

文章编号: 1007-4619(2005)06-0667-06

基于贝叶斯网络分类的遥感影像变化检测

陈 雪^{1,2}, 马建文¹, 戴 芹¹

(1. 中国科学院 遥感应用研究所, 北京 100101; 2. 北京师范大学 地理学与遥感科学学院遥感与 GIS 研究中心, 北京 100875)

摘 要: 遥感成像过程中, 地面、大气等诸多要素的不确定性和波段之间的相关性等原因影响了分类精度, 导致变化检测的不准确性。为了提高分类精度往往需要引入先验知识。贝叶斯网络是一种新的数据表达和推理模型, 对数据没有严格的正态分布前提要求, 通过动态地调整先验概率密度, 能有效提高分类精度。以北京通州地区 1996-05-29 和 2001-05-19 两个时相的陆地卫星 Landsat TM 遥感影像为例, 介绍了基于贝叶斯网络的分类算法, 并在此基础上实现了两个时相遥感影像的变化检测。实验结果表明: 基于贝叶斯网络分类算法的后分类比较变化检测方法是遥感影像变化检测的一种新的有效方法。

关键词: 贝叶斯网络; 变化检测; 分类后比较

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

1 引 言

贝叶斯网络 (Bayesian Networks) 也称为信念网络 (Belief Networks) 或因果网络 (Causal Networks), 是 20 世纪 80 年代在简单贝叶斯的基础上发展起来的一种新的信息推理方法^[1], 到 90 年代出现了可学习的贝叶斯网络, 用于复杂、不完整数据的挖掘与知识发现^[2,3]。贝叶斯网络是一个带有概率注释的有向无环图, 可以动态的对先验概率密度修正, 没有严格的数据正态分布前提要求, 适合处理复杂的不完整数据^[4,5]。利用贝叶斯网络对遥感影像分类的特点表现在: (1) 可以充分利用和综合先验概率和样本信息; (2) 采用有向无环结构图形的方式描述多特征数据间的相互关系; (3) 通过联合概率表来表示各波段像元对每种类别的贡献概率^[6-8]。由于贝叶斯网络的这些优越性, 近年来被广泛应用在因果推理、不确定性知识表达、模式识别等^[9,10], 但在遥感图像处理方面的应用还很少。

我们在把贝叶斯网络分类方法引入到遥感图像处理和分析方面做了一些工作, 本文首先介绍了利用贝叶斯网络对遥感影像进行分类处理的算法和技术流程, 并在此基础上, 实现了不同时相遥感影像的

变化检测。

2 贝叶斯网络分类算法

贝叶斯网络是一种将贝叶斯概率方法和有向无环图的网络拓扑结构有机结合的表示模型^[11], 描述了数据变量之间的因果依赖关系, 是一种用来进行推理的模型, 使不确定性推理在逻辑上更为清晰、可理解性强。贝叶斯网表达了各个节点间的条件独立关系, 可以直观的从贝叶斯网中得出属性间的条件独立以及依赖关系; 根据贝叶斯网的网络结构以及条件概率表可以快速得到每个基本事件所有属性值的一个组合的概率, 从而表示出了事件的联合概率分布; 贝叶斯学习理论利用先验知识和样本数据来获得对未知样本的估计, 联合概率和条件概率是先验信息和样本数据信息在贝叶斯学习理论中的表现形式。贝叶斯网络分类算法流程如图 1。

贝叶斯网络计算的实现过程主要包括以下几个步骤:

① 确定网络模型目标, 确定与目标有关的特征变量;

② 建立一个表达有向无环的网络结构图, 根据式 (1) 计算联合概率:

收稿日期: 2004-04-29; 修订日期: 2004-06-02

基金项目: 国家自然科学基金 (项目编号: 40371086)。

作者简介: 陈雪 (1977—), 女, 2003 年毕业于北京师范大学资源与环境科学系, 获理学硕士学位, 现在中国科学院遥感应用研究所从事遥感图像智能处理研究。

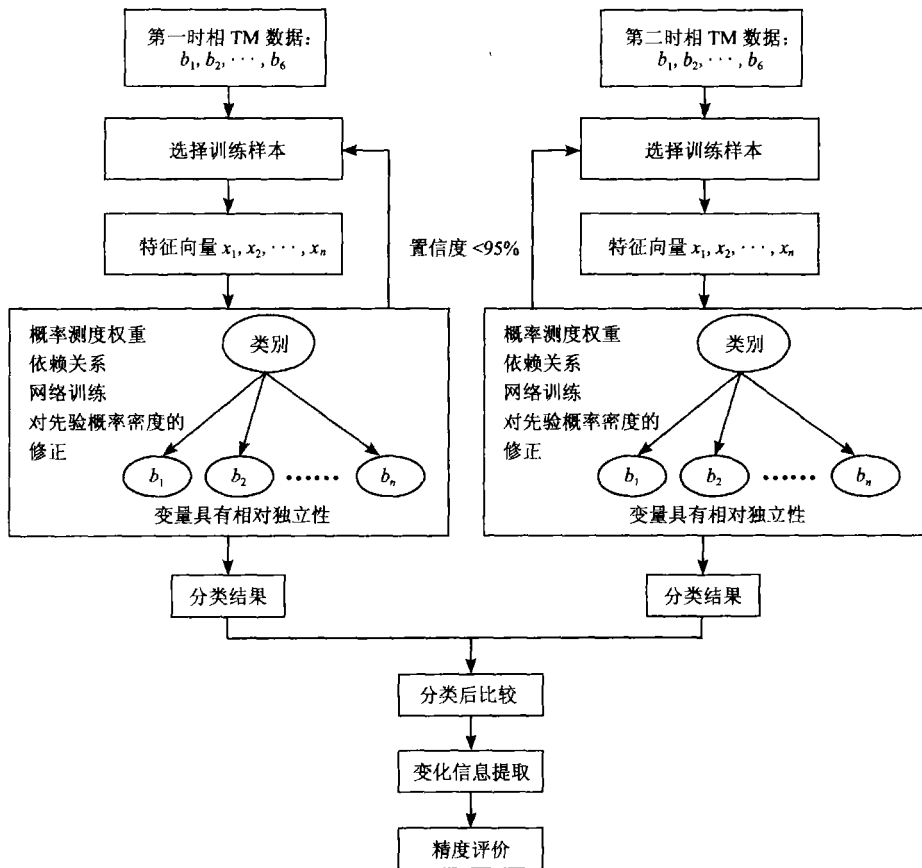


图 1 遥感影像贝叶斯网络分类流程图

Fig 1 The flow chart of Bayesian network classification algorithm

$$\begin{aligned}
 p(x) &= \prod_{i=1}^n p(x_i | x_1, x_2, \dots, x_{i-1}) \\
 &= p(x_1) p(x_2 | x_1) p(x_3 | x_1, x_2) \dots \\
 &\quad p(x_n | x_1, x_2, \dots, x_{n-1}) \quad (1)
 \end{aligned}$$

对于每个变量 X_i , 如果有某个子集 $\Pi_i \subseteq \{X_1, X_2, \dots, X_{i-1}\}$ 使得 X_i 与 $\{X_1, X_2, \dots, X_{i-1}\} \setminus \Pi_i$ 是条件独立的, 即对任何 X , 有:

$$p(x_i | x_1, x_2, \dots, x_{i-1}) = p(x_i | \Pi_i) \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

由式 (1) 和式 (2) 可以得到式 (3):

$$p(x) = \prod_{i=1}^n p(x_i | \Pi_i) \quad (3)$$

变量集合 $(\Pi_1, \Pi_2, \dots, \Pi_n)$ 对应于父结点 $(p_{a1}, p_{a2}, \dots, p_{an})$, 故又可以写成式 (4):

$$p(x) = \prod_{i=1}^n p(x_i | p_{ai}) \quad (4)$$

为了决定贝叶斯网络的结构, 需要将变量 X_1, X_2, \dots, X_i 按照某种次序排序, 决定满足式 (2) 的变量集。

③ 设置局部概率分布 $p(x_i | p_{ai})$: 在离散的情形, 需要为每一个变量 X_i 的各父结点的状态指定一个分布;

④ 贝叶斯网络的学习: 给定贝叶斯网络的结构, 利用给定的样本数据去学习网络的概率分布, 更新网络变量原有的先验分布。假设变量组 $X = (X_1, X_2, \dots, X_{n-1})$ 的联合概率分布可以编码在网络结构中:

$$p(x | \theta_s, s^h) = \prod_{i=1}^n p(x_i | p_{ai}, \theta_i, s^h) \quad (5)$$

其中 θ_i 是分布 $p(x_i | p_{ai}, \theta_i, s^h)$ 的参数向量, θ_s 是参数组 $(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$ 的向量, 而 s^h 表示物理联合分布可以依照 S 被分解的假设。

3 实验与结果分析

本文选取了 1996-05-29 和 2001-05-19 北京通州区的陆地上星 Landsat TM 图像进行实验, 轨道

号为 123 /32。

3.1 辐射归一化和几何纠正

由于图像的接收年份不同,先对图像做了辐射归一化的纠正,以避免由于非地表因素引起的辐射差异。在图像上选取了 17 个光谱特性稳定的像元,如机场、广场四角、湖泊、建筑屋顶等,用最小二乘法计算最优的回归方程,相关系数 R^2 为 0.89,通过了 96% 的置信水平检验。将回归方程应用到 1996 年图像上,把 1996 年图像归一化到 2001 年的图像上。

参考 1:5 万地形图,对图像进行几何精纠正,把 1996 年的图像配准到 2001 年的图像上。配准的精度会直接影响变化检测的精度,因此控制点除了要满足一定数量外,还必须均匀分布。纠正精度 RMS 在 0.5 个像元以内。

在配准好的图像上裁出北京通州一块地区为研究区,研究区大小为 400×400 个像元。图 2 是 TM 原始影像 5, 4, 3 波段的合成影像图,在合成影像上城镇呈紫色,农田呈绿色,茬地呈粉红色,水体呈黑色,白色为裸露地面。



图 2 研究区 TM 原始图像

Fig 2 TM image of study area

3.2 选取训练数据集,构建贝叶斯网络进行分类

经目视判读,确定研究区共分成 5 种类型:城镇

用地、耕地、茬地、水域和裸地。在两个时相的图像上分别选取训练数据集和验证数据集,见表 1。

表 1 训练数据集与验证数据集

Table 1 Description of training and testing samples

类别号	土地覆盖类型	1996 年训练数据集	1996 年验证数据集	2001 年训练数据集	2001 年验证数据集
1	城镇用地	61	34	74	39
2	耕地	95	30	81	42
3	茬地	70	41	88	38
4	水体	63	37	56	34
5	裸地	57	28	42	25
合计		346	170	341	178

确定好训练数据后,应用这些样本数据建立贝叶斯网络分类结构(图 3b),确立概率测度权重依赖

关系,对数据进行训练得出概率条件表。试验中计算了一个波段每一个像元分属于各个类别的联合概

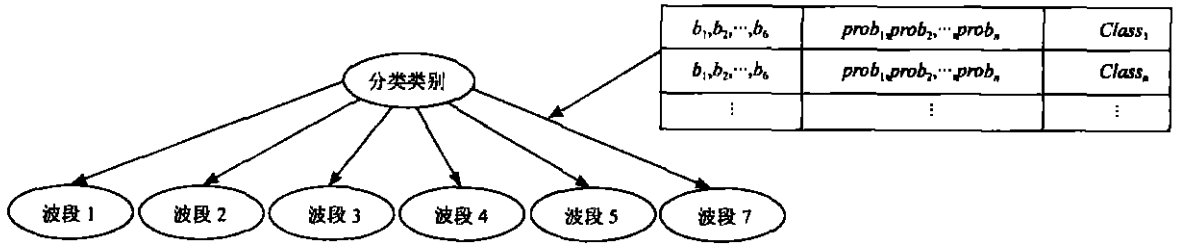


图 3 贝叶斯网络分类结构图

Fig 3 Structure of Bayesian network classification

率: $p(x) = \prod_{i=1}^n p(x_i | pa_i)$ 。图 4 为 2001 年 TM 数据 6 个波段分类为第三类 (茬地) 的联合概率图。

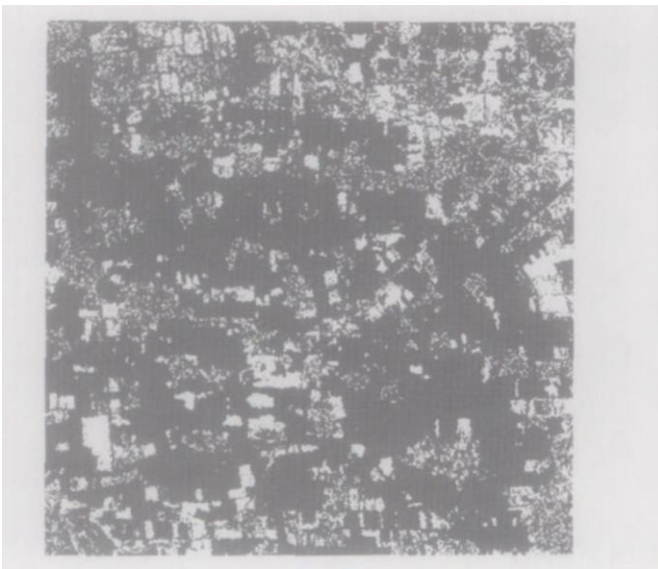


图 4 6 个波段茬地的联合概率分布图 (2001-05-19)

Fig 4 Total probability of stubble field(2001-05-19)

取图 4 中 2000 个像元点的联合概率做出散点图, 得到图 5。该图展示了 6 个输入波段每个像元

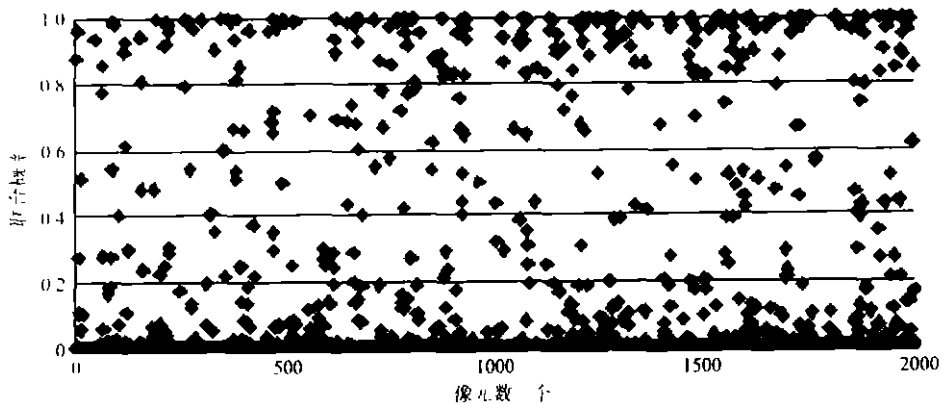


图 5 像元类别的联合概率图谱

Fig 5 Total probability of pixels belonging to stubble

对第三类的联合概率图谱。

在满足 95% 置信度的条件下, 应用验证数据集对网络分类精度进行评价, 如果满足分类精度的要求, 则对所有波段的数据进行分类, 如果没有满足分类精度的要求, 则需调整训练样本。满足要求后将两个时相遥感影像贝叶斯网络分类, 结果见图 6。

3.3 分类后比较提取变化信息

将两个时相的分类结果相减, 得到 1996 年 5 月—2001 年 5 月 5 年来土地覆盖类型的变化矩阵 (表 2)。

表 2 贝叶斯网络分类结果的混淆矩阵 %

Table 2 Confusion Matrix for change detection Using Bayesian network model %

类别	城镇用地	耕地	茬地	水体	裸地
城镇用地	48.352	13.034	21.301	13.104	8.65
耕地	0.511	63.392	28.317	16.918	19.47
茬地	18.270	11.31	21.606	17.705	14.747
水体	12.847	8.813	18.136	49.053	0.54
裸地	20.02	3.451	10.64	3.22	56.593

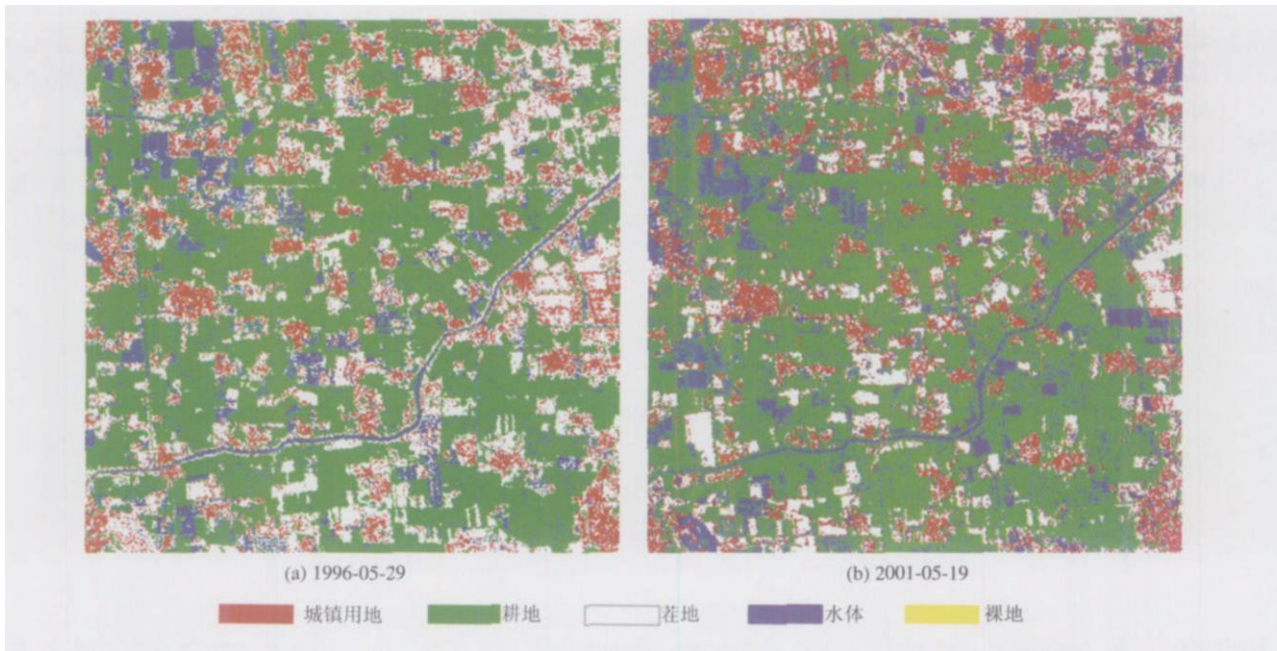


图 6 贝叶斯网络分类结果

Fig 6 The classification result of Bayesian Network

贝叶斯网络分类结果的混淆矩阵中横排为 1996 年 5 月的 5 种地类,纵排为 2001 年 5 月的 5 种地类,表中数字为 1996 年 5 月—2001 年 5 月 5 种土地类型转化的百分比。如花地 5 年来有 21.30% 转化为城镇用地。

4 结论与讨论

贝叶斯网络是 20 世纪 80 年代在简单贝叶斯的基础上发展起来的推理方法,90 年代出现了可学习的贝叶斯网络,主要用于复杂、不完整数据的挖掘与知识发现。我们将贝叶斯网络分类的原则和方法用于陆地卫星 TM 6 个多光谱波段数据的分类,并在此基础上实现了土地覆盖变化信息的检测。实验结果表明:贝叶斯网络分类过程中的先验概率、联合概率、后验概率统计分析以及网络连接清晰表达了输入数据、统计分析、输出结果之间的因果关系,为多时相遥感影像分类和变化检测提供了一种新的有效方法。

今后的工作中在以下 2 个方面有可能做出突破性进展:一是利用网络节点(多特征)之间的连接关系和运算挖掘更多有用信息,这一运算的重要性在利用多源空间数据约束网络训练,提高分类精度方面具有较大的研发潜力;二是贝叶斯网络的实现过程需要计算多重积分,运算复杂,有必要进一步改进

贝叶斯估计的选择特征数据集。

参考文献 (References)

- [1] Hu Y S, Tu X Y. Learning Approach for Uncertain Knowledge Based on Bayesian Network [J]. Computer Integration Manufacture System, 2001, 7 (12): 65—68 [胡玉胜,涂序彦. 基于贝叶斯网络的不确定性知识的推理方法 [J]. 计算机集成制造系统, 2001, 7(12): 65—68]
- [2] Cooper G, Herskovits E A. Bayesian Method for the Induction of Bayesian Networks from Data [J]. Machine Learning, 1992, (9): 309—347.
- [3] Cheng J, Bell D A, Liu W. Learning Belief Networks from Data: An Information Theory Based Approach [A]. Proceedings of ACM CIKM '97 [C], 1997.
- [4] Shi Z Z. Knowledge Detection [M]. Beijing: Tsinghua Press 2002 [史忠植. 知识发现 [M]. 北京:清华大学出版社, 2002]
- [5] Wang W, Cai L H. Research on the Determination of the Topography of Belief Networks [J]. Micro Computer System, 2002, 23 (4): 435—437. [王纬,蔡莲红. 贝叶斯网络拓扑结构确定方法的研究 [J]. 小型微型计算机系统, 2002, 23 (4): 435—437.]
- [6] Lan W, F Bacchus. Learning Bayesian Belief Networks: An Approach Based on the MDL Principle [M]. Com. Int, 1994.
- [7] Li Q Q, Ma J W, Hasi Bagan. A Processing Method for Remote Sensing Imagery Data Based on Bayesian Network Model [J]. Journal of Electron and Information, 2003, 25 (10): 1321—1326 [李启清,马建文,哈斯巴干. 基于贝叶斯网络模型的遥感图像数据处理技术 [J]. 电子与信息学报, 2003, 25

- (10): 1321–1326.]
- [8] Hum MA, KV Madria. Bayesian Fused Classification of Medical Images[C]. IEEE Trans Geoscience and Remote Sensing. 1999, 37: 1292–1305.
- [9] Hepinstall JA, Sader S A. Using Bayesian Statistics Thematic Mapper Satellite Imagery and Breeding Bird Survey Data to Model Species Probability of Occurrence in Main[J]. Photogrammetry and Remote Sensing. 1997, 63: 1231–1237.
- [10] Zhou Y J, Wang S C, Wang H. Classification Research Based on the Bayesian Network[J]. Journal of Northeast Normal University (Natural Science), 2003, 35(2): 21–27. [周颜军, 王双成, 王辉. 基于贝叶斯网络的分类器研究[J]. 东北师大学报(自然科学版), 2003, 35(2): 21–27.]
- [11] Mu C D, Dai J B. Bayesian Network for Data Mining[J]. Journal of Software. 2000, 11(5), 660–666 [慕春棣, 戴剑彬. 用于数据挖掘的贝叶斯网络[J]. 软件学报, 2000, 11(5): 660–666.]

Remote Sensing Change Detection Based on Bayesian Networks Classifications

CHEN Xue^{1, 2}, MA Jianwen¹, DAI Qin¹

(1. Institute of Remote Sensing Applications CAS Beijing 100101, China;

2. School of Geography, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract The traditional post classification comparison change detection of remote sensing is greatly restricted by the classification accuracy which is influenced by the uncertainty of many factors such as the atmospheric condition, the correlation between the bands of remote sensing data etc. The prior knowledge is often introduced into the classification in order to improve the accuracy. The Bayesian Networks model is a new model for data expression and learning. It has no strict precondition of normal distribution of the input data and can increase the classification accuracy efficiently through adjusting the prior probability density dynamically. The Bayesian Networks classification algorithm was developed in this paper taking the Landsat TM data in Beijing acquired on May 29th, 1996 and May 19th, 2001 as an example in detail and then the change detection using the temporal remote sensing data was realized. The experimental result indicates that the post classification comparison based on Bayesian Network classification algorithm is a newly effective approach for remote sensing imageries change detection.

Key words Bayesian networks; change detection; post classification comparison