

# 基于改进的渐进纹理分析技术提取 IKONOS 影像中的城市主要道路

吴学文,徐涵秋

(福州大学环境与资源学院,福建 福州 350108)

**摘要:**提出了一种从 IKONOS 多光谱影像提取城市主要道路的方法。首先对影像进行 3 个层次的纹理分析。第一层为检测集像元与训练集像元在波段空间中的闵氏距离;第二层为检测集像元及其  $3 \times 3$  窗口内像元分布与训练集像元在波段空间中的巴氏距离;第三层为检测集像元及其  $3 \times 3$  窗口内像元分布与训练集像元在彩色纹理特征空间中的巴氏距离。对上述获取的结果分别进行了阈值分割、细化,并结合道路的几何特征,采用模糊数学的方法对各个图层进行了融合。接着提出了一种基于道路知识的道路段连接算法。最后用多项式拟合方法对连接结果进行了优化,获得了较好的提取结果。

**关 键 词:**多层统计分析;道路知识;IKONOS 影像;道路提取

**中图分类号:**TP 753      **文献标志码:**A      **文章编号:**1004-0323(2010)02-0189-06

## 1 引 言

在城市遥感影像中,道路是一种重要的线状地物,是分析和解释城市各类目标的主要线索<sup>[1]</sup>,它的提取对于 GIS 数据库的更新、交通流分析、车辆导航、突发事件快速反应等都具有重要的意义<sup>[2,3]</sup>。近年来,随着 IKONOS、QuickBird 等高分辨率遥感卫星的相继发射,高分辨率遥感影像已经成为一种获取地面信息的重要数据来源。但随着影像空间分辨率的提高,道路目标和背景噪声都呈现出更加复杂的光谱和纹理特征,计算机提取难度加大。国内外学者针对高分辨率影像道路提取已有不少研究。其中一种重要的研究思路就是利用分割的结果进一步提取道路目标。根据分割方法的不同有:基于形态学分割的方法<sup>[4]</sup>、基于马尔可夫随机场和支持向量机的方法<sup>[5]</sup>、基于分水岭分割的方法<sup>[6]</sup>、基于自组织聚类的方法<sup>[7]</sup>。上述方法主要针对单波段影像,而 Mena<sup>[8]</sup>等提出了针对高分辨率多波段影像的渐进纹理分析 TPA(Texture Progressing Analysis)技术进行影像分割,接着利用骨架提取和数学形态学的方法提取郊区道路。

在以上方法中,TPA 技术充分利用了影像的多波段特性,从不同的层次对影像进行纹理统计分析,并在 D-S 证据理论的框架下进行融合。D-S 证据理论合成法则是同一识别框架上,利用不同证据的信度函数计算联合的信度函数。这种融合方法在各个证据源冲突性较小时,有较好的融合效果,但当各个证据源间存在一定冲突时,往往不能得到理想的结果。因此利用该方法对获得的不同层次统计分析结果直接进行融合时,丢失了一些存在冲突却有用的信息,具有一定的局限性。

在城市高分辨率遥感影像中,道路具有一定的长度和宽度,且局部曲率变化较小<sup>[9]</sup>。同一条道路上光谱和纹理特征较为相近。路面上行道树、汽车、道路标记线等构成主要噪声。道路是相互连通的,且一幅图像覆盖的区域是有限的,因此每一道路段的两端只有两种情况,一种是与另一道路段相交,另外一种则是延伸至图像的边界<sup>[1]</sup>。鉴于高分辨率影像上道路特征的复杂性,单纯使用一种方法提取道路,难以获得理想的效果,必然需要多种方法的结合。

因此,选取了 IKONOS 影像进行城市主要道路提取的实验研究。在借鉴上述 TPA 技术中多层纹

理统计分析方法的基础上,本文并未利用其使用的 D-S 证据理论对纹理统计分析获得的 3 个图层进行融合,而是采用了另一种方法。实验表明该方法可以有效地获取城市的主要道路信息。

## 2 主要方法

### 2.1 影像预处理

在道路信息提取之前,先对影像进行必要的预处理。主要包括辐射校正、标准化和高斯滤波。由于遥感影像受大气影响较大,尤其在可见光波段的大气效应会使影像的灰度值叠加明显的虚高值,因此应先进行大气校正去除大气对辐射传输的影响,校正方法可采用 Chavze 的 COST 模型,其参数可以从影像元数据和文献[10]中获得。由于影像不同波段的亮度值变化范围不同,因此先用平均值标准差标准化的方法对影像亮度值进行标准化。最后,通过高斯滤波来去除影像上部分背景噪声对后续处理的影响。

### 2.2 渐进纹理分析技术

渐进纹理分析技术的主要特点是利用多层次的统计分析,从不同的角度揭示待归类像元与训练集像元之间的相似性。在进行各个层次的统计分析前,必须先选取训练样本作为实验区像元归类的依据,训练样本应具有典型的道路特征且样本之间方差较小。

#### 2.2.1 闵氏距离

第一层纹理分析,即求取实验区中各个像元与训练区像元分布之间的闵氏距离。该种距离求算方法因为引入了训练区的协方差矩阵,因而较之于普通的欧氏距离可获得更好的估算结果<sup>[11]</sup>。其计算公式如式(1):

$$d_1 = \sqrt{(m_t - x)^T \sum_t^{-1} (m_t - x)} \quad (1)$$

其中: $m_t$ 、 $\sum_t$  为训练区像元在波段特征空间中的平均值向量和协方差矩阵; $x$  为实验区像元亮度值向量。 $d_1$  值越小,表示对应像元与训练区像元特征越接近。对其进行反向的最大最小值归一化处理后,值越大的像元归为道路类的可能性越大。

#### 2.2.2 巴氏距离

第二层纹理分析结果用巴氏距离来表示。该种距离求算方法与前述闵氏距离不同之处在于,闵氏距离仅仅是单个像元亮度值向量与训练区像元值分布的比较,而巴氏距离是实验区中某个窗口内像元的分布与训练区像元分布的比较<sup>[11]</sup>。计算公式如式(2):

$$d_2 = \frac{1}{8} (m_t - m_x)^T \left[ \frac{\sum_t + \sum_x}{2} \right]^{-1} (m_t - m_x) + \frac{1}{2} \log \frac{\det \left[ \frac{\sum_t + \sum_x}{2} \right]}{\sqrt{\det(\sum_t) \det(\sum_x)}} \quad (2)$$

其中: $m_t$ 、 $\sum_t$  为训练区像元在波段特征空间中的平均值向量和协方差矩阵; $m_x$ 、 $\sum_x$  为实验区内以某个像元为中心的  $3 \times 3$  窗口内像元的平均值向量和协方差矩阵; $\det$  为求算括号内矩阵行列式值的函数。巴氏距离越小,对应像元与训练区像元特征越接近。根据巴氏距离自身数值的特点,采用  $\exp(-d_2)$  的变换方法归一化,使其值在  $0 \sim 1$  之间, $\exp(-d_2)$  值越大的像元归为道路类的可能性越大。

#### 2.2.3 纹理立方模型

现有的许多纹理分析方法多建立在二维空间中,对于全色或单波段的影像具有较好的效果,但对于多波段影像的处理有明显的局限性。纹理立方模型<sup>[8]</sup> 将二维的灰度共生矩阵扩展到三维的形式,是一种适合于分析多波段影像彩色纹理特征的模型。其基本特点是,以某一像元  $X$  为中心的  $3 \times 3$  窗口内所有像元在波段空间中的值构成一个立方体。该立方体可以按照两种方式进行分割,一种即按照近红外、红光、绿光 3 个波段的方向进行分割,即得到如图 1 所示的  $S_1$ 、 $S_2$ 、 $S_3$ 。再按照与此方向垂直的方向进行分割,即  $S_4$ 、 $S_5$ 、 $S_6$ ,用于考察不同波段之间的纹理关系。

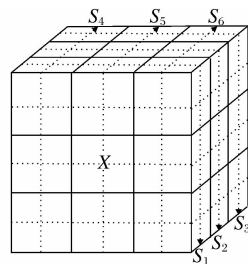


图 1 纹理立方模型

Fig. 1 Texture cube model

对于每个  $S_k, k = 1, 2, \dots, 6$  均可按照  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  4 个方向建立灰度共生矩阵,文献[8]选用了 Haralick 特征中的 6 个特征,因此每个方向的共生矩阵均有 6 个特征,每个像元就有 144 个属性值,存储空间需求很大,也造成了巨大的运算量。而实际上,Haralick 特征中的多个特征相互之间存在较大的相关性,其中熵与对比度指标相结合已能较好反映纹理特征<sup>[12]</sup>。因此,本文沿着立方纹理模型的不

同分割方向求算这两个指标的最大值,作为评测纹理的指标,建立了一个四维的特征空间,纹理特征空间维数大大降低。接着计算实验区各个像元与训练集像元之间的巴氏距离  $d_3$ 。同样采用  $\exp(-d_3)$  变换方法归一化,其值越大的像元归为道路类的可能性越大。

### 2.3 道路几何特征分析

前述3层纹理分析获取的3个图层均已归一化为0~1之间的值,其值越大表示属于道路的可能性越大。对各个层分别进行阈值分割、空洞填充和细化。经过细化获得道路轴线有许多毛刺,常用去除毛刺的方法,容易使得本应提取的道路支持区缩短,尤其是存在一些较长毛刺时,影响更大。故不先去毛刺,而是在线段连接后设置一定的长度阈值,去除小于该阈值的毛刺及一些非道路短线段。先检测轴线上的交叉点,根据交叉点将不同分支的线段分离开来。其检测方法为,在阈值分割后的图像上,检测每个像元  $3 \times 3$  窗口内的像元值,当像元值之和大于或等于4时,即认为该点为交叉点,如图2中标有黑色米字号的位置。

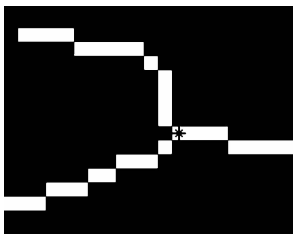


图2 交叉点检测结果

Fig. 2 Junction detection

对每个图层的线段  $L_{ij}$ , 计算其长度  $\text{Length}_{ij}$  及与其有相同二阶矩的椭圆的偏心率  $\text{Eccentricity}_{ij}$ , 当该偏心率为0时为圆,为1时为直线,其中  $i$  表示图层序号,  $j$  表示线段序号。根据道路几何特征可知,道路应具有一定的长度,且局部曲率较小。据此计算每条线段对于“道路集合”的隶属函数值  $\mu_{\text{road}}$ , 如式(3):

$$\mu_{\text{road}}(L_{ij}) = A1 \frac{\text{Length}_{ij} - \text{Length}_{\min}}{\text{Length}_{\max} - \text{Length}_{\min}} + A2 \frac{\text{Eccentricity}_{\max} - \text{Eccentricity}_{ij}}{\text{Eccentricity}_{\max} - \text{Eccentricity}_{\min}} \quad (3)$$

其中:  $\text{Length}_{\max}$ 、 $\text{Length}_{\min}$ 、 $\text{Eccentricity}_{\min}$ 、 $\text{Eccentricity}_{\max}$  分别为3个图层中所有线段的最大长度、最小长度、最小偏心率及最大偏心率。 $A1$ 、 $A2$  为两个特征的影响权重,因为用交叉点离散化后,存在一些长度较短的线段实际上应属于道路集,为了避免

丢失这类线段的信息,  $A1$  设置较小,  $A2$  设置较大。将获得的模糊值赋予每条线段,值越大表示属于道路的可能性越大。接着对获得这3个模糊图层求最大值,并对其结果进行阈值分割,当存在平行、重叠部分较多且相互靠近的线段时,取中间位置为道路,获得道路支持区。

### 2.4 道路段连接

经过前述处理,在获得的道路支持区中,仍然存在部分非道路段及一些断裂的部分。为此根据道路的全局连接性,对断裂部分进行连接,并去除短线段。首先构造线段的结构体:

Line = {Start\_row, Start\_col; End\_row; End\_col;  
Line\_vector; Line\_point; Line\_label},

各个域分别表示线段的起点行坐标,起点列坐标,终点行坐标,终点列坐标,线段的向量形式,每条线段自身包含的点、线段的编号。

#### 2.4.1 线段编号

首先根据线段与水平方向的夹角,将落入  $45^\circ \sim 135^\circ$  之间的线段,按从上到下的顺序标记起讫点,再根据起点位置的高低对线段进行从小到大的编号。同理,夹角在  $0^\circ \sim 45^\circ$ ,  $135^\circ \sim 180^\circ$  之间的线段,按从左到右的顺序标记起讫点,再按照起点位置从左到右的顺序对线段进行从小到大的编号。

#### 2.4.2 道路段连接约束

根据道路知识可知,道路方向变化缓慢<sup>[9]</sup>。因此同一路路上的线段夹角应较小,且按照一定的方式首尾相连。如图3所示,两条线段之间的夹角  $\alpha$  应小于一定的阈值,一般取  $10^\circ \sim 45^\circ$ ; 线段  $L1$  的终点  $P2$  到线段  $L2$  的垂直距离  $h$  应较小,一般取  $2 \sim 5$ ; 线段  $L1$  的终点  $P2$  到线段  $L2$  的起点  $Q1$  的距离  $d1$  应在一定的范围内,一般取  $10 \sim 25$ 。当前述条件均达到时,线段  $L1$  的终点  $P2$  到线段  $L2$  的终点  $Q2$  的距离应大于到起点  $Q1$  的距离,并超过一定的阈值,这项连接约束主要是为避免连接重叠的短线段,该阈值的设置主要依据  $L2$  的长度来定。当一条线段同时与两条线段满足上述连接约束时,选择  $d1$  较小的一条线段进行连接。

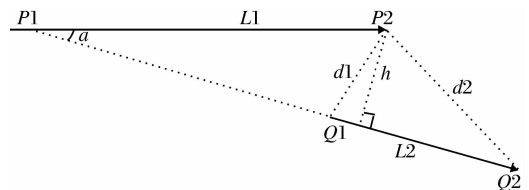


图3 线段连接标准

Fig. 3 Criteria for the link of segmented roads

### 2.4.3 道路段连接算法

对经过编号后的线段按序搜索连接时,连接关系均为前向连接,即一条线段的终点与另一条线段的起点连接,编号较小的线段与编号较大的线段连接,因此可以极大降低算法的复杂度。为此构造连接矩阵 Linking,其行、列号均表示线段的编号,其值表示对应编号线段之间的连接性,当值为1时表示可连接,由于均为前向连接,因此该矩阵是一上三角阵。具体连接方法如下:

Step 1:对水平走向和垂直走向的线段分别按从左到右和从上到下的顺序进行扫描。

Step 2:构造连接矩阵 Linking,找到满足连接约束的线段,记为  $l_i, l_j$ ,其中  $i, j$  表示线段的编号,设置  $\text{Linking}(i, j) = 1$ 。因此 Linking 矩阵的每行每列最多只有一个值为1。

Step 3:搜索矩阵 Linking,若第  $i$  行整行为0且第  $i$  列整列为0,则表示第  $i$  条线段未与任何其它线段连接,因此保持该线段的结构体不变。

Step 4:若第  $i$  行第  $j$  列的值为1,则第  $i$  条线段的终点与第  $j$  条线段的起点连接起来,将第  $j$  条线段的结构体并入第一条线段。即第  $i$  条线段的终点用第  $j$  条线段的终点来代替,并将连接部分和第  $j$  条线段包含的像元纳入第  $i$  条线段的 Line\_point 域。将  $\text{Linking}(i, j) = 2$ ,表示已经进行连接的线段。跳到第  $j$  行进行扫描,继续重复上述步骤。若第  $j$  行整行为0或非0位置上的值为2则表示该条道路段搜索完毕。

Step 5:从  $i+1$  行进行扫描,跳过均为零值或有值为2的行,重复 Step4。直到所有行搜索完毕。

Step 6:设置道路最小长度阈值,删除那些连接后长度过短的线段。

### 2.4.4 提取道路优化

将连接后的每条道路段用多项式进行拟合。拟合后的线段保留了原线段的主要形状和趋势,排除了部分误连接引起的弯曲,使得提取的道路轴线更平滑。最后,根据道路的全局连接特性,从各拟合多项式中获取各条线段的延伸趋势,将悬挂的道路端点延长到另一条道路上或延长到区域边界上。

## 3 实验与讨论

实验数据为福州市区 2003 年 4 m 空间分辨率的 IKONOS 多光谱影像,对其进行辐射校正后,从中选取具有复杂背景和典型道路的城市影像进行实验。在本次实验中仅选用了分辨各类地物较为有

利的近红外、红光和绿光 3 个波段参与城市主要道路的提取。如图 4,(a)~(c)分别为第一、二、三层纹理分析的结果。该结果从不同角度揭示了待归类像元与道路集合之间的相似性,图层中越亮的像元,隶属于道路集合的可能性越大。(d)~(f)分别为(a)~(c)作为证据源,使用文献[8]所用的证据理论融合的结果、融合后阈值分割的结果及细化后的结果。(g)~(l)为利用本文设计的方法所获得的分步骤结果。其中,(g)~(i)分别为(a)~(c)经过阈值分割、细化和交叉点分割后获得的线段隶属于道路集合的模糊值。(j)为(g)~(i)用最大值方法进行融合的结果。(k)为道路段连接的结果。(l)为多项式拟合优化后的图。

比较图 4(f)和(j),可知图(f)方框处有比较严重的道路信息缺失,主要是因为(a)~(c)3个证据源在这两个位置存在比较明显的不一致性。因此使用证据理论融合时,仅保留了各证据源同时支持的信息,而丢失了存在冲突却有用的信息。而先对图 4(a)~(c)进行阈值分割和细化,并对获得的线段信息根据道路的几何特征进行了基于模糊数学方法的融合,获得了较为完整的道路支持区(图 4(j))。另外,基于知识的道路段连接算法已将道路段很好地连接起来,仅在部分地区存在少量道路轴线不完整及局部位置偏移(图 4(k)),经过多项式拟合优化后的道路轴线更加平滑,并根据道路的全局知识,对道路进行了延伸,使得道路提取更加完整(图 4(l))。

为了说明本文方法的效果,将提取出来的道路叠加在原始图像上(图 5)。可以看出,原始图像中具有一定宽度的主要道路 1、2、3、4、5、6 已经被较好地提取出来,道路总体形状保持较好,定位较为准确;道路 2 存在微小偏移,主要是因为用多项式拟合时存在一定的误差,但总体位移很小,基本保持了道路延伸的趋势。

## 4 结 语

本文提出了一种基于改进的渐进纹理分析技术的 IKONOS 影像城市主要道路提取方法。与原有 TPA 方法相比较不同之处主要有:①未使用证据理论来融合多个层次的统计特征,而是提出了一种更适合的融合方法。②在利用立方纹理模型时对原有方法所使用的特征进行了选择,降低了彩色纹理特征空间的维数,减少了计算量。③设计了基于知识的道路段连接算法,并在连接之前进行了线段的编号,也在一定程度上减少了道路连接的盲目性,提高

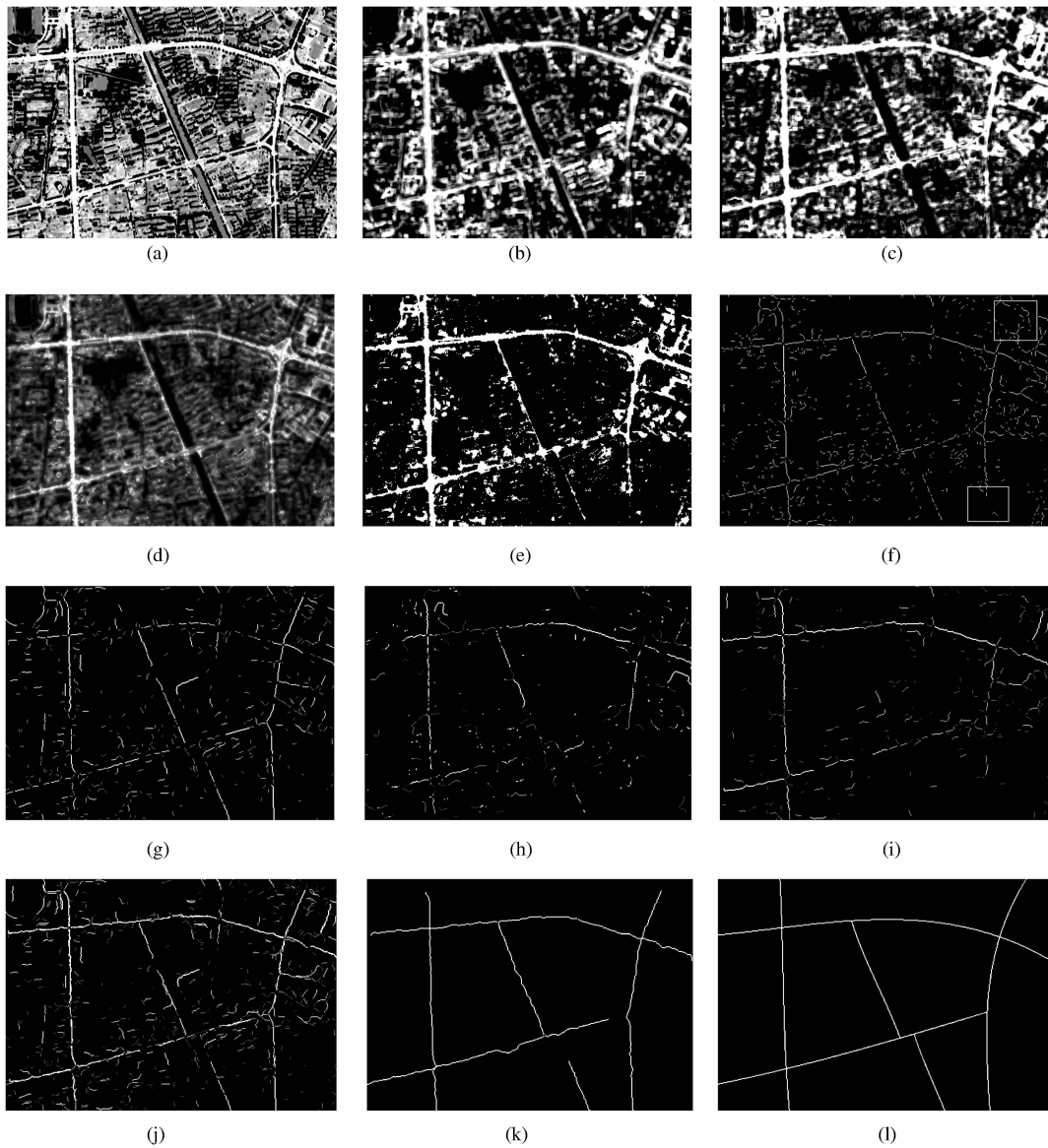


图 4 试验各步骤结果

Fig. 4 Processed images and extracted major roads from test image



图 5 提取道路与原图的叠加

Fig. 5 Original test image overlaid with extracted roads

运算效率和准确性。④原 TPA 方法只适用于郊区道路提取,而本文使用的技术流程充分利用了影像的纹理特征、道路的局部和全局特征,可用于城市道路提取。从处理流程上来看,不同层次的纹理分析可以平行处理,而且在后续处理过程中不需要原始图像的参与,在实际应用中可以提高应用效率。

参考文献:

[1] Wen Gongjian, Wang Runsheng. 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.]

- [2] Niu X. A Semi-automatic Framework for Highway Extraction and Vehicle Detection Based on a Geometric Deformable Model[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2006, 58(3-4): 166-186.
- [3] Wang Peifa, Wang li, Feng Xuezhi, *et al.* Review of Road Extraction from Remote Sensing Images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2009, 24(3): 284-290. [王培法, 王丽, 冯学智, 等. 遥感图像道路信息提取方法研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2009, 24(3): 284-290.]
- [4] Zhu Changqing, Wang Yaoge, Ma Qiuhe, *et al.* Road Extraction from High-resolution Remotely Sensed Image Based on Morphological Segmentation[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2004, 33(4): 347-351. [朱长青, 王耀革, 马秋禾, 等. 基于形态分割的高分辨率遥感影像道路提取[J]. 测绘学报, 2004, 33(4): 347-351.]
- [5] Wang Min, Luo Jiancheng, Zhou Chenghu, *et al.* Extraction of Road Network from High Resolution Remote Sensed Imagery with the Combination of Gaussian Markov Random Field Texture Model and Support Vector Machine[J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(3): 271-276. [汪闽, 骆剑承, 周成虎, 等. 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[J]. 遥感学报, 2005, 9(3): 271-276.]
- [6] Mei Tiancan, Li Deren, Qin Qianqing. Knowledge Based High Resolution Remote Sensing Image Segmentation[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2005, 30(8): 689-693. [梅天灿, 李德仁, 秦前清. 基于直线和区域特征的遥感影像线状目标检测[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2005, 30(8): 689-693.]
- [7] Doucette P, Agouris P, Stefanidis A, *et al.* Self-organised Clustering for Road Extraction in Classified Imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2001, 55(5-6): 347-358.
- [8] Mena J B, Malpica J A. An Automatic Method for Road Extraction in Rural and Semi-urban Areas Starting from High Resolution Satellite Imagery[J]. Pattern Recognition Letter, 2005, 26(9): 1201-1220.
- [9] Barzohar M, Cooper D B, Member S. 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.
- [10] Taylor M. IKONOS Planetary Reflectance and Mean Solar Exoatmospheric Irradiance [J/OL]. [http://www.geoeeye.com/CorpSite/assets/docs/technical-papers/2009/IKONOS\\_Esun\\_Calculations.pdf](http://www.geoeeye.com/CorpSite/assets/docs/technical-papers/2009/IKONOS_Esun_Calculations.pdf).
- [11] Fukunaga K. Introduction to Statistical Pattern Recognition (2nd Edition)[M]. San Diego, CA: Computer Science and Scientific Computing Academic Press Inc, 1990.
- [12] David A C. An Analysis of Co-occurrence Texture Statistics as a Function of Grey Level Quantization[J]. Canada Journal of Remote Sensing, 2002, 28(1): 937-946.

## Urban Major Road Extraction from IKONOS Imagery Based on Modified Texture Progressing Analysis Technique

WU Xue-wen, XU Han-qiu

(College of Environment and Resources, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

**Abstract:** A method for urban major road extraction from IKONOS imagery is proposed. The texture features of the imagery were first analyzed in three different levels. The first level calculated the Mahalanobis distance between test pixels and training pixels. The second level calculated the Bhattacharyya distance between the distributions of the pixels in the training area and the pixels within a  $3 \times 3$  window in the test area. The third level employed cooccurrence matrices over the texture cube built around one pixel, and then calculated Bhattacharyya distance. The processed results were thresholded and thinned, respectively. With the assistance of the geometrical characteristic of roads, the three resultant images corresponding to three levels were merged by fuzzy mathematics. A knowledge-based algorithm was used to link the segmented roads. The result was finally optimized by polynomial fitting. The experiment shows that the proposed method can effectively extract the major urban roads from the high-resolution imagery such as IKONOS.

**Key words:** Texture progressing analysis; IKONOS imagery; Object extraction; Urban major road