第18卷 第2期 2018年1月
1671—1815(2018)002-0306-06

科 学 技 术 与 工 程
Science Technology and Engineering

Vol. 18 No. 2 Jan. 2018

引用格式:钱海明, 黄祚继, 王春林, 等. 利用概率增进树和路径形态学的遥感道路条带提取[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(2): 306—311
Qian Haiming, Huang Zuoji, Wang Chunlin, et al. Extraction of road strip from remote sensing images based on probabilistic boosting tree algorithm and probabilistic path morphology[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(2): 306—311

利用概率增进树和路径形态学的遥感道路条带提取

钱海明 黄祚继 王春林 孙金彦*

(安徽省(水利部淮河水利委员会)水利科学研究院,安徽省大禹水利工程科技有限公司,合肥 230088)

摘 要 针对高分辨率遥感影像复杂道路提取难题,提出一种利用概率增进树和路径形态学的遥感道路条带提取方法。通过一维Gabor滤波器提取道路角度纹理特征,融合光谱特征构建特征矢量。设计训练样本数据集,利用概率增进树算法提取道路候选点。针对具有一定曲率的复杂道路,兼顾直线和弯曲道路,设计4个主方向邻接图检测线状或条带状道路,改进二值路径形态学为概率路径形态学剔除大多数非道路点。针对小面积噪声和条带孔洞问题,采用数学形态学的方法弥补条带孔洞,得到完整道路条带。结果表明:提取道路条带的准确率达到了88.99%,提取结果较为理想。

关键词 概率增进树算法 道路候选点 概率路径形态学 道路条带

中图法分类号 TP751; **文献标志码** A

随着遥感影像分辨率的不断提高,使得目标地物具有越来越丰富的细节信息,增加了高分辨率遥感影像中目标地物检测与提取的难度[1,2]。道路作为遥感影像中较突出的目标地物,为GIS数据库的更新与应用提供了基础数据,因此道路的检测与提取具有重要的现实意义[3]。

近年来,基于遥感影像的复杂道路提取问题,国内外学者做出了大量的研究,蔡红玥等[4]利用分水岭分割算法检测道路,对环境简单的城区道路具有较好的适用性;Christophe 等[5]融合波谱角和梯度信息提取道路双边缘线,但仍需进一步研究道路的“异物同谱”问题;Amo 等[6]基于区域竞争的人机交互提取道路网,该方法适用于城市主干道提取;Hu 等[7]结合光谱特征和LIDAR高程信息提取城市道路网,该方法融合了点云的高程信息,具有很强的鲁棒性;Cao 等[8]结合数学形态学和边界追踪算法自动检测道路边缘,通过定义道路的形状特征剔除非道路区域,得到了较好的提取结果;符喜优等[9]将张量投票和Snakes模型应用到SAR图像的道路提取,该方法适用于大范围的道路网信息提取,对曲率较大的道路仍需要一定数量的控制点;周绍光等[10]提出了结合图割理论和形状先验的思想检测城市道路段,取得了较好的提取结果,但对环形、立交等复杂路况的提取效果并不理想。

鉴于高分辨率遥感影像中复杂的道路环境,同一条道路存在路面明暗程度差异明显等问题,若只依靠光谱信息很难提取出完整的道路条带。为此,提出一种基于概率增进树和路径形态学的遥感道路条带提取方法:通过一维Gabor滤波器提取道路角度纹理特征,融合光谱特征构建特征矢量;设计训练样本数据集,利用概率增进树算法提取道路候选点;对于具有一定曲率的弯曲道路,兼顾直线和弯曲道路条带,改进二值路径形态学剔除大多数非道路点;针对小面积噪声以及条带空洞问题,采用数学形态学弥补条带孔洞,进而得到完整道路条带。

1 道路条带提取算法

道路条带提取的技术流程如图1所示。

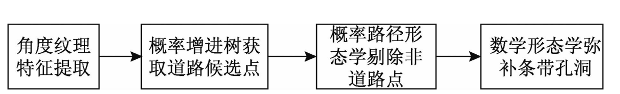


图1 道路条带提取技术流程

Fig. 1 Technical flowchart of road edge lines extraction

1.1 获取道路角度纹理特征

由于高分辨率遥感影像具有丰富的细节信息,道路光谱差异性较小,且路面存在建筑物、车辆以及树木阴影等问题,增加了道路检测与提取的难度。若只依靠遥感影像的光谱信息很难有效区分道路与环境。角度纹理特征能较好地描述道路信息,且与

2017年5月23日收到

第一作者简介:钱海明,男,硕士。研究方向:摄影测量与遥感、图像处理。E-mail:qhm0520@126.com。

* 通信作者简介:孙金彦,女,硕士。研究方向:摄影测量与遥感。E-mail:sun_jin_yan@126.com。

道路方向一致。所以研究融合多特征的提取方法。

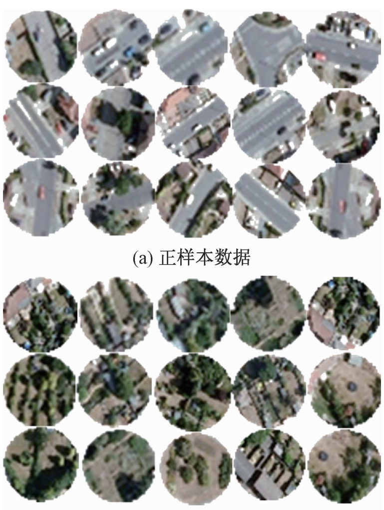
鉴于 Gabor 滤波器在分析频率特征和方向特性方面具有良好的性能,因此采用一维 Gabor 滤波器提取道路角度纹理特征[11],以便融合光谱特征构建待处理特征矢量。

1.2　概率增进树模型提取道路候选点

以 1.1 节的特征矢量为输入数据,利用概率增进树算法从底层信息、中层视觉信息以及高层信息决策所有道路候选点的位置。具体步骤如下:设计训练样本数据集,并提取多种图像特征;采用增强法(AdaBoost)和决策树算法筛选最重要、最有意义的图像特征,计算强分类模型;利用强分类模型计算每个像素点属于道路类的概率。

1.2.1　训练样本数据集

采用不同的位置、方向、比例以及纵横比的样本数据作为训练数据集,在人工客观标注好的道路条带训练数据中,将中心点为道路的图像块视为正样本数据,其他图像块视为负样本数据,样本数据实例如图 2 所示。



(a) 正样本数据

(b) 负样本数据

图 2　样本数据集

Fig. 2　Sample data set

1.2.2　图像特征

由于梯度直方图特征具有良好的不变形,Harr 特征包含线性特征、边缘特征、中心特征和对角线特征,以及滤波响应值直方图之差特征具有很强的尺度和空间优势,因此选取多位置、多比例尺的梯度直方图特征、Harr 特征和滤波响应值直方图之差特征作为训练的图像特征,保留影像上下文信息,提高道路点检测的准确率。

1.2.3　训练分类模型

采用 AdaBoost 和决策树算法筛选出最重要、最有意义的特征,构建分类模型。在训练分类器过程中,定义左子树样本集 S_{left} 表示非道路点,右子树样本集 S_{right} 表示道路点,$q(+1 \mid x_i)$ 和 $q(-1 \mid x_i)$ 分别表示特征样本 x_i 属于道路点和非道路点的概率。具体训练步骤如下。

(1)假设一组特征样本集 $\boldsymbol{S} = \{(x_1, y_1, \omega_1), \cdots, (x_m, y_m, \omega_m)\}$,$\boldsymbol{x}_i$ 表示第 i 个样本的特征向量,$y_i \in (-1,1)$,$\sum \omega_i = 1$。初始化决策树的深度为 D。

(2)计算样本集 S 的先验分布 $\hat{q}(y) = \sum_{i=1}^{m} \omega_i \delta(y_i = y)$。

(3)采用 AdaBoost 算法训练特征数据集 $\boldsymbol{S}$ 计算强分类器,若分类误差 $\varepsilon_t > 0.45$,则停止递归。

(4)若树的深度超过 D,则退出递归。

(5)初始化左子树样本集 S_{left} 和右子树样本集 S_{right}。

(6)根据得到的强分类器,计算任意样本 $\boldsymbol{x}_i$ 的概率值 $q(+1 \mid x_i)$ 和 $q(-1 \mid x_i)$。

(7)若 $q(+1 \mid \boldsymbol{x}_i) > \frac{1}{2} + \delta$,则将样本$(x_i, y_i, 1)$加入到 S_{right};若 $q(-1 \mid x_i) > \frac{1}{2} + \delta$,则加入到 S_{left};否则,将 $[x_i, y_i, q(+1 \mid x_i)]$ 加入到 S_{right},$[x_i, y_i, q(-1 \mid x_i)]$加入到 S_{left}。其中,参数 δ 用于控制概率的大小,参数 δ 设置为 0.1。

(8)更新左子树样本集 S_{left} 和右子树样本集 S_{right} 中所有样本对应的权重,返回步骤 2 继续运行。

利用得到的概率增进树模型,计算所有待检测图斑块对应中心点属于道路的概率 $p(S(i,j) \mid I_{R(i,j)})$,递归计算样本点的后验概率 $\hat{p}(S \mid I)$,$S \in (-1,1)$。对于叶子结点,$\tilde{p}(S \mid I) = \tilde{q}(S)$。对于其他结点按式(1)计算概率值:

$$\tilde{p}(S|I) = q(+1|I)pR(S|I) + q(-1|I)pL(S|I) \tag{1}$$

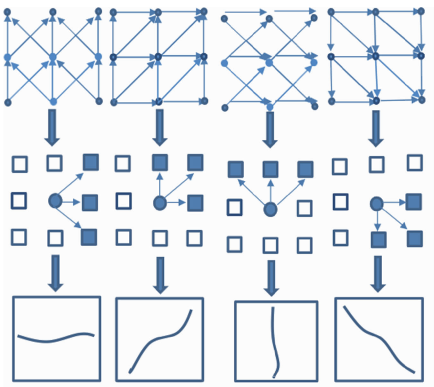
式(1)中,$q(+1 \mid I)$ 和 $q(-1 \mid I)$ 分别表示图像块 $I_{R(i,j)}$ 中心点为道路点和非道路点的后验概率,$pR(S \mid I)$ 和 $pR(S \mid I)$ 分别表示 S_{left} 和 S_{right} 的后验概率。从根结点开始,通过计算 $q(+1 \mid I)$ 和 $q(-1 \mid I)$,判断样本点属于 S_{left} 或 S_{right},每到一个结点选择一次,最终得到所有点属于道路类的概率。

1.3　概率路径形态学提取道路段

为了能够较好地提取直线道路段,大多数道路提取算法均假设道路段是直线段,如直线段匹配[12]、Gabor 滤波[13]等算法,对具有一定曲率的弯曲道路的提取效果较差。由于 1.2 节得到的道路候选点是以概率形式呈现,无法直接作为道路条带结果。针对上述问题,本文兼顾直线和弯曲道路,设计四个主方向邻接图检测线状或条带状道路,改进二

值路径形态学为概率路径形态学，剔除大多数非道路点。

在检测所有走向道路点过程中，为了检测到具有一定曲率的弯曲道路，设计了 4 个邻接图表示的主方向（分别表示道路的西—东、西南—东北、南—北、西北—东南，见图 3）检测线状或条带状道路。考虑到可能存在不能被邻接图直接定义的曲线状道路，将曲线状道路划分为多条短道路，按照邻接图重新检测道路点走向后，依次连接断开处。其中，图 3 表示了邻接图、搜索邻接结点与主方向的关系。



(a) 西—东 (b) 西南—东北 (c) 南—北 (d) 西北—东南

图 3　邻接图、搜索邻接结点与主方向的关系

Fig. 3　The relationship between adjacent graph, adjacent nodes and main directions

以图 3(a) 为例阐述西—东走向道路点检测过程，从当前节点（圆点）出发，每次搜索位于其东南、正东、东北方向的 3 个像素点。若不考虑边界情况，且所有点都是前景点，从任意一点出发都可得到 3^{L-1} 条不同的路径。但是实际情况中会夹杂着一些背景点，所以实际路径小于 3^{L-1} 条。其他 3 个走向的道路与之类似。

考虑道路候选点为概率点，若采用二值路径形态学必将导致道路候选点失去概率优势。因此，改进二值路径形态学为概率路径形态学，将一条道路直线的概率累加值记为概率长度 L_{Pro}。为了得到主方向上经过当前像素点且概率长度大于 L_{Pro} 的路径，设当前像素点的概率值为 v_0，以当前像素点为起点的概率路径长作为 γ^+，以当前像素点为终点的概率路径长作为 γ^-，主方向上经过当前像素点的概率路径长度为 γ。

$$\begin{cases}\gamma = \gamma^+ = \gamma^- = 0, & pix = 0 \\ \gamma = \gamma^+ + \gamma^- - v_0, & pix > 0\end{cases} \tag{2}$$

式(2)中，pix 表示当前像素点的值。对于任意像素点，按以下流程（图 4）可得到最终的全零矩阵 $\boldsymbol{I}_{\mathrm{result}}$。其中，$L_{\mathrm{Pro}}$ 表示概率路径长度阈值（经验值 $L_{\mathrm{Pro}}=15$）。

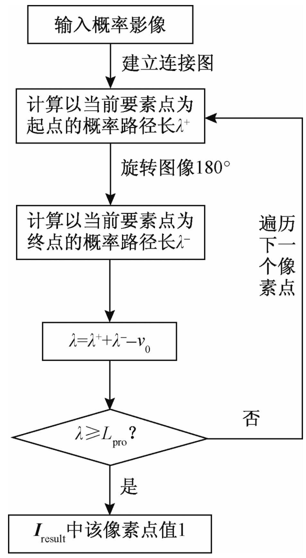


图 4　概率路径形态学流程

Fig. 4　The workflow of probabilistic boosting tree algorithm

图 5 展示了 4 种主方向邻接图的道路检测结果。其中，图 5(a) 表示道路候选点；图 5(b)～图 5(e) 分别表示南—北、西南—东北、西—东以及西北—东南方向的道路检测结果，图 5(f) 表示最终的道路结果。从图 5 可以看出，概率路径形态学可较好地检测出道路段，删除了原影像中长度较短的前景。4 种主方向邻接图可检测出弯曲道路的各个部分，重合区域保证了道路的连贯性。若采取二值路径形态学方法，提取结果过于依赖阈值。若阈值过大，概率值小的道路部分将被剔除。若阈值过小，无法剔除大部分非道路点。

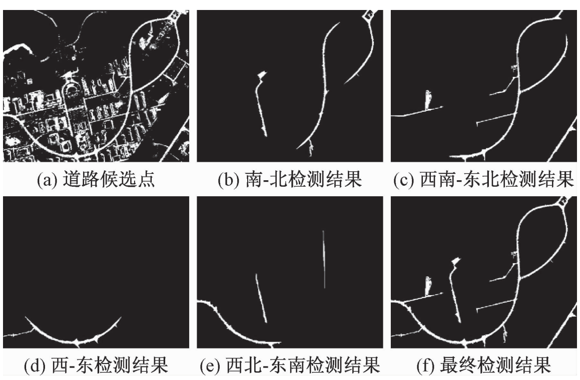


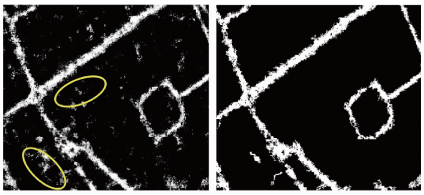
图 5　邻接图的道路提取结果

Fig. 5　Adjacent map of road extraction results

图 6 展示了局部区域道路条带检测结果，基本剔除了大部分非道路点，但是检测结果中存在小面积错分现象，以及道路条带孔洞问题。其中，图 6(a) 表示道路候选点；图 6(b) 表示概率路径形态学检测结果。

1.4　数学形态学后处理

为了解决小面积噪声和条带孔洞问题，利用数

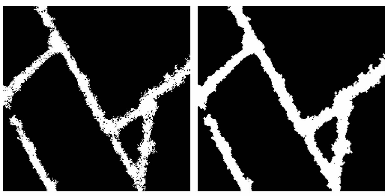


(a) 道路候选点　(b) 概率路径形态学结果

图 6　局部区域道路提取结果

Fig. 6　Partial region road extraction result

学形态学的膨胀,将二值图像中与前景相接触的所有背景点合并到前景中,使得目标“加长”或者“变粗”,达到边界外部扩张的效果,达到填补前景中的孔洞的效果。从图 7 可以明显看出,膨胀可以填补道路条带中的孔洞。图 7(a)表示带有孔洞的道路条带;图 7(b)表示膨胀后的道路条带。



(a) 孔洞道路条带　(b) 膨胀后的道路条带

图 7　膨胀实验结果

Fig. 7　Expansion experiment results

2　实验与分析

为了验证算法的提取精度,选取两组遥感影像作为实验数据,分别采用文献[14](感受野模型和 MRF 理论)、文献[15](形状先验和图割模型)和本文算法提取道路条带,文献[14]和文献[15]均采用经典阈值。其中,图 8(a)为遥感影像 SIM,影像尺寸为 200×200,道路结构单一;图 8(b)为遥感影像 COM,影像尺寸为 1 386 × 800 ,道路呈网状结构。图 9 为 SIM 影像提取结果。其中,图 9(a)为基于感受野模型和 MRF 理论提取结果;图 9(b)为基于形状先验和图割模型提取结果;图 9(c)为本文算法提取结果。图 10 为 COM 影像提取结果。其中,图 10(a)为感受野模型和 MRF 理论提取结果;图 10(b)为形状先验和图割模型提取结果;图 10(c)为本文算法提取结果。

从图 9 和图 10 可明显看出,文献[12]对道路灰度与环境差异性明显的遥感影像,可提取到较光滑的道路条带。但对结构复杂的道路网络,以及道路灰度与非道路点灰度差异不显著的彩色影像,效果不明显,漏提取部分较多;相比于文献[12]方法,文献[13]采用监督分类的方式获取道路候选点,在人机交互过程中,尽量确保本文用于训练的样

(a) Sim影像　(b) Comp影像

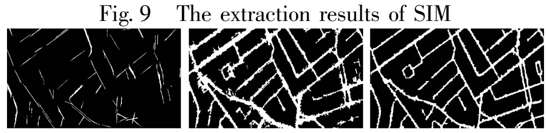
图 8　实验数据

Fig. 8　Experimental data

(a) 感受野模型和MRF理论　(b) 形状先验和图割模型　(c) 本文算法

图 9　SIM 影像提取结果

Fig. 9　The extraction results of SIM



(a) 感受野模型和MRF理论　(b) 形状先验和图割模型　(c) 本文算法

图 10　COM 影像提取结果

Fig. 10　The extraction results of COM

本区域与获取的前景样本区域保持一致,可提取到更加完整的道路网,但存在错分现象和毛刺,且条带不够平滑;相比于文献[12]和文献[13],在道路完整度、道路形状维持度及道路光滑度方面,本文方法具有很强的优势,且适用于尺寸大、道路网复杂的影像。由于采用了膨胀操作,使得条带边缘不够光滑,不可直接作为道路边缘线。从图 11 可以看出,本文方法能得到较为完整的道路段,长度和宽度都能与原始数据较好的吻合,但是边缘不够平滑。

图 11　道路条带叠加图

Fig. 11　Road strip overlay

利用以下公式定量评价道路条带提取精度:

$$\rho_{准确率} = R_c / R_m \tag{3}$$

$$\rho_{遗漏率} = R_l / R_m \tag{4}$$

$$\rho_{冗余率} = R_e / R_m \tag{5}$$

式中,R_m 表示人工解译的道路;R_c 、R_l 和 R_e 分别表示正确提取道路、遗漏的道路和错误提取的道路。根据上述评价指标,将本文方法的道路边缘线提取

精度做出统计,结果见表1。

表1 道路条带提取结果评价

Table 1 Statistic results of road edge extrated with method proposed in this paper %

影像	$\rho_{准确率}$	$\rho_{遗漏率}$	$\rho_{冗余率}$
Sim	78.26	21.74	4.09
Comp	88.99	11.01	9.69

从表1可看出,本文方法提取出的道路边条带的准确率达到了88.99%,提取结果较为理想。

3 结论

本文提出了一种基于概率增进树和路径形态学的遥感道路条带提取方法,利用概率增进树算法提取道路候选点,改进二值路径形态学为概率路径形态学剔除大多数非道路点,采用数学形态学弥补条带孔洞进而得到完整道路条带。得出以下结论:

(1)在道路完整度、道路形状维持度及道路光滑度方面,相比于其他两种方法,本文方法具有最优的状态,适用于尺寸大、道路网复杂的影像。但由于运用了膨胀的操作,使得条带边缘不够平滑。

(2)在提取精度方面,本文方法提取的道路条带准确率达到了88.99%,提取结果较为理想。

(3)在提取道路候选点以及路径查找方面,耗费了大量的时间,如何降低算法复杂度将是后期重点研究内容。

参 考 文 献

1 史文中,朱长青,王 昱. 从遥感影像提取道路特征的方法综述与展望. 测绘学报,2001;30(3):257—262
Shi Wenzhong, Zhu Changqing, Wang Yu. Road feature extraction from remotely sensed image: review and prospects. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2001;30(3):257—262

2 董占杰,毛政元. 基于道路绿地特征的遥感影像道路信息提取方法研究. 国土资源遥感,2011;23(2):43—46
Dong Zhanjie, Mao Zhengyuan. Methodological research on road extraction based on characteristics of road greenbelts in remotely sensed imagery. Remote Sensing for Land and Resources,2011;23(2):43—46

3 林宗坚,刘政荣. 从遥感影像提取道路信息的方法评述. 武汉大学学报信息科学版,2003;28(1):90—93
Lin Zongjian, Liu Zhengrong. Methods and prospects of road and linear structure extraction from remote sensing image. Geomatics and Infromation Sciences of Wuhan University,2003;28(1):90—93

4 蔡红玥,姚国清. 基于分水岭算法的高分遥感图像道路提取优化方法. 国土资源遥感,2013;(3):25—29
Cai Hongyue, Yao Guoqing. Optimized method for road extraction from high resolution remote sensing image based on watershed algorithm. Remote Sensing for Land and Resources,2013;25(3):25—29

5 Christophe E, Inglada J. Robust road extraction for high resolution satellite images. Image Processing, 2007. ICIP 2007. IEEE International Conference on. IEEE, 2007; (5): V-437—V-440

6 Amo M, Martínez F, Torre M. Road extraction from aerial images using a region competition algorithm. Image Processing, IEEE Transactions on, 2006; 15(5): 1192—1201

7 Hu X, Tao C V, Hu Y. Automatic road extraction from dense urban area by integrated processing of high resolution imagery and LIDAR data. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2004

8 Cao J X, Qi X S, Li G S. A methodology for automatic detection and extraction of road edges from high resolution remote sensing images. Industrial Technology, 2006. ICIT 2006. IEEE International Conference on. IEEE, 2006: 69—74

9 符喜优,张风丽,王国军,等. 结合张量投票和Snakes模型的SAR图像道路提取. 中国图象图形学报,2015;(10):1403—1411
Fu Xiyou, Zhang Fengli, Wang Guojun, *et al*. Road extraction from SAR images using tensor and Snakes model. Journal of Image and Graphics,2015;20(10):1404—1411

10 周绍光,陈 超,岳建平. 形状先验和图割的高分辨率遥感影像道路段提取. 测绘学报,2014;43(1):60—65
Zhou Shaoguang, Chen Cao, Yue Jianping. Extracting roads from high-resolution remotely sensed images based on shape priors and graph cuts. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2014;43(1):60—65

11 黎瑾慧. 基于Gabor滤波器和MRF的道路影像分割方法研究. 南京:河海大学,2009
Li Jinhui. Segmentation algorithm for road images using Gabor filter and MRF. Nanjing:Hohai University,2009

12 Kass M, Witkin A, Terzopoulous D. Snakes: active contour models. In:Brady I M, Rosenfield A eds. Proceedings of the 1st International Conference on Computer Vision. London: IEEE Computer Society Press,1987; 259—268

13 Piehler O, Tanner A, Hostieka B J. A comparison of texture feature extraction using adaptive Gabor filter, pyramidal and tree structred wavelet transforms. Pattern Recognition, 1996; 29(5):733—742

14 Li H. Extracting roads from high-resolution RS images based on receptive filed and MRF model. Nanjing: Hohai University,2008

15 Zhou S J, Chen C, Yue J P. Extracting roads from high-resolution RS images based on shape priors and graph cuts. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2017; 43(1):60—65

Extraction of Road Strip from Remote Sensing Images Based on Probabilistic Boosting Tree Algorithm and Probabilistic Path Morphology

QIAN Hai-ming, HUANG Zuo-ji, WANG Chun-lin, SUN Jin-yan *
(Anhui & Huaihe River Institute of Hydraulic Research, Anhui Dayu Hydraulic Conservancy Engineering Technology Co., Ltd., Hefei 230088, China)

[**Abstract**] The strategy to extract road strip from acquired road stripe image was explored. The workflow is as follows: feature vector is designed by the road angle texture feature which extracted by one-dimensional Gabor filter and the spectral feature. The training sample data set is designed extract the road candidate point by robabilistic Boosting Tree Algorithm. Specifically, for the curved road with a certain curvature, linear or striped roads is detected by 4 main direction adjacency map. Probabilistic path morphology is improved from binary path morphology to remove most non-road points; mathematical morphology is used to make up strip holes, get a complete road strip. The results show that the accuracy of the proposed method is 88.99%, and the result is ideal.

[**Key words**] probabilistic boosting tree algorithm   road candidate points   probabilistic path morphology   road strip