

# 基于自适应形态学的遥感图像道路提取

房玉品, 王小鹏\*, 李新娜

兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

**摘要** 遥感图像背景信息复杂, 利用传统形态学进行处理时, 固定结构元素的使用容易改变道路的位置和形状, 影响图像分割的准确性。为此, 提出了一种基于自适应形态学的遥感图像道路提取方法。首先利用非线性结构张量构造自适应椭圆结构元素并定义相应的自适应形态学运算, 并根据道路特征构造形态学高低帽变换以增强道路目标; 接着通过最大类间方差法实现道路的初步提取; 然后设置形状参数识别图像中的目标是否为道路区域; 最后通过自适应形态学滤波法去除仍与道路粘连的非道路目标, 提取出独立的道路网络。实验结果表明, 所提方法能够从背景信息复杂的遥感图像中完整地提取出道路, 且提取精度较高。

**关键词** 图像处理; 自适应形态学; 椭圆结构元素; 高低帽变换; 最大类间方差法; 道路提取

中图分类号 TP751

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1610006

## Road Extraction from Remote Sensing Images Based on Adaptive Morphology

Fang Yupin, Wang Xiaopeng\*, Li Xinna

College of Electronics and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, Gansu, China

**Abstract** Because the background information of a remote sensing image is complex, traditional morphology makes it easy to change the position and shape of the road when using fixed structural elements to process the image, which affects the accuracy of image segmentation. Therefore, an adapted morphology-based method of road extraction was proposed. First, the nonlinear structural tensor was used to construct adaptive elliptical structure elements and corresponding adaptive morphological operations were created. A morphological top-to-bottom hat transformation was constructed based on road features to enhance road targets. Further, the road was extracted using the maximum interclass variance method. The shape parameters were then set to identify the targets in the image that were either in a road area or not. Finally, the adaptive morphological filtering method was used to remove the non-road targets that were still attached to the road, and the independent road network was extracted. The experimental results show that this method can completely extract the road from the remote sensing images with complex background information and higher extraction accuracy.

**Key words** image processing; adaptive morphology; elliptical structural element; top-hat and bottom-hat transformation; maximum interclass variance method; road extraction

## 1 引言

从遥感图像中提取道路信息对于许多应用非常重要, 例如交通管理、地理数据更新、城市规划、道路监控和土地利用分析等<sup>[1]</sup>。目前相关研究人员已提出了很多遥感图像道路提取方法<sup>[2-4]</sup>, 其中阈值分割方法<sup>[5-8]</sup>虽然具有简便、算法速度快的特点, 但是在图像灰度差异不明显且道路区域较窄的情况下分割效果较差, 且该

方法易受噪声影响; 基于深度学习的方法目前还不够成熟<sup>[9-10]</sup>。后来许多学者将形态学应用于遥感图像<sup>[11-13]</sup>。Singh 等<sup>[14]</sup>利用自适应全局阈值法分割道路, 然后进行形态学处理, 该算法可以较可靠地提取出道路网络; 文献<sup>[15]</sup>所提出的从高分辨率遥感图像中提取不同道路类型的半自动方法主要基于四个步骤, 首先利用 Canny 算子检测道路, 其次根据全  $\lambda$  调度合并方法合并相邻的段, 然后利用支持向量机对图像进行

收稿日期: 2021-05-24; 修回日期: 2021-06-16; 录用日期: 2021-06-27

基金项目: 国家自然科学基金(61761027)

通信作者: \*wangxp1969@sina.com

分类,最后通过形态学运算去除非道路目标;Wang等<sup>[16]</sup>将道路分为四类:直线道路、曲线道路、交叉道路、破损道路,并基于形态学策略结合图像阈值分割方法,提出了四种道路提取策略;魏国武等<sup>[17]</sup>通过分析图像纹理和光谱信息,根据道路特征进行数学形态学精细化处理,并运用改进K-均值聚类分割算法提取出路况比较复杂的道路网信息。上述方法都使用经典形态学方法,图像分割结果容易受到结构元素形状和大小的影响,很难获得较好的准确性。为此,学者们提出了许多利用自适应形态学对图像进行分割的方法。文献<sup>[18]</sup>提出了一种基于多方向矢量场的自适应空间变异形态学滤波器,该形态学滤波器在保留多个方向主要结构的同时具有减少图像中伪影和噪声的能力;连仁包等<sup>[19]</sup>提出了一种根据形态学梯度图自动计算模板尺寸的自适应圆形模板道路提取算法,但是该算法在道路过于弯曲和背景噪声复杂的情况下还存在一定的不足;文献<sup>[20]</sup>提出了一种基于局部搜索的遥感图像分割和分类遗传算法,该算法对初步分水岭变换后获得的细分图像进行操作,实现了遥感图像的分割与分类;文献<sup>[21]</sup>提出了一种基于光谱空间的道路提取算法,该算法利用粒子群优化算法自动寻找结构元素的形状和大小,引入基于道路特征的人类视觉解释的先验知识并定义一些空间索引来细化结果,并将其应用于城市地区的道路提取。

由于遥感图像中道路网络复杂多样,包含大量信息的同时也存在着很多背景噪声以及人工地物的遮挡等干扰,这些干扰给道路提取造成了一定困难。因此,传统形态学方法将导致道路信息的变化,如增加新目标、改变目标边缘位置、失去小目标等,这对道路分割的准确性有一定影响。为此,本文通过非线性结构张量构造自适应椭圆结构元素,该结构元素的形状可以在线形与圆形之间进行变化,能够尽可能地适应目标边缘,保持道路边缘空间结构,克服传统形态学中目标区域边缘被固定结构元素无法改变的缺点。

## 2 所提遥感图像道路提取方法

所提道路提取方法的整体流程如图1所示。首先,计算图像中各像素点处的非线性结构张量并估计其特征值与特征向量,以此获得更加丰富的图像结构信息;其次,根据此特征属性构造可随图像特征自适应变化的椭圆结构元素并定义相应的自适应形态学运算,在此基础上利用形态学高低帽变换增强道路目标;然后,利用道路灰度差异,通过最大类间方差法对图像进行阈值分割,剔除小面积背景噪声的干扰,得到初步的道路提取结果;最后,采用形状参数去除分割后的结果中与道路相混合的一些人工地物,并利用自适应形态学膨胀、腐蚀等基本运算对仍与道路相连的非道路区域进行消除,最终完整地提取出道路。

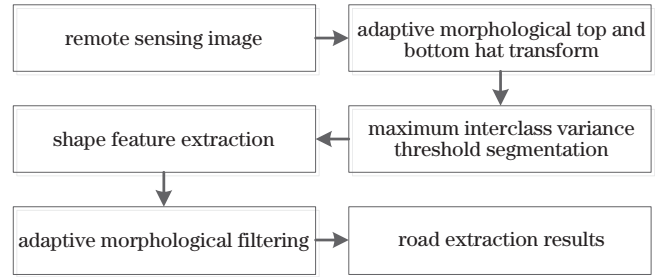


图1 所提遥感图像道路提取方法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed road extraction method from remote sensing image

### 2.1 自适应形态学高低帽变换

#### 2.1.1 自适应椭圆结构元素的构造

采用非线性结构张量(NLST)<sup>[22]</sup>构造一种自适应椭圆结构元素,该结构元素的形状和大小可根据图像局部邻域信息自适应地发生改变。非线性结构张量利用各向异性扩散过程<sup>[23-24]</sup>解决了高斯卷积使线性结构张量(LST)产生边缘、角的错位及区域边界附近的估计结果不准确的局限性。

设 $I(x, y)$ 为二维灰度图像,每个像素处的线性结构张量 $S_{LST}(x, y)$ 可通过高斯核与图像梯度的外积的卷积来计算:

$$S_{LST}(x, y) = G_{\rho}(x, y) * \left[ \nabla I(x, y) \nabla I(x, y)^T \right] = \begin{pmatrix} G_{\rho} * I_x I_x & G_{\rho} * I_x I_y \\ G_{\rho} * I_x I_y & G_{\rho} * I_y I_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{12} & u_{22} \end{pmatrix}, \quad (1)$$

式中: $G_{\rho}$ 是标准偏为 $\rho$ 的高斯核;\*代表卷积算子; $\nabla$ 是梯度算子。

由于高斯平滑可通过热扩散方程建模,式(1)等效于具有初始矩阵的线性矩阵值的扩散,可表示为

$$\begin{cases} S_0(x, y) = \nabla I(x, y) \nabla I(x, y)^T = (u_{ij}^0) \\ \partial_t u_{ij} = \Delta u_{ij}, \quad i, j = 1, 2 \end{cases}, \quad (2)$$

式中:扩散时间 $t$ 与尺度空间参数 $\rho$ 相关,可通过 $t = \rho^2/2$ 计算; $\Delta$ 代表拉普拉斯算子。

非线性结构张量 $S_{NLST}(x, y)$ 通过非线性扩散过程代替扩散方程式(2),即

$$\partial_t u_{ij} = \text{div} \left[ g \left( \sum_{k,m=1}^2 |\nabla u_{km}|^2 \right) \nabla u_{ij} \right], \quad i, j = 1, 2, \quad (3)$$

$$g(|\nabla u|^2) = \frac{1}{\sqrt{|\nabla u|^2 + \epsilon^2}}, \quad (4)$$

式中: $\text{div}(\cdot)$ 为散度; $g(\cdot)$ 是一个递减的扩散函数<sup>[25]</sup>,它将平滑量与图像的梯度大小相关联; $\epsilon$ 是一个很小的非负常数。非线性结构张量能够更精确获得关于局部取向和各向异性程度的信息,并且可以使位于两个不同区域边界附近的像素的估计方位不受模糊信息的干扰。

非线性扩散过程可平滑非满秩初始矩阵 $S_0(x, y)$ ,

使 NLST 成为满秩矩阵,对该矩阵进行特征值分解,最终可得到非线性结构张量的表达式:

$$S_{NLST} = (\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) \text{diag}(\lambda_1 \lambda_2) (\mathbf{v}_1 \mathbf{v}_2)^T, \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2$  是 NLST 的特征向量;  $\lambda_1, \lambda_2$  是分别对应于  $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2$  的特征值且  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq 0$ ;  $\text{diag}(\cdot)$  为对角矩阵。

从几何结构上来说,特征值  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$ 、特征向量  $\mathbf{v}_1$  和  $\mathbf{v}_2$  可分别看作椭圆结构元素的长、短半轴和方向。可根据特征值  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  讨论图像的局部结构特征,为了单

独显示椭圆结构元素在图像区域中的形状,对其进行了突出放大,如图 2 所示。当  $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$  时,如图 2(a) 所示,图像中该像素点在每个方向的灰度变化率都很小,因此认为该像素点属于平滑区域;当  $\lambda_1 \gg \lambda_2 \approx 0$  时,如图 2(b) 所示,该像素点沿任一方向的灰度变化率远大于沿垂直此方向上的变化率,表现出明显的边缘结构特征;当  $\lambda_1 \approx \lambda_2 \gg 0$  时,如图 2(c) 所示,该像素点在两个互相垂直的方向上,灰度的变化率都很大,表现出角点的结构特征。

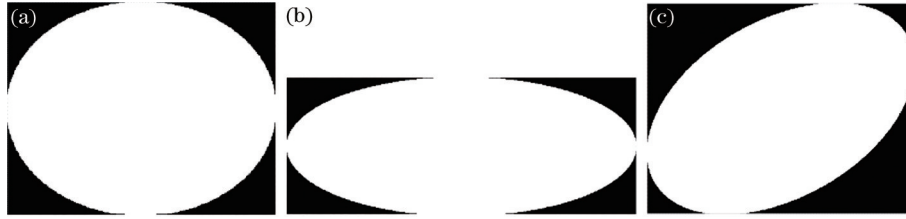


图 2 椭圆结构元素形状分析。(a)  $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$ ; (b)  $\lambda_1 \gg \lambda_2 \approx 0$ ; (c)  $\lambda_1 \approx \lambda_2 \gg 0$

Fig. 2 Shape analysis of elliptical structural elements. (a)  $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$ ; (b)  $\lambda_1 \gg \lambda_2 \approx 0$ ; (c)  $\lambda_1 \approx \lambda_2 \gg 0$

定义图像中任一像素的椭圆结构元素  $E = [a(x, y), b(x, y), \theta(x, y)]$ , 如图 3 所示, 其中  $a(x, y)$ 、 $b(x, y)$  和  $\theta(x, y)$  分别是图像中椭圆结构元素的长半轴、短半轴和椭圆短半轴与  $x$  轴的夹角,  $v_{2,x}$ 、 $v_{2,y}$  是特征向量  $\mathbf{v}_2$  的分量。

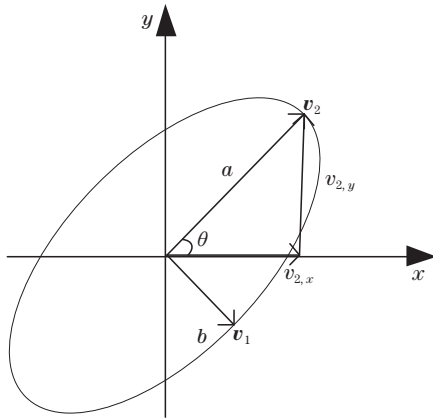


图 3 椭圆结构元素

Fig. 3 Elliptical structural elements

如果像素  $(x, y)$  位于平坦区域, 此时  $a(x, y) \approx b(x, y) \approx r$ , 结构元素的形状近似为半径为  $r$  的圆形结构; 如果像素  $(x, y)$  位于图像边缘, 结构元素的形状可以是长半轴为  $a(x, y)$ 、短半轴为  $b(x, y)$  的椭圆形(弱边缘), 也可以是长半轴为  $a(x, y) \approx r$ 、短半轴为  $b(x, y) \approx 0$  的线形(强边缘); 如果任一像素  $(x, y)$  位于图像的角点区域, 那么长短半轴应该都很小, 类似于半径为  $r/2$  的圆形结构元素。  $a(x, y)$ 、 $b(x, y)$  和  $\theta(x, y)$  的分别为

$$a(x, y) = r \cdot \left\{ 1 - \exp \left\{ - \frac{C_m}{[S_C(x, y) / \beta_1]^m} \right\} \right\}, \quad (6)$$

$$b(x, y) = [1 - M(x, y)] \cdot a(x, y) = \frac{4\lambda_1\lambda_2}{(\lambda_1 + \lambda_2)^2} \cdot a(x, y), \quad (7)$$

$$\theta(x, y) = \begin{cases} \arctan \frac{v_{2,y}(x, y)}{v_{2,x}(x, y)}, & v_{2,y}(x, y) \neq 0 \\ \pi/2, & v_{2,x}(x, y) = 0 \end{cases}, \quad (8)$$

$$M(x, y) = \left( \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} \right)^2, \quad (9)$$

$$S_C = \frac{4\lambda_1\lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2}, \quad (10)$$

式中:  $r$  表示最大允许半长轴;  $\beta_1$  是归一化参数, 可通过  $1 - \exp(-C_m)(1 + mC_m) = 0$  调整  $m$  和  $C_m$  [26] 的值, 根据经验,  $m$  的范围通常设置为  $(1, 1.5]$ ;  $M(x, y)$  为各向异性度量,  $S_C$  为角强度, 这两个参数可用来描述感兴趣区域。

### 2.1.2 自适应形态学运算

自适应形态学运算的构造原理与经典形态学基本一致。经典形态学结构元素的大小与形状固定, 由用户根据需要选择, 而自适应形态学结构元素则根据图像结构和图像内容自适应地变换其大小与形状。因此, 根据经典形态学方法来定义自适应形态膨胀  $\delta_E(f)$  与腐蚀运算  $\epsilon_E(f)$ :

$$\delta_E(f) = \bigcup_{y: y \in E} f(y), \quad \forall x \in D(f), \quad (11)$$

$$\epsilon_E(f) = \bigcap_{y: y \in E} f(y), \quad \forall x \in D(f), \quad (12)$$

式中:  $\cup$  和  $\cap$  分别表示最大值和最小值运算符;  $f$  是输入图像;  $D(f)$  是  $f$  的支持域;  $E$  是自适应椭圆结构元素。

自适应形态学开、闭运算可通过组合膨胀与腐蚀运算进行构造, 表达式分别为

$$\psi_E(f) = (\epsilon_E \delta_E)(f), \quad (13)$$

$$\gamma_E(f) = (\delta_E \epsilon_E)(f). \quad (14)$$

基于以上自适应形态学运算, 可定义自适应形态学高低帽变换。形态学高帽(top\_hat)变换是原灰度图与自适应结构元素进行开运算的结果, 具有高通滤波器的性质, 可以突出图像的边缘细节信息; 而低帽(bottom\_hat)变换则是原灰度图与自适应结构元素进行闭运算的结果, 具有低通滤波器的性质, 突出邻域目标之间的边界。由于道路在遥感图像上表现出一定的弯曲和延展性, 相较于周围地物其灰度值更低, 为了提高道路与背景之间的对比度, 去除图像中的斑点噪声

并校正不均匀光照, 可将自适应形态学高低帽变换进行组合, 达到图像增强的效果。

形态学高低帽变换的结果是将原灰度图像与高帽变换结果相加再减去低帽变换结果<sup>[27]</sup>, 其表达式为

$$f' = f + T_E^{\text{op}}(f) - B_E^{\text{m}}(f), \quad (15)$$

式中:  $f'$  是高低帽变换后的结果;  $f$  为待处理的原始灰度图像;  $T_E^{\text{op}}(f)$  为高帽变换;  $B_E^{\text{m}}(f)$  是低帽变换。

结构元素的选择对高低帽变换结果有一定影响, 以灰度[图4(a)](726 pixel×760 pixel)为例说明固定结构元素与自适应椭圆结构元素下形态学高低帽变换的对比效果。将[图4(a)]与[图4(b)、图4(c)]分别进行对比可以看出: 固定结构元素(圆盘结构元素)的形态学高低帽变换虽然在一定程度上突出了道路信息, 但同时也增强了背景; 而自适应形态学高低帽变换则有效抑制了背景信息, 突出了道路目标的细节特征, 提高了道路前景与背景的对比度, 这有利于之后道路信息的提取。

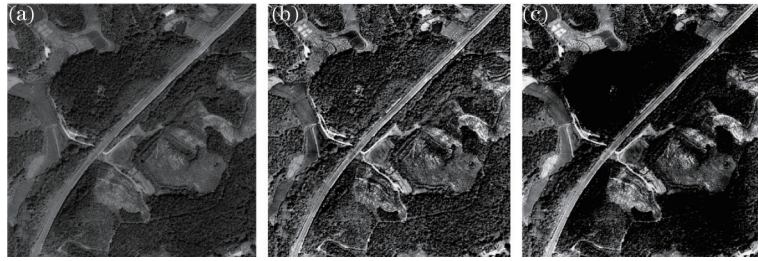


图4 自适应形态学高低帽变换。(a)灰度图像;(b)固定结构元素结果;(c)自适应椭圆结构元素结果

Fig. 4 Adaptive morphological top and bottom hat transformation. (a) Grayscale image; (b) result of fixed structural elements; (c) result of adaptive morphological structural elements

## 2.2 最大类间方差阈值分割算法

阈值分割根据图像道路与非道路区域间的整体纹理差异, 选取合理阈值, 确定图像中各像素点的区域归属, 可将复杂的遥感图像简化为以道路信息为主的二值图像。本实验组通过最大类间方差法进行阈值分割, 其基本思想为: 按照图像灰度值不同将图像分成前景和背景两部分, 对于图像  $I$ , 其像素灰度取值范围为  $[0, 255]$ , 任意像素点灰度值为  $x$  的概率记为  $p(x)$ , 求出使式(12)为最大值时的灰度值  $T$  便可实现对该区域的二值化<sup>[28]</sup>。

$$I_T = \frac{\left[ \sum_{x=0}^{255} xp(x) \times \sum_{x=0}^T p(x) - \sum_{x=0}^T xp(x) \right]^2}{\sum_{x=0}^T xp(x) \times \left( 1 - \sum_{x=0}^T p(x) \right)}. \quad (16)$$

## 2.3 道路分割后处理

### 2.3.1 道路形状特征提取

道路一般具有一定的宽度, 其外形呈带状或矩形; 另一方面也存在一些在灰度上类似于道路的噪声, 如呈现较小矩形或方形的建筑物顶部和停车场、斑马线、绿化带、汽车、行人等造成的非道路噪声。根据道路的形态特征, 一些常用的形状特征参数分别是长宽比  $r'$ 、

矩形度  $R$  和面积  $s$ , 综合利用这些参数识别图像中的目标区域是否为道路区域。

1) 长宽比  $r'$ 。长宽比一般用于提取直线道路, 但是传统的长宽比已不能很好地满足弯曲道路, 因此在图5中对该参数进行了改进, 图中  $L_{\text{MBR}}$ 、 $W_{\text{MBR}}$  分别为最小外接矩形的长和宽, 首先拉直弯曲的道路目标区, 以最小外接矩形的对角线  $L$  为长边建立新矩形, 然后计算新矩形的长宽比<sup>[29]</sup>, 即

$$\begin{cases} LW = n_p \\ r' = \frac{L}{W} = \frac{L}{n_p/L} = \frac{L^2}{n_p} \end{cases}, \quad (17)$$

式中:  $L$ 、 $W$  分别为新矩形的长度和宽度;  $n_p$  为道路兴趣区像素个数。

2) 面积  $s$ 。一般情况下, 道路面积很大, 根据图像特征采用此参数剔除分割后面积小的干扰物, 该参数范围依据实际图像分辨率高低和感兴趣目标的具体大小而决定。

3) 矩形度  $R$ 。可通过道路目标区域面积  $s_0$  和新矩形面积  $s_m$  之比表示, 范围为  $(0, 1]$ , 是一种描述道路目标区域线形特征与新矩形相近似程度的度量参数, 即

$$R = s_0/s_m. \quad (18)$$

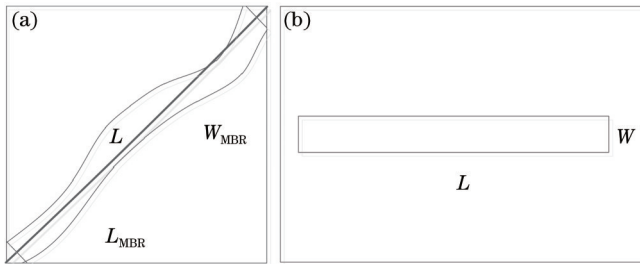


图 5 改进的长宽比。(a)道路目标区;(b)新矩形  
Fig. 5 Improved aspect ratio. (a) Road target area;  
(b) new rectangle

综合道路各种形状特征,为了确定基本的道路段,这些参数的选取要以能将道路完整地提取出来为基准。

### 2.3.2 自适应形态学滤波处理

在经过阈值分割[图 6(a)]和形状特征提取[图 6(b)]

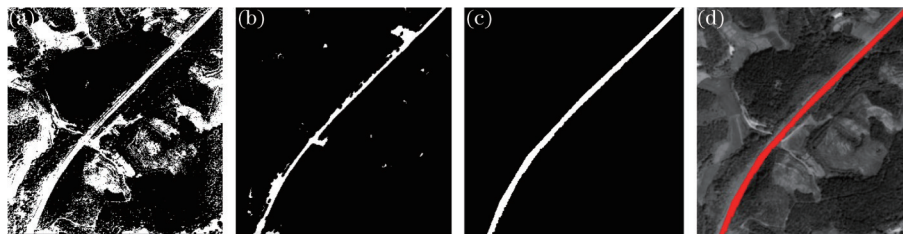


图 6 道路分割后处理。(a)二值图像;(b)形状特征提取;(c)形态学滤波;(d)叠加效果图  
Fig. 6 Post processing of road segmentation. (a) Binary image; (b) shape feature extraction; (c) morphological filtering;  
(d) overlay effect image

## 3 仿真实验与分析

实验所用的遥感图像选自 Google Earth, 图像  $I_1$ 、 $I_2$ 、 $I_3$ 、 $I_4$  的分辨率大小分别为  $1099 \text{ pixel} \times 884 \text{ pixel}$ 、 $635 \text{ pixel} \times 740 \text{ pixel}$ 、 $1097 \text{ pixel} \times 953 \text{ pixel}$ 、 $380 \text{ pixel} \times 350 \text{ pixel}$ , 空间分辨率为  $20 \text{ m}$ , 波段数为可见光 3 波段。图  $I_1$  为主干道相互交叉的道路网络, 背景简单; 图  $I_2$  背景较复杂, 存在大量建筑物、绿化带等阴影的干扰, 且道路灰度与周围建筑物内部地面灰度非常接近; 图  $I_3$  中的道路网络由直线型和弯曲型连接而成; 图  $I_4$  中存在少量建筑物和绿化带等干扰。

[图 7(b)] 为用圆形结构元素进行形态学处理的结果, 图  $I_1$ 、 $I_3$  中虽然大量噪声被去除, 但是道路内部和边缘不够平滑, 图  $I_2$ 、 $I_4$  中道路内部丢失较多细节。[图 7(c)] 为用线形结构元素进行形态学处理的结果, 由于线形结构元素太过极端, 未能完整提取出道路。[图 7(d)] 为使用形态学梯度重构分水岭算法进行形态学处理的结果, 从提取结果可以看出, 该算法边缘定位较准确, 图  $I_1$ 、 $I_4$  中道路被完整地提取了出来, 图  $I_2$ 、 $I_3$  中由于道路边缘受到树木和绿化带的遮挡, 道路提取结果出现一小部分锯齿状边缘。综上所述, 上述 3 种方法都使用固定结构元素进行去噪和后续形态学处理, 未能较好地定位道路边缘, 导致图  $I_4$  中道路左侧都存在一小段缺失。

后, 一般存在房屋、停车场等与道路相互混合的情况, 为了能够提取完整的道路网络, 采用自适应腐蚀运算消除图像中的噪声以平滑道路边界; 在腐蚀运算后, 道路可能会产生断裂现象, 可利用自适应膨胀运算, 将图像中与前景相连的背景合并到前景中, 以此扩张图像的边界; 利用开运算能够平滑道路内部边缘同时保持道路位置和形状不变; 利用闭运算可以填充道路内部细小孔洞, 增强和连接图像中明亮的细节特征, 保持道路区域的边缘。在经过一系列自适应形态学滤波处理后, 提取的道路结果如 [图 6(c)] 所示。为了便于观察提取效果, 可将提取的道路标红并叠加到灰度图中, 如 [图 6(d)] 所示。分割阈值选 110, 椭圆结构元素最大允许长半轴设置为 20, 经过多组实验对比最终将面积阈值与长宽比分别取为 100 和 4。

[图 7(e)] 为所提方法的道路提取结果, 经过多组实验对比, 道路分割阈值选取范围为  $90 \sim 210$ , 椭圆结构元素最大允许长半轴分别取 20、16、15 和 10, 面积阈值设置为  $100 \sim 120$ , 长宽比设置为  $3 \sim 6$ 。图  $I_1$  中道路被完整地提取了出来。图  $I_2$  中道路内部可视为平坦区域, 此时椭圆结构元素形状接近圆形结构, 在消除道路内部噪声的同时也降低了道路间的像素差; 被较大建筑物和树木阴影遮挡的道路区域可视为强边缘, 椭圆结构元素形状接近线形结构, 保持了道路边缘, 但由于道路受两边建筑物阴影的影响, 使道路边缘呈微小锯齿状, 不够光滑。图  $I_3$  中道路提取受到车道线、绿化带等与道路无关噪声的影响, 可利用自适应形态学开闭运算进行处理, 所提方法较好地处理了直线型和弯曲型道路。图  $I_4$  根据面积、长宽比等形状参数去除了建筑物的影响, 并通过自适应形态滤波处理抑制了道路外的细节噪声, 较好地保持了道路边缘。

为了定性分析所提方法道路提取效果, 将提取的道路标红并叠加到灰度图中, 从 [图 7(f)] 可看到, 道路信息基本上都被正确地提取出来且与灰度图匹配度较高, 表明所提方法基本不受噪声和阴影的影响, 能完整地提取出道路网络。但在图  $I_2$  中道路左边存在一小段缺失, 这主要是由于此段道路受到建筑物遮挡的严重干扰, 道路被看作非道路区域未被提取。

为了定量分析所提方法的性能, 以手工绘制图像

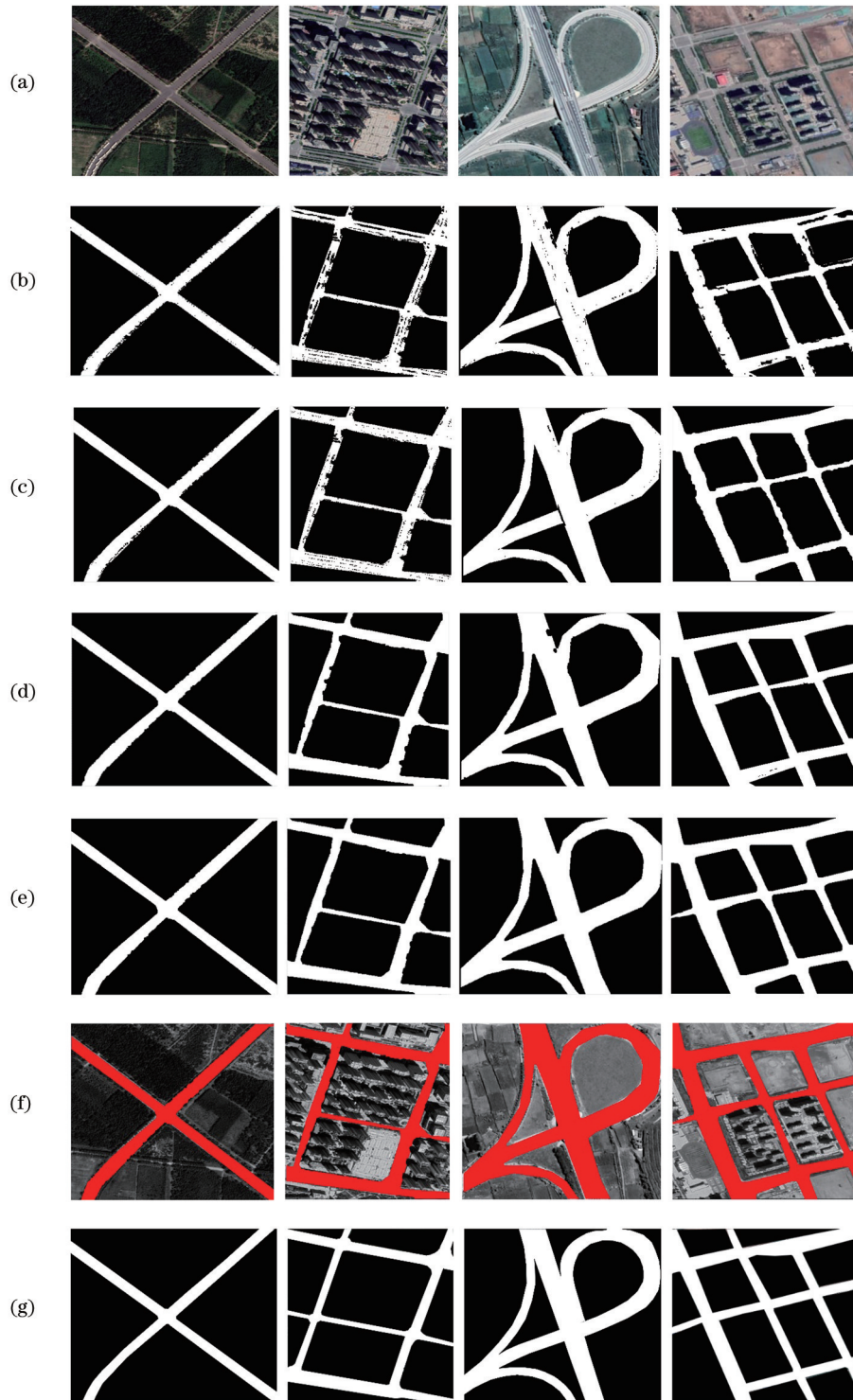


图7 道路提取仿真实验。(a)原始图像(从左到右依次为  $I_1, I_2, I_3, I_4$ );(b)圆形结构元素;(c)线形结构元素;(d)形态学梯度重构分水岭算法;(e)本文算法;(f)道路与灰度图叠加结果;(g)手绘图像提取结果

Fig. 7 Road extraction simulation experiment. (a) Original image(from left to right:  $I_1, I_2, I_3, I_4$ ); (b) circular structural element; (c) linear structural element; (d) watershed algorithm of morphological gradient reconstruction; (e) proposed method; (f) effect of road superimposed with original images; (g) extraction results of manual images

提取结果[图7(g)]作为道路区域提取标准,统计各方法提取结果的像素个数,与所提方法提取出的对应道路区域进行像素面积对比,通过计算像素面积差衡量提取误差。像素面积误差  $N$  的表达式为

$$N = \frac{|e - e_0|}{e_0}, \quad (19)$$

式中:  $e$  表示最终提取结果图像的像素个数;  $e_0$  为手绘图像像素个数。

表 1 为  $I_1$ 、 $I_2$ 、 $I_3$  和  $I_4$  各方法的图像提取误差。从表 1 可看出,所提方法在将道路从遥感图像背景中分离出

的同时,保持了较高的提取精度,统计误差相比其他方法较小。

表 1 道路提取误差比较  
Table 1 Error comparison of road extraction

unit: %

Remote sensing images	Circular structural element	Linear structural element	Watershed algorithm of morphological gradient reconstruction	Proposed method
$I_1$	3.57	2.74	1.46	1.27
$I_2$	5.95	4.83	3.59	2.04
$I_3$	4.47	3.82	2.14	1.83
$I_4$	6.11	4.89	3.25	1.96

## 4 结 论

根据道路的形态特征,对遥感图像进行自适应形态学高低帽变换增强道路目标,以图像分割为基础,引入形状特征参数剔除与道路灰度相近的区域,并采用自适应结构元素的形态学处理,提出了一种基于自适应形态学的道路提取方法。与其他几种道路提取方法相比,该方法依据图像自身特点自适应地选择形态学结构元素,能够准确地定位道路边缘。实验结果表明,该方法能够较准确地提取出遥感图像中的道路区域,但是对于受阴影严重干扰和建筑物遮挡的道路区域的提取仍然存在一定的局限性,将是下一步继续研究和探索的方向。

### 参 考 文 献

- [1] Shi W Z, Miao Z L, Debayle J. An integrated method for urban main-road centerline extraction from optical remotely sensed imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(6): 3359-3372.
- [2] 戴激光,王杨,杜阳,等. 光学遥感影像道路提取的方法综述[J]. 遥感学报, 2020, 24(7): 804-823.  
Dai J G, Wang Y, Du Y, et al. Development and prospect of road extraction method for optical remote sensing image[J]. Journal of Remote Sensing, 2020, 24(7): 804-823.
- [3] 李小龙,张昀. 道路信息提取方法综述[J]. 测绘通报, 2020(6): 22-27.  
Li X L, Zhang Y. Summary of road information extraction methods[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(6): 22-27.
- [4] Wang W X, Yang N, Zhang Y, et al. A review of road extraction from remote sensing images[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition), 2016, 3(3): 271-282.
- [5] 周家香,周安发,陶超,等. 一种高分辨率遥感影像城区道路网提取方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(6): 2385-2391.  
Zhou J X, Zhou A F, Tao C, et al. A methodology for urban roads network extraction from high resolution remote sensing imagery[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2013, 44(6): 2385-2391.
- [6] 阙昊懿,黄辉先,徐建闽. 基于双阈值 SSDA 模板匹配的遥感图像道路边缘检测研究[J]. 国土资源遥感, 2014, 26(4): 29-33.  
Que H Y, Huang H X, Xu J M. Road edge detection based on dual-threshold SSDA template matching[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2014, 26(4): 29-33.
- [7] Raziq A, Xu A G, Li Y. Automatic extraction of urban road centerlines from high-resolution satellite imagery using automatic thresholding and morphological operation method[J]. Journal of Geographic Information System, 2016, 8(4): 517-525.
- [8] 李华胜,黄平平,苏莹. 一种提取遥感影像中道路信息的方法[J]. 国土资源遥感, 2015, 27(2): 56-62.  
Li H S, Huang P P, Su Y. A method for road extraction from remote sensing imagery[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2015, 27(2): 56-62.
- [9] 马天浩,谭海,李天琪,等. 多尺度特征融合的膨胀卷积残差网络高分一号影像道路提取[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(2): 0228001.  
Ma T H, Tan H, Li T Q, et al. Road extraction from GF-1 remote sensing images based on dilated convolution residual network with multi-scale feature fusion[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(2): 0228001.
- [10] 张爱武,刘路路,张希珍. 道路三维点云多特征卷积神经网络语义分割方法[J]. 中国激光, 2020, 47(4): 0410001.  
Zhang A W, Liu L L, Zhang X Z. Multi-feature 3D road point cloud semantic segmentation method based on convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(4): 0410001.
- [11] de Natale F G B, Boato G. Detecting morphological filtering of binary images[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2017, 12(5): 1207-1217.
- [12] Liu J, Li P J, Wang X. A new segmentation method for very high resolution imagery using spectral and morphological information[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 101: 145-162.
- [13] 张宗军,杨风暴. 基于改进最大期望聚类的遥感影像道路提取算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6): 061005.

- Zhang Z J, Yang F B. Road extraction algorithm for remote sensing images based on improved expectation-maximization clustering[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(6): 061005.
- [14] Singh P P, Garg R D. Automatic road extraction from high resolution satellite image using adaptive global thresholding and morphological operations[J]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2013, 41(3): 631-640.
- [15] Bakhtiari H R R, Abdollahi A, Rezaeian H. Semi automatic road extraction from digital images[J]. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 2017, 20(1): 117-123.
- [16] Wang J, Shan C Z. Extract different types of roads based on mathematical morphology[C]//2012 5th International Congress on Image and Signal Processing, October 16-18, 2012, Chongqing, China. New York: IEEE Press, 2012: 505-509.
- [17] 魏国武, 王琦, 张阳阳, 等. 道路综合特征下高分辨率遥感影像的提取[J]. *测绘通报*, 2017(8): 31-35.  
Wei G W, Wang Q, Zhang Y Y, et al. The extraction method of high resolution remote sensing image based on road comprehensive feature[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2017(8): 31-35.
- [18] Legaz-Aparicio Á G, Verdú-Monedero R, Angulo J. Adaptive morphological filters based on a multiple orientation vector field dependent on image local features [J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2018, 330: 965-981.
- [19] 连仁包, 王卫星, 李娟. 自适应圆形模板及显著图的高分辨率遥感图像道路提取[J]. *测绘学报*, 2018, 47(7): 950-958.  
Lian R B, Wang W X, Li J. Road extraction from high-resolution remote sensing images based on adaptive circular template and saliency map[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, 47(7): 950-958.
- [20] Mylonas S K, Stavrakoudis D G, Theocharis J B, et al. A local search-based GeneSIS algorithm for the segmentation and classification of remote-sensing images [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9(4): 1470-1492.
- [21] Makhlof Y, Daamouche A. Automatic generation of adaptive structuring elements for road identification in VHR images[J]. *Expert Systems With Applications*, 2019, 119: 342-349.
- [22] Brox T, Weickert J, Burgeth B, et al. Nonlinear structure tensors[J]. *Image and Vision Computing*, 2006, 24(1): 41-55.
- [23] Weickert J A. Anisotropic diffusion in image processing [EB/OL]. [2021-03-06]. <https://www.mia.uni-saarland.de/weickert/Papers/book.pdf>.
- [24] Wang W W, Feng X C. Anisotropic diffusion with nonlinear structure tensor[J]. *Multiscale Modeling & Simulation*, 2008, 7(2): 963-977.
- [25] Tsotsios C, Petrou M. On the choice of the parameters for anisotropic diffusion in image processing[J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(5): 1369-1381.
- [26] Wu J, Feng Z R, Ren Z G. Improved structure-adaptive anisotropic filter based on a nonlinear structure tensor[J]. *Cybernetics and Information Technologies*, 2014, 14(1): 112-127.
- [27] 于天河, 李昱祚, 兰朝凤. 基于顶帽底帽变换的仿生图像增强算法[J]. *计算机应用*, 2020, 40(5): 1440-1445.  
Yu T H, Li Y Z, Lan C F. Bionic image enhancement algorithm based on top-bottom hat transformation[J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40(5): 1440-1445.
- [28] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.
- [29] Miao Z L, Shi W Z, Zhang H, et al. Road centerline extraction from high-resolution imagery based on shape features and multivariate adaptive regression splines[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(3): 583-587.