

# 结合高斯马尔可夫随机场纹理模型与支撑向量机 在高分辨率遥感图像上提取道路网

汪 闽, 骆剑承, 周成虎, 明冬萍, 陈秋晓, 沈占峰

(中国科学院 地理科学与资源研究所, 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101)

**摘 要:** 在高分辨率遥感图像上, 道路网的同物异谱现象更为突出, 因此其提取难度更大。提出了一种马尔可夫随机场纹理模型与支撑向量机分类相结合的道路网提取方法。其基本过程是: 利用高斯马尔可夫随机场模型 6 个归一化特征值进行支撑向量机的分类得到道路斑块, 利用形态学算子对其进行初步连接并提取轴线, 然后通过斑块轴线的启发式连接得到最终道路网。试验证明方法是有效的。

**关键词:** 高分辨率遥感; 马尔可夫随机场纹理模型; 支撑向量机; 道路网; 信息提取

**中图分类号:** TP751.1 **文献标识码:** A

## 1 引 言

由于道路目标复杂的光谱与形状特征, 在遥感图像上进行道路网提取一直被认为是一项具有相当难度的工作<sup>[1]</sup>。遥感工作者们对此问题进行了大量不懈的努力, 如 Barzohar 等<sup>[2]</sup>提出结合几何特征与统计模型的道路网检测方法; Tupin 等<sup>[3]</sup>结合线性形状特征与马尔可夫随机场纹理模型进行 SAR 图像上的道路网提取; 文贡坚等<sup>[4]</sup>结合统计模型的直线抽取方式进行道路提取; Shackelford 等<sup>[5]</sup>利用形状与光谱特征进行城市道路网检测等等。但是, 足够可靠和实用化的软件至今尚未出现。有关这方面的分类综述性文献, 可参见文献[6]。

近年来, 随着 IKONOS、QuickBird、SPOT-5 等高空空间分辨率遥感卫星的相继发射, 高分辨率遥感卫星数据的处理与应用逐步成为遥感应用领域的研究热点。由于高分辨遥感图像信息的高度细节化, 在双向反射率因子(BRDF)的影响下, 造成同一地物的不同部分灰度可能不一致<sup>[7,8]</sup>; 加之地物阴影、相互遮盖、云层遮盖等因素, 高分辨率遥感图像的“同物异谱”现象更为突出, “异物同谱”现象依旧存在, 这为信息提取, 特别是本文所关注的道路提取工作带来

了更大困难。

正是由于高分辨率图像的复杂光谱特征, 造成特征空间中地物目标往往非线性可分。为此, 如果采用简单的线性分类模型或单峰高斯分类模型不一定完全能够将特征空间中的各个类别有效地区分开来, 所以必须采用非线性的复杂映射模型以建立分类判别函数。支撑向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种进行非线性复杂分类任务的有效工具。其基本思想可以概括为: 首先通过非线性变换将输入空间变换到一个高维空间, 然后在新空间中求取最优分类面, 而这种非线性变换通过定义适当的内积函数(核函数)实现<sup>[9]</sup>。SVM 具有学习速度快、自适应映射能力强等特点。通过设置核函数类型、扩散范围等 SVM 参数后, SVM 将样本特征空间的划分问题转换为高维特征空间的线性分类问题, 通过有限的支撑向量点的线性组合建立分类决策函数。研究表明, SVM 在学习、分类效率、可表达性等方面要优于神经网络方法<sup>[10]</sup>。

本文利用高斯马尔可夫随机场纹理模型提取遥感图像的基本特征, 利用支撑向量机非线性映射模型进行分类得到道路斑块, 再利用启发式连接规则进行道路轴线连接以获得最终道路网。试验证明, 方法是可行的。

收稿日期: 2004-03-11; 修订日期: 2004-05-10

基金项目: 国家自然科学基金(40401039), 863 计划(2002AA135230), 中国博士后科学基金资助。

作者简介: 汪闽(1975—)男, 浙江衢州人。中国科学院资源与环境信息系统国家重点实验室博士后。主要研究方向为遥感图像智能信息提取, 空间数据挖掘。已发表论文 10 余篇。

## 2 高斯马尔可夫随机场纹理模型与支撑向量机

### 2.1 高斯马尔可夫随机场(Gaussian Markov Random Field, GMRF)

设  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$  表示  $n$  个位置(Site)的集合,  $x_s$  是定义在  $s \in S$  处的未观察随机变量,  $X = \{x_s, s \in S\}$  表示一个随机场。对于  $s_i$  和  $s_j$ , 如果  $P(x_{s_i} | x_{s_1}, x_{s_2}, \dots, x_{s_n})$  与  $x_{s_j}$  有关, 则  $s_j$  是  $s_i$  的一个邻点,  $\eta_s$  是  $s$  的邻点集,  $\eta = \{\eta_s, s \in S\}$  是  $S$  的邻域系统。基团(Clique)是包含若干位置的集合, 它或者只含有一个元素, 或者其中任一个都是其余的邻点。

设  $\Lambda_s$  是  $x_s$  的取值域,  $\Omega = \{x = (x_{s_1}, x_{s_2}, \dots, x_{s_n}) : x_{s_i} \in \Lambda_{s_i}, 1 \leq i \leq n\}$  是所有可能状态的集合。若对

$$\begin{bmatrix} r(0,0) & r(0,1) & r(0,2) & r(1,0) \\ r(0,1) & r(0,0) & r(0,1) & r(1,-1) \\ r(0,2) & r(0,1) & r(0,0) & r(1,-2) \\ r(1,0) & r(1,-1) & r(1,-2) & r(0,0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta(1,1) \\ \theta(1,0) \\ \theta(1,-1) \\ \theta(0,1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r(1,1) \\ r(1,0) \\ r(1,-1) \\ r(0,1) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\sigma^2 = r(0,0) - \sum_{(t,s) \in N} \theta(t,s) r(t,s) \quad (4)$$

$$r(t,s) = \frac{1}{N_{w(m,n) \in W}} \sum_{(m,n) \in W} f(m,n) f(m-t, n-s) \quad (5)$$

$$\mu = \frac{1}{N_{w(m,n) \in W}} \sum_{(m,n) \in W} f(m,n) \quad (6)$$

式中,  $N_w$  是窗口  $W$  内像元个数。由于相关函数的对称性, 只需估计 4 个  $\theta$  值。以此 6 个特征, 进行归一化后, 构成特征空间, 进行分类。

### 2.2 支撑向量机(Support Vector Machine, SVM)

我们用支撑向量机解决非线性可分的特征矢量分类问题。SVM 求取最优分类面的优化函数定义如下:

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_j (x_i \circ x_j) \quad (7)$$

式中,  $n$  为样本个数,  $y$  为类别编号,  $\alpha_i$  是函数优化时的 Lagrange 系数。  $x$  为样本。对应的判别函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right) \quad (8)$$

式中,  $\text{sgn}$  为符号函数,  $b$  为分类的阈值。

常用的内积核包括多项式、径向基函数、神经网络 SIGMOID 函数等, 比如:

$q$  阶多项式的内积核:

任意  $s \in S$  和  $x \in \Omega$  有  $P(x) > 0$  且

$$P(x_s | \{x_r, r \neq s, r \in S\}) = P(x_s | \{x_r, r \in \eta_s\}) \quad (1)$$

则称  $X$  是关于邻域系统  $\eta$  的 MRF。如果  $X$  满足高斯分布, 则  $X$  就是一个 GMRF。

本文利用 2 次 GMRF 计算样本像元的 6 个特征值进行分类。其计算公式如下<sup>[11]</sup>:

$$f(m,n) = \sum_{(t,s) \in N} \theta(t,s) f(m-t, n-s) + e(m,n) \quad (2)$$

式中,  $N = \{(1,1), (1,0), (1,-1), (0,1), (0,-1), (-1,1), (-1,0), (-1,-1)\}$ , 且  $e(m,n) \sim N(0, \Sigma)$  具有 0 均值和协方差矩阵  $\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 \\ 0 & \sigma^2 \end{bmatrix}$ , 对于

每个像元, 用最小均方差估计 (LSE) 训练计算其以其为中心的窗口内的灰度均值、方差和特征参数  $\{\theta(t,s), (t,s) \in N\}$ , 公式如下:

$$H(x, x') = [(x \circ x') + 1]^q \quad (9)$$

径向基函数形如:

$$f(x) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^n \alpha_i \exp \left\{ -\frac{|x - x_i|^2}{\sigma^2} \right\} \right] \quad (10)$$

其中  $\sigma$  定义宽度, 内积核为:

$$H(x, x') = \exp \left\{ -\frac{|x - x'|^2}{\sigma^2} \right\} \quad (11)$$

关于 SVM 原理的较详细论述, 可参见文献[9], 这里不再赘述。

## 3 技术路线

整个算法包括了以下几个主要步骤:

### 3.1 选取样本点并计算 GMRF 纹理特征

首先, 样本采集并标记样本点的归属类别属性, 这里我们划分两类: 道路样本与非道路样本(包括建筑物、水体、植被、云区和其他不可分辨区域)。采用 GMRF 纹理描述方法对一定大小窗口内的区域进行

定量的表达,我们只取像素点 $(m,n)$ 邻域中的4个像素点对应的权重 $\theta(1,1),\theta(1,0),\theta(1,-1),\theta(0,1)$ ,和参数 $\mu,\sigma$ 一起构成了像素点 $(m,n)$ 的GMRF 6维特征矢量。设置GMRF模板窗口大小,然后计算每个样本点的GMRF特征向量,对应相应的类别标号,组成样本特征向量数据集。由于样本特征向量各维的标量不尽相同,因此采用归一化手段将特征维大小统一到0—1的范围中,以保证特征空间划分的有效性。

3.2 SVM学习与分类

在建立了样本数据集的基础上,就可以采用SVM监督分类方法建立分类判别模型,然后对未分类数据进行类别归属的划分。首先,设置SVM训练参数,包括核函数类型、核函数形状,进行训练,得到决策函数,然后将训练样本集重新代入SVM分类决策函数,计算归属类别,得到分类误差矩阵,以显示SVM分类器的分类效果。如果分类精度偏低,则返回到SVM参数设置步骤,重新调整学习参数。通过训练,得到SVM分类判别函数后,就可以对图像进行区域划分。首先设置图像尺度,然后按照尺度在图像上挪动像素点,然后以像素点为中心计算一定窗口内的GMRF值,归一化后代入SVM决策函数,如获得类别标号为 $C$ ,则该像素点为中心的窗口范围内的区域的主要成分为 $C$ 。对图像上一定尺度下的所有窗口都标号后,就获得初始区域划分图像,这里就是道路、非道路分类图像。

3.3 分类后处理与道路块提取

由于分类精度、噪声等因素的影响,分类存在许多错漏,因此这时得到的道路是间断的道路块,初始划分图像可能会表现得比较零碎。我们使用了数学形态学的一对开闭算子进行分类后处理。这是由于:开运算是先对图像进行腐蚀后膨胀操作,闭运算是先膨胀后腐蚀,因此利用开运算可去除图像的斑点状噪声,利用闭运算可进行相邻图斑的连接并填充内部孔洞。利用这两个算子,就可进行相邻路块的合并、过度稀疏、破碎图斑的删除,得到“干净”的路块图层,并初步连接了间断路块。算子的模板大小需根据噪声斑块大小交互确定。

3.4 图像细化与矢量化

得到道路块之后,对其进行细化处理以提取轴线。然后通过线条追踪的方法,将轴线点集用矢量

的形式记录下来。

3.5 轴线连接得到道路网

由于道路块间存在间隔,因此轴线间还需要完成一个相互连接以构建道路网的工作。由于细化过程中可能产生许多毛刺状短路段,会对后继连接操作有影响,因此需指定长度参数将其删除。为此,我们指定了一个最小路段长度参数,删除这些短的悬挂线,并设置路段的搜索半径,搜索张角,此二参数控制了路段的头尾搜索区的大小与形状;然后搜索轴线集中较为适合的轴线(长且直),根据其走向、搜索半径,搜索张角构造头尾扇形搜索区域,对落入其搜索区且距其最近的轴线进行连接,就得到最终道路网。

4 实验

4.1 实验1

实验数据采用IKONOS全色影像,空间分辨率1m。实验参数设置如下:道路宽度10m,路段搜索张角 $45^{\circ}$ ,删除短路段160m,采用高斯核函数训练SVM,从样本库中抽取样本2512个,其中道路样本300个,非道路样本2212个,SVM总体分类精度99.4%,KAPPA为97.3%。

表1 分类误差矩阵  
Table 1 Error matrix of the classification

	实际道路	实际非道路	总计
道路	290	4	294
非道路	10	2208	2218
总计	300	2212	2512

样本训练后,根据训练样本对全图进行分类,得到道路斑块图(图1(b)),分析图1(b)结果可知,分类存在不少错误,造成非道路区域存在斑点状伪道路块,而且道路块之间存在空隙。因此,我们利用一对先开后闭的形态学算子进行后处理,就可基本去除类似斑点噪声状的伪路块,并初步连接了相互间存在间隔的路段(见图1(b)箭头处和图1(c)相应位置),并填充了路块内的小洞。

而后,我们对图1(c)进行轴线提取并矢量化,得到图1(d)轴线图层。由于细化过程中可能会出现主干轴线上存在大量的毛刺状短路段,为此根据短路段参数去除这些悬挂路段,防止对后继连接操

作产生干扰。

而后, 我们进行剩余轴线的启发式连接, 将相互间接近的路段连接起来(见图 1(d)箭头处, 图 1(e)相应位置), 就可以得到最终路网。

对图 1(e)分析可知, 方法能够提取出主干路

网。但是, 由于高分辨率遥感图像光谱特征的复杂性, 以及支撑向量机分类精度、形态学后处理对路块形状具有一定影响等因素, 在道路网空间分布较为复杂的区域存有路段偏移、丢失、错分、粘连等缺点, 这则有待于进一步研究改进。

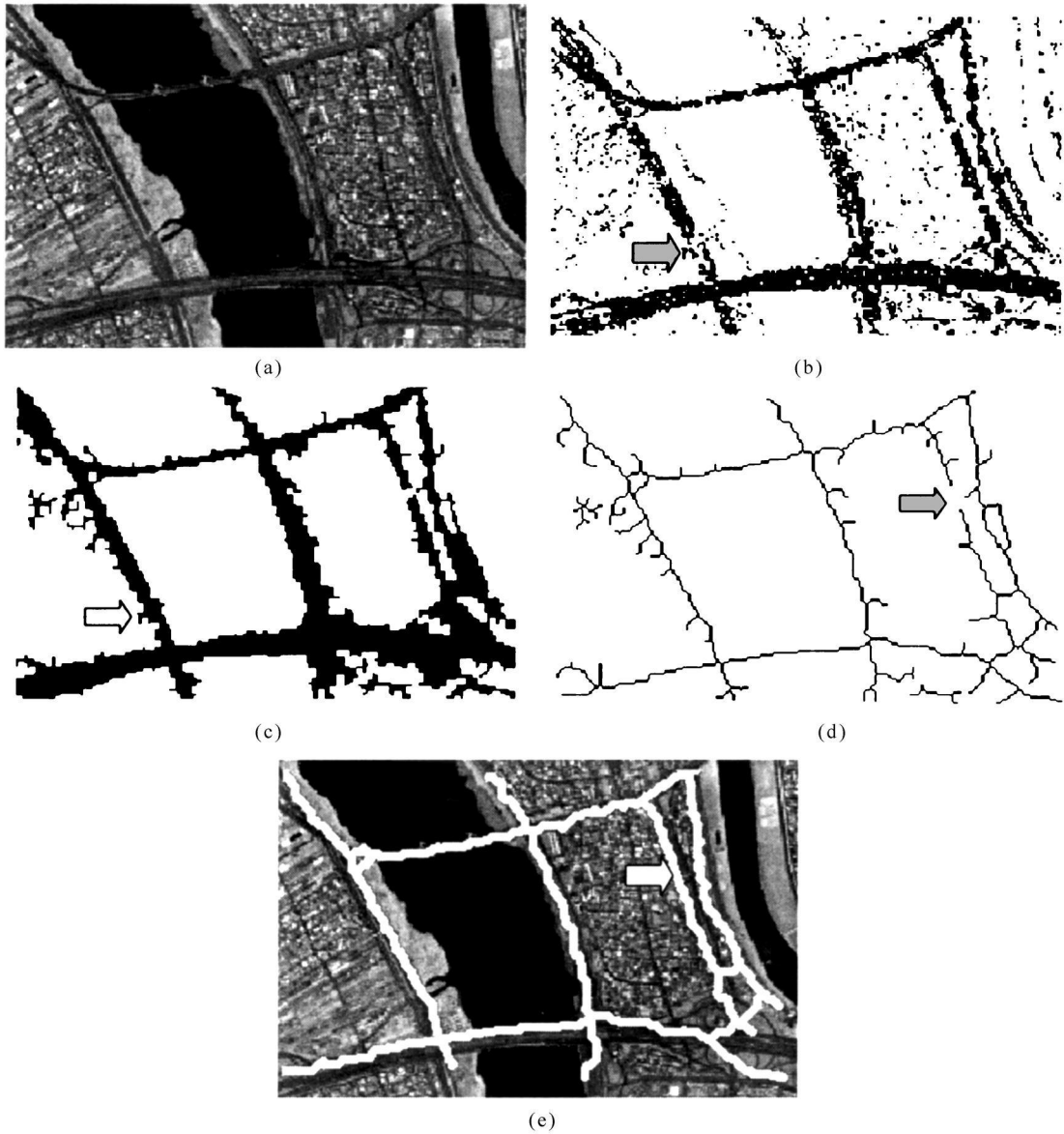


图 1 实验 1: (a)实验区; (b)SVM 分类结果; (c)形态学后处理结果; (d)细化结果; (e)提取的道路网

Fig. 1 Experiment 1: (a)Testing area; (b)Classification of SVM; (c)Result after morphological operations; (d)Skeleton; (e)Road network

## 4.2 实验 2

迁移实验区至图 2(a)处, 由于采用的是同类数据, 道路的纹理特征同图 1(a)比较接近, 因此我们未在此处采集样本, 以检验方法的有效性。使用同一样本库, 道路提取参数和实验 1 相同, 提取的道路结果如图 2(b)所示(篇幅所限, 这里只给出最终结

果图)。由图 2 可知, 主要的道路网基本能够被提取出来, 但除同实验 1 一样有道路位置偏移的缺点外, 也存在道路由于无合适纹理样本而未能提取的现象。对于这种情况, 在实际应用时的补偿办法是在缺失处补充适量样本训练支撑向量机。总的说来, 方法可在合适选择代表性样区进行分类器训练的前提下, 完成大尺度范围内高分辨率遥感影像主干路

网的初步提取工作。需要指出,对于不同来源的遥感数据,或路网纹理特征发生明显变化的情况下,一

般需要重新采集或补充样本进行分类器训练以提取路网。



图2 实验区2: (a)实验区; (b)提取结果

Fig. 2 Experiment area 2: (a) Testing area; (b) Result of the extraction

## 5 结 论

本文结合 GMRF 的纹理特征表达和 SVM 的非线性分类能力,提出了一种在高分辨率遥感图像上道路网提取的新方法,并通过试验证明了方法的有效性。本方法实质上是一种道路网提取的半自动方法,需要用户进行道路-非道路样本采样计算纹理特征值训练支撑向量机分类器。为此,我们设计并构建了分类样本库,实现在实际使用时一次采样多次使用的自动化目标。

由于高分辨率遥感影像复杂的光谱特征,特别是道路目标较其它对象在光谱、形状特征上更为复杂的特点,本方法还有很大的改进空间。例如:(1)本方法中,只着重考虑了路网斑块纹理特征,可进一步结合形体特征、环境知识(如道路往还和桥梁连接,而桥梁提取则相对较容易)等等,进一步提高分类精度与算法普适性;(2)本文的路网轴线连接规则相对简单,需要研究更智能与鲁棒性的路网轴线连通搜索策略。

## 参 考 文 献(References)

[ 1 ] Cai T, Wang R S. An Algorithm for Extracting Road Network from Multi-Band Remote Sensing Images[ J ]. *Journal of Software*, 2001, 12(6): 943—948. [ 蔡涛, 王润生. 一个从多波段遥感图像提取道路网的算法[ J ]. *软件学报*, 2001, 12(6): 943—948.]

[ 2 ] Barzohar M, Cooper D B. Automatic Finding of Main Roads in Aerial Images by Using Geometric Stochastic Models and Estimation[ J ]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(7): 707—721.

[ 3 ] Florence Tupin, Henri Maitre, Jean-Francois Mangin *et al.*. Detection of Linear Features in SAR Images: Application to Road Network Extraction[ J ]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(2): 434—453.

[ 4 ] Wen G J, Wang R S. Automatic Extraction of Main Roads from Aerial Remote Sensing Images[ J ]. *Journal of Software*, 2000, 11(7): 957—964. [ 文贡坚, 王润生. 从航空遥感图像中自动提取主要道路[ J ]. *软件学报*, 2000, 11(7): 957—964.]

[ 5 ] Aaron K Shackelford, Curt H Davis. Fully Automated Road Network Extraction from High Resolution Satellite Multispectral Imagery[ A ]. *IGARSS 2003*, [ C ]. France, 2003.

[ 6 ] Fortier A, Ziou D, Ammerals C, *et al.*. Survey of Work on Road Extraction in Aerial and Satellite Images, Technical Report. [ EB/OL ]. URL: <http://citeseer.nj.nec.com/fortier99survey.html>, 2004-03-04.

[ 7 ] Ma T. Technological Model for High Resolution Satellite Images and Information Processing[ J ]. *Information of Remote Sensing*, 2001, 3: 6—10. [ 马廷. 高分辨率卫星影像及其信息处理的技术模型, 遥感信息[ J ]. 2001, 3: 6—10.]

[ 8 ] Cheng C Q, Ma T. Automatically Extraction of Linear Features from High Resolution Remotely Sensed Imagery[ J ]. *Journal of Remote Sensing*, 2003, 7(1): 26—30. [ 程承旗, 马廷. 高分辨率卫星图像上的线性特征的自动提取[ J ]. *遥感学报*, 2003, 7(1): 26—30.]

[ 9 ] Bian Z Q, Zhang X G. Pattern Recognition[ M ]. Beijing: Qinghua University Press, 2000. [ 边肇祺, 张学工. 模式识别[ M ]. 北京: 清华大学出版社, 2000.]

[ 10 ] Luo J C, Zhou C H, Leung Yee *et al.*. Support Vector Machine for Spatial Feature Extraction and Classification of Remotely Sensed Imagery[ J ]. *Journal of Remote Sensing*, 2002, 6(1): 50—55. [ 骆剑承, 周成虎, 梁怡等. 支撑向量机及其遥感影像空间特征提取和分类的应用研究[ J ]. *遥感学报*, 2002, 6(1): 50—55.]

[ 11 ] Zhou S H. Unsupervised Texture Segmentation. Via. Gaussian Markov Random Field (GMRF) Model[ EB/OL ]. URL: <http://>

# Extraction of Road Network from High Resolution Remote Sensed Imagery with the Combination of Gaussian Markov Random Field Texture Model and Support Vector Machine

WANG Min, LUO Jian-cheng, ZHOU Cheng-hu, MING Dong-ping, CHEN Qiu-xiao, SHEN Zhan-feng

(*The State Key Laboratory of Resources & Environmental Information System, Institute of Geographical Sciences and Natural Resources, Chinese Academy of Sciences, A1, Datun Road, Anwai, Beijing 100101, China*)

**Abstract:** Extracting road network from high resolution remotely sensed imagery is much difficult than from the other resolution because high resolution imagery exhibits more complex spectral character. To distinguish them from other spatial objects, novel classification tools should be applied in which support vector machine (SVM) is outstanding in its fast training speed and strong capability in non-linear classification tasks. A road network extracting method combining Gaussian Markov random field texture model (GMRF) and SVM is proposed. This method can be divided into two main steps: firstly, GMRF is used to obtain the 6 texture features values of sample pixels, and SVM is trained and then used to classify the whole image with these features into road patches vs. non road patches. After that, the patches are initially connected with some morphological operations, and their axes are extracted with thinning operation and then vectorized. Secondly, a heuristic connecting strategy is used to connect and group the axes of the road patches into final road network. Experiments of road network extracting from IKONOS imagery validate our method.

**Key words:** high resolution remote sensing; Gaussian Markov random field texture model; support vector machine; road network; information extracting