在读博士研究生。主要研究方向为遥感信息处理与应用。

E-mail:ycdaiqin@163.com

方法和基于依赖关系分析的方法。应用评分函数对网络模型进行评价,是先给定一个初始结构,接着逐步增加或删减连接边从而改进网络模型,最终搜索和选择出一个与样本数据拟合得最好的网络结构。基于依赖关系分析的方法,节点之间依赖关系的判断通过条件独立性测试来实现。本文是利用基于依赖关系分析的方法建立贝叶斯网络结构,然后应用该网络对遥感信息进行变化检测分析。

卫星遥感技术是能够获得同一地理位置多时相图像的技术手段,可以识别遥感数据在不同时间所记录的地表实体变化信息,因此卫星遥感数据为城市土地利用动态变化检测提供了一种极其方便的途径。近年来遥感变化检测技术发展迅速,通常可分为分类后比较变化检测和直接变化检测方法,前者是将多时相遥感影像分别分类后进行比较得到变化信息,后者一般利用多光谱影像直接进行比较,找出变化的区域。传统的直接变化检测方法,如图像相减方法和图像退化方法等等,往往不能直接确定所变化的区域属于什么变化类型,而且很难确定区域变化的阈值。在遥感数据智能处理方面主要集中在神经网络分类器上^[3],直到普通贝叶斯分类器的出现,才认识到贝叶斯网络在知识表达和推理方面所具有的显著优势^[4],贝叶斯网络分类并不是绝对地把一个对象分为某一类别,而是通过计算得出该对象属于某一类的概率,然后将具有最大概率赋予该对象,所有的属件都参与分类。本文是将贝叶斯网络引入到多时相遥感数据的变化检测,应用贝叶斯网络对北京市 1994 年、2003 年遥感数据进行了遥感信息的直接变化检测,取得了较好的效果。

2 遥感数据的几何校正与辐射归一化

采用的遥感数据是美国陆地卫星数据,轨道号为 123/32,获取时间分别是 1994 年 8 月 23 日和 2003 年 5 月 1 日。选取子区大小为 2020 × 2000 个像元作为研究区域,图像覆盖范围主要为六环外 200 个像元以内的地区。对遥感信息进行变化检测的预处理主要包括 2 个部分:遥感数据的几何校正和辐射校正,整个变化检测的流程,如图 1 所示。

(1)几何校正 首先对 1994 年图像根据 1:10 万地形图选取控制点进行校正,再将 2003 年的影像以 1994 年校正后的图像为参考图像,采用图像对图像匹配的方法进行了校正,精度在 0.5 个像元以内。

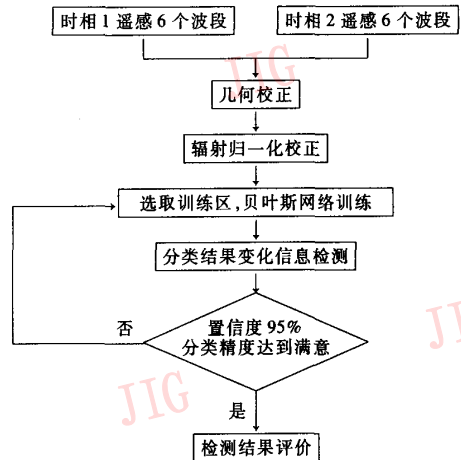


图 1 变化检测处理流程图

Fig. 1 Flow chat of the change detection process

(2)辐射归一化校正 为了去除不同年份影像间由非地表因素引起的辐射差异,在不同年份的影像中,选择 24 个时序过程中的稳定点采集数据,如机场、广场、湖泊、古建筑等。采用标准辐射归一化方法^[5]剔除方差大的像元点以获得最优的线性回归方程,将回归方程应用到 1994 年图像上,把 1994 年图像归一化到 2003 年的图像上。分别对 1994 年和 2003 年的 6 个波段建立了线性回归方程,如表 1 所示。图 2 为波段 4 的散点图。

表 1 1994 年与 2003 年的辐射线性回归方程

Tab. 1 The equation of linear regression from 1994 to 2003

	回归方程	R^2 (拟合度)	标准差
波段 1	$57.352 + 0.425 \times b_1$	0.755	5.393
波段 2	$26.359 + 0.518 \times b_2$	0.776	4.315
波段 3	$36.277 + 0.666 \times b_3$	0.781	5.502
波段 4	$22.149 + 0.714 \times b_4$	0.910	6.073
波段 5	$28.43 + 0.775 \times b_5$	0.850	8.076
波段 7	$17.365 + 0.659 \times b_7$	0.794	8.763

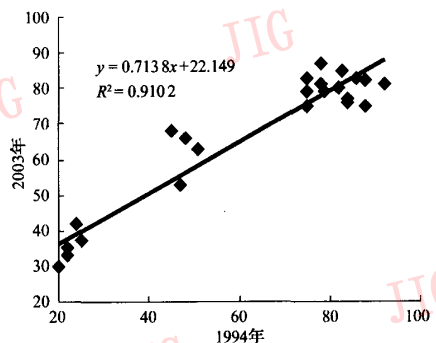


图 2 波段 4 中 24 个样本点的线性回归图

Fig. 2 The scatter plot of 24 sample points of band 4

回归方程:

$$(BV_{Reference})_i = a + b \times (BV_{Normalized})_i \quad (1)$$

式中: BV 表示亮度值, a 和 b 是线形回归的参数, i 是影像的波段数。

3 贝叶斯网络

3.1 原理

贝叶斯网络 (bayesian networks, BN) 也称为信念网络 (belief networks) 或因果网络 (causal networks)。贝叶斯网络是一种将贝叶斯概率方法和有向无环图 (DAG) 的网络拓扑结构有机结合的概率模型, 应用有向无环图描述数据变量之间因果依赖关系。贝叶斯网络可以通过分析变量间的条件独立性来建立。变量之间的关联性可以通过计算变量间的相互信息而得到。

根据信息论原理, 节点 x_i 与 x_j 之间的相互信息为

$$I(x_i, x_j) = \sum_{x_i, x_j \in C} p(x_i, x_j) \log \frac{p(x_i, x_j)}{p(x_i)p(x_j)} \quad (2)$$

x_i 与 x_j 是已知的两个节点, C 为已知的节点集。应用条件独立性测试 (CI test) 来确定两个节点在已知节点集的条件下的相互信息。条件独立性测试可以用下式计算:

$$I(x_i, x_j | C) = \sum_{x_i, x_j, C} p(x_i, x_j, C) \log \frac{p(x_i, x_j | C)}{p(x_i | C)p(x_j | C)} \quad (3)$$

当 $I(x_i, x_j | C)$ 小于一个确定的阈值 ε 时, 就称 x_i 与 x_j 关于节点集 C 条件独立。

3.2 贝叶斯网络结构建立的算法描述

为了便于描述贝叶斯网络结构建立, 首先定义了一些概念。

定义 1 邻接路径, 即连接任何两个节点 x, y 之间的所有的边构成的路径, 而不考虑路径上的这些边的方向。

定义 2 节点汇合, 对于邻接路径上的任何节点, 如果路径上的两个边的终节点都在某一个节点汇合, 那么此节点就称为该路径上的一个节点汇合^[6]。

定义 3 开放路径, 在一个有向无环图 $G = (V, E)$ 中, $x, y \in V, x \neq y, C \subset V \setminus \{x, y\}$, 所有的邻接路径如果满足以下条件: 所有的节点汇合在集合 C 中或者至少有一个继承节点在 C 中; 路径中的其他节点都不在 C 中, 则此路径为开放路径。

定义 4 d -分割, 在给定的一个有向无环图 $G = (V, E)$ 中, $x, y \in V, x \neq y, C \subset V \setminus \{x, y\}$, 当 x 与 y 之间不存在开放路径时, 称为 x 与 y 被 C 集 d -分割。

定义 5 条件独立, 设 x, y 和变量 z 之间存在以下关系: $p(x|z) = p(x|y, z)$, 即在变量 z 已知的条件下, 变量 y 的状态和概率不会造成对变量 x 的影响, 称为变量 z 已知的条件下, 变量 x 条件独立于变量 y 。

贝叶斯网结构的训练过程可以概括为以下 9 个步骤:

(1) 初始化图 $G(V, E)$, 集合 V 包括所有的节点, 同时设置一个空集 E , 初始化两个有序集合 S 和 R ;

(2) 对于每对节点 $(v_i, v_j), v_i, v_j \in V$, 应用式 (2) 计算该两个节点间的相互信息, 如果任意两对节点间的相互信息大于某一个给定的阈值, 阈值取得很小, 则将这些节点按照它们之间的相互信息从大到小排列, 然后将它们都存在有序集合 S 中;

(3) 从集合 S 中取出排序在最前的两对节点, 添加相应的弧段到集合 E 中, (弧段的方向是根据节点的顺序决定的);

(4) 再从集合 S 中取出一对排序在前的节点, 如果这两个节点间不存在开放路径, 也就是说这两个节点在给定的空集是 d -分割的, 则在 E 中加入相应的弧段, 如果这两个节点间存在开放路径, 则将对节点加入到集合 R 的末尾;

(5) 重复步骤 4 直到 S 为空;

(6) 从集合 R 中取出第 1 对节点;

(7) 为两个节点间的开放路径寻找最小阻塞集, 然后应用 CI 测试, 如果这两个节点在给定的阻塞集条件下, 它们之间是不独立, 则将连接这两个节点;

(8) 回到步骤 6 直到 R 为空;

(9) 对集合 E 中的每个弧段, 如果在这两个节点间存在除此弧段以外的开放路径, 则将此弧段从集合 E 中取出, 为这两个节点寻找最小阻塞集, 然后应用 CI 测试, 如果这两个节点在给定的阻塞集条件下是相互独立的, 则将这个弧段加入到 E 中, 否则删除此弧段。

4 实验与结果分析

4.1 影像合成与训练点的选取

在影像经过辐射归一化和几何精校正后, 将 1994 年影像的 1, 2, 3, 4, 5, 7 波段和 2003 年影像的 1, 2, 3, 4, 5, 7 波段合成为一个 12 个波段的影像。

在变化信息的训练点选取时,通过实地调查及对比不同时相的高分辨率航空照片这两种方式,并综合考虑北京市的土地利用转换类型的各种可能性,选取了变化类型训练点。分别参考 2001 年奥运主场馆航空照片(经纬度范围:北纬 $40^{\circ}0'5'' \sim 40^{\circ}2'5''$,东经 $116^{\circ}20'20'' \sim 116^{\circ}25'20''$)和 2003 年北京市奥运规划区比例尺为 1:10 000 彩红外航空照片(经纬度范围:北纬 $39^{\circ}7'53'' \sim 40^{\circ}13'40''$,东经 $116^{\circ}9'40'' \sim 116^{\circ}21'35''$)。在对比 1994 年、2003 年两个时相的图像确定变化区域时发现,在耕地类型中,除了有农作物覆盖的耕地外,还有一些未耕种的裸耕地,因此,把耕地分为耕地、裸耕地两类,水体则包括湖泊、池塘、河流和水田等。这样,一共规定了 14 种变化类型,具体说明如表 2 所示。

表 2 1994 年、2003 年两个时相遥感土地利用类型转换训练点数

Tab. 2 The types of land use change training points of 1994, 2003

序号	变化类型说明	训练区点数 (像元点)	验证点数 (像元点)
1	耕地→耕地	995	320
2	耕地→裸耕地	995	320
3	耕地→城镇	1084	400
4	耕地→水体	350	100
5	裸耕地→耕地	1 137	310
6	裸耕地→裸耕地	1 030	260
7	裸耕地→城镇	383	110
8	裸地→裸地	430	150
9	城镇→城镇	798	200
10	绿地→绿地	481	120
11	水体→裸地	365	150
12	水体→城镇	87	15
13	水体→绿地	262	105
14	水体→水体	534	210
合计	训练点 8 931 验证点 2 770		

4.2 遥感信息直接变化检测

利用贝叶斯网络进行遥感信息的变化直接检测的技术路线,可以概括为如下几个步骤,详见图 3。

(1) 选两个时相影像的 12 个波段遥感数据作为输入数据,分别表述为 $B1 \sim B12$;

(2) 选取训练数据集和验证数据集(特征向量),详见表 2。并将训练数据按最小熵原理进行离散化^[7];

(3) 学习贝叶斯网络结构,训练得到的网络结构图如图 3 所示,其中,包括 22 条连接路径:

$Class \rightarrow B1_d$ 、 $Class \rightarrow B4_d$ 、 $Class \rightarrow B6_d$

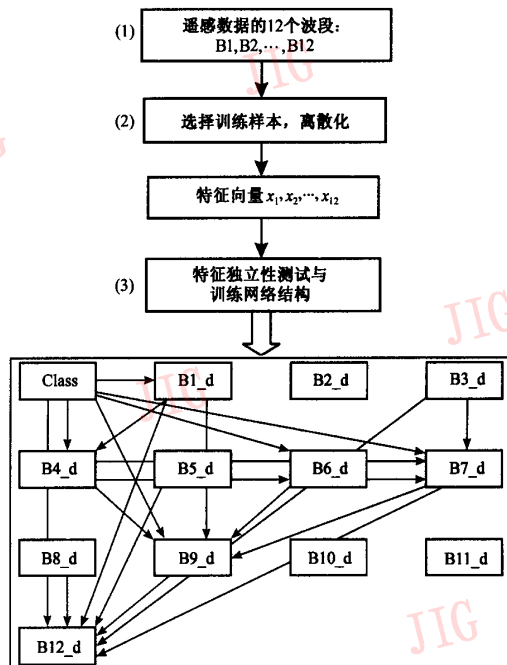


图 3 贝叶斯网络结构训练流程与训练结果图

Fig. 3 The flow chart of learning Bayesian network structure and result map

$Class \rightarrow B7_d$ 、 $Class \rightarrow B9_d$ 、 $Class \rightarrow B12_d$ 、 $B1_d \rightarrow B4_d$ 、 $B1_d \rightarrow B6_d$ 、 $B1_d \rightarrow B9_d$ 、 $B1_d \rightarrow B12_d$ 、 $B3_d \rightarrow B7_d$ 、 $B3_d \rightarrow B12_d$ 、 $B4_d \rightarrow B6_d$ 、 $B4_d \rightarrow B7_d$ 、 $B4_d \rightarrow B9_d$ 、 $B5_d \rightarrow B12_d$ 、 $B6_d \rightarrow B7_d$ 、 $B6_d \rightarrow B9_d$ 、 $B7_d \rightarrow B9_d$ 、 $B7_d \rightarrow B12_d$ 、 $B8_d \rightarrow B12_d$ 、 $B9_d \rightarrow B12_d$ 。

波段 2、波段 10、波段 11 则在经过条件独立性测试后,由于它们均与其他波段的信息是条件独立的,故贝叶斯网络的训练结构图中,显示了它们与其他波段之间没有连接路径,如图 3 所示;

(4) 在置信度为 95% 的条件下,应用验证数据集对网络分类精度进行评价,在满足分类精度要求的情况下,该网络可以用来对新的遥感数据进行变化检测;

(5) 依照建立好的网络结构,输入完整的遥感信息变化检测数据,得出概率条件表,完成遥感信息的变化检测,输出贝叶斯网络变化检测结果。

4.3 变化检测结果分析

图版 I 图 1(a) 和 (b) 分别是研究区 1994 年和 2003 年 TM 的原始图像,由于耕地与裸耕地都属于耕地类型,所以在分类后合并了耕地与裸耕地的变

化类型,得到最终的变化检测结果,贝叶斯网络直接变化检测结果如图版 I 图 2 所示。

经过合并后的变化类型有:耕地→耕地、耕地→城镇、耕地→水体、裸地→裸地、城镇→城镇、绿地→绿地、水体→裸地、水体→城镇、水体→绿地、水体→水体 10 种变化类型。

为了量化地说明变化检测的精度,使用预先取得的独立验证数据对贝叶斯网络方法进行了精度测试,同时应用 1:1 万的 2003 年的航空数据进行对比,并野外验证变化检测结果,验证的结果表明,两个年间都为耕地、水体、城镇的分类精度都在 95% 以上,耕地转换为城镇用地精度可以达到 90%,裸耕地转换为城镇用地与两个年间都为裸耕地有一些混淆,有水地转换为城镇用地与有水地转换为裸耕地也有少数的混淆,精度基本在 85%,整个变化检测的总体分类精度可以达到 90%。

从表 3 的 1994 年、2003 年的土地类型转移矩阵可以看出,在 1994 年到 2003 年期间,研究区耕地转换为城镇的占整个区域的 26.52%,城镇用地从 1994 年的 18.82% 增加到 2003 年的 45.66%,绿地在 1994 年到 2003 年从占 15.58% 增加到 20.26%,增加的占整个研究区域 4.68%,水体从 1994 年的 9.08% 减少到 2.30%,部分河流干涸导致裸地从 1994 年的 3.02% 增加到 2003 年的 7.86%,增加的占整个研究区域的 4.84%。

表 3 1994 年、2003 年土地类型转移矩阵

Tab.3 The landscape changes transformation matrix from 1994 to 2003

1994 年	2003 年					合计
	耕地	城镇	绿地	水体	裸地	
耕地	0.270 2	0.265 2	0.000 0	0.000 4	0.030 2	0.566
城镇	0.000 0	0.188 2	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.188 2
绿地	0.000 0	0.000 0	0.155 8	0.000 0	0.000 0	0.155 8
水体	0.000 0	0.003 2	0.046 8	0.022 6	0.018 2	0.090 8
裸地	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.030 2	0.030 2
合计	0.270 2	0.456 6	0.202 6	0.023 0	0.078 6	1

5 结 论

以北京市为研究区域,对两个时期的多波段遥感数据在进行辐射归一化与几何精校正的预处理后,对北京市 1994 年、2003 年两个时相的遥感数据进行了变化信息的检测。直接变化检测主要是利用贝叶斯网络能够描述多特征数据的特点,采用有向无环结构图的方式描述了多种波段之间的相互依赖关系,利用变化的和没有变化的训练区进行条件独立性测试来训练贝叶斯网络结构和进行变化检测信息分类,得到变化检测的结果。实验结果表明,贝叶斯网络的多波段遥感信息独立性检验与变化检测方法,为遥感数据变化检测提供一种新的可选择方法。

参考文献 (References)

- 1 Friedman D, Geiger N, Goldszmidt M. Bayesian network classifiers [J]. *Machine Learning*, 1997, 29(2):131 ~ 161.
- 2 Friedman N, Elidan G. Learning the dimensionality of hidden variables [A]. In: *Proceedings of Seventeenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI) [C]*, Seattle, Washington, USA, 2001:144 ~ 151.
- 3 HASI Bagan, MA Jian-wen. The Self-Organizing Feature Map Neural Networks Classification of the ASTER Data Based on Wavelet Fusion [J]. *China Science [D]*, 2003, 33(9): 896 ~ 902.
- 4 Cheng J, Bell DA, Liu W. An algorithm for Bayesian belief network construction from data [A]. In: *Proceedings of Artificial Intelligence & Statistics [C]*, Ft. Lauderdale, Florida, USA, 1997:83 ~ 90.
- 5 Heo JOON, Fitzhugh Thomas W. A standardized radiometric normalization method for change detection using remotely sensed imagery [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2000, 66(2):173 ~ 181.
- 6 Cheng J, Greiner R, Kelly J, et al. Learning Bayesian networks from data: an information-theory based approach [J]. *The Artificial Intelligence Journal*, 2002, 137(1):43 ~ 90.
- 7 Fayyad U M, Irani K B. Multi-interval discretization of continuous-valued attributes for classification learning [A]. In: *Proceedings of the 13th International Joint Conference on Artificial Intelligence [C]*, San Mateo, CA, 1993:1022 ~ 1027.

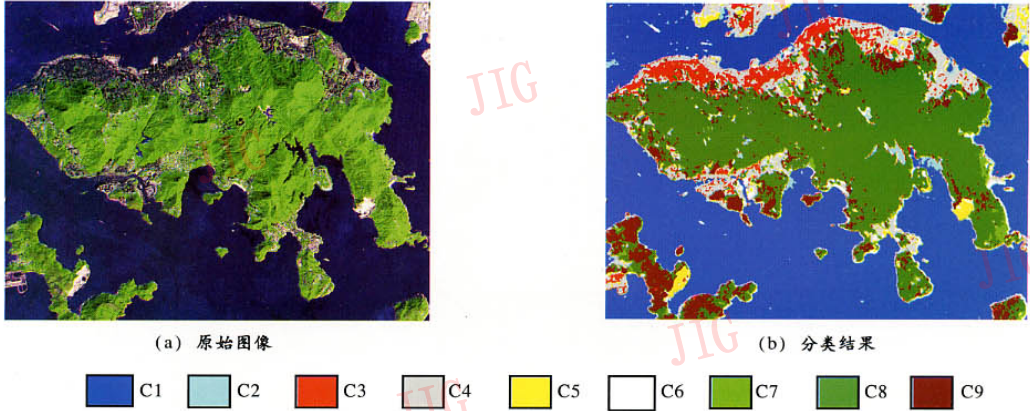


图1 实验区的原始SPOT影像及其EBF土地覆盖分类结果
Fig.1 Original SPOT image and EBF land cover classification result covering the study area

戴 芹等：利用贝叶斯网络进行遥感变化检测

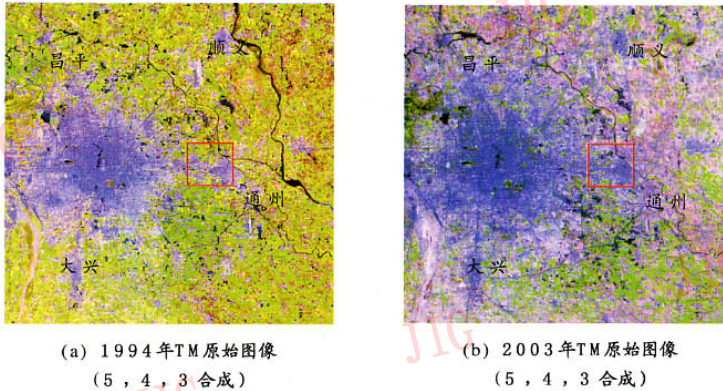


图1 1994年和2003年TM原始图像
Fig.1 TM image of 1994 and 2003

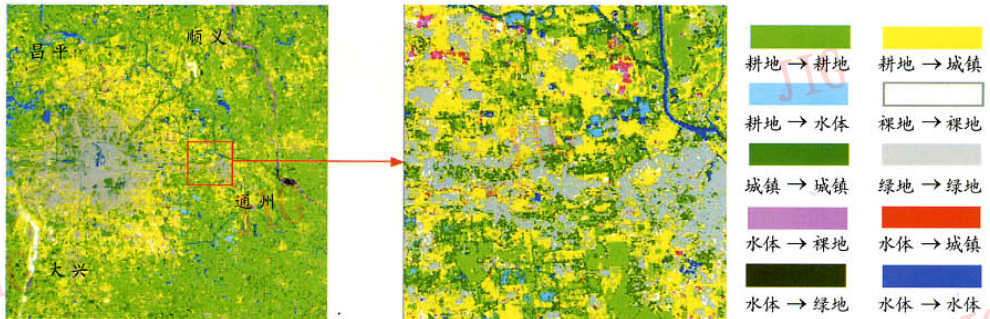


图2 1994年、2003年贝叶斯网络的变化检测结果图
Fig.2 TM image of 1994 and 2003 change detection result map