

文章编号:1671-8860(2013)10-1152-06

文献标志码:A

一种利用主动轮廓模型和矢量数据的遥感影像面状水体提取方法

安晓亚^{1,2} 孙群³ 杨云^{1,2} 龚辉^{1,2}

(1 地理信息工程国家重点实验室,西安市雁塔路中段1号,710054)

(2 西安测绘研究所,西安市雁塔路中段1号,710054)

(3 信息工程大学地理空间信息学院,郑州市陇海中路66号,450052)

摘要:以矢量数据作为主动轮廓模型的初始位置,提出一种用于提取面状水体的新主动轮廓模型。在传统内部能量和外部能量的基础上加入基于目标背景灰度的图像引力势能和基于离散曲率的形状约束势能,提高了模型的收敛速度和抗噪性能。充分利用矢量数据的先验信息,自适应地确定模型中的相关参数。同时,建立了基于相似性度量的提取精度评估模型,给出了基于贪婪算法的模型求解过程。最后,实验验证了本文方法的可行性和优越性。

关键词:空间数据更新;轮廓提取;主动轮廓模型;形状约束;先验信息

中图法分类号:P237.3

在从遥感影像提取地理信息的方法中,主动轮廓模型是当前主要方向之一^[1-3]。主动轮廓模型的主要优势^[4]是将图像数据、初始估计、目标轮廓特征和基于知识的约束条件都集成在一个特征提取过程中,但对初始位置非常敏感,且不易自动获取。文献[5]提出一种基于分组式蛇模型的GIS矢量边界自动更新方法,文献[6]利用主动轮廓模型基于影像和矢量数据来检测和提取水系变化信息,文献[7]利用传统的Snake模型来集成栅格数据和矢量数据。

上述方法的不足是:^①模型的抗噪性较差,轮廓控制点易受噪声点干扰而收敛到局部极值点。本文基于离散曲率,在模型中加入了形状约束势能以解决该问题。^②传统模型仅使用梯度强度构造外力,若矢量数据距离目标较远,这种短程力可能无法将矢量轮廓“拉”到真正的边缘,且收敛速度较慢。对此,本文基于目标背景的灰度设计了一种具有长程性质的图像引力。^③传统模型的自适应能力和自动化程度较低,本文充分利用矢量数据的先验信息,尽可能自适应地确定相关参数,以提高自动化程度。

1 传统主动轮廓模型

设曲线 $v(s) = [x(s), y(s)]$, $s \in [0, 1]$, s 为归一化的曲线弧长,主动轮廓的能量函数可表示为:

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 [\alpha(s) |v(s)|^2 + \beta(s) |v(s)|^2 - \gamma(s) |\nabla(G_\sigma)(x, y) * I(x, y)|^2] ds \quad (1)$$

式中积分前两项之和为内能项,一阶导数为弹性能量,约束曲线的连续性;二阶导数为弯曲能量,约束曲线的光滑性。第三项为外部能量,采用梯度图像来表示, ∇ 为梯度算子, $G_\sigma * I$ 表示图像 I 与标准差为 σ 的 Gaussian 平滑滤波器的卷积。 $\alpha(s)$ 、 $\beta(s)$ 和 $\gamma(s)$ 分别为对应的控制权系数。由变分原理,在整个图像域内使式(1)达到最小,其满足条件的曲线即为最终的结果。

计算过程中需将(1)式离散化。设曲线上有 n 个点 $v_i = (x_i, y_i)$, 则式(1)积分第一项可离散化为 $\alpha(i) \|v_i - v_{i-1}\|^2$ 。以 $(\bar{d} \|v_i - v_{i-1}\|)^2$ 来代替, \bar{d} 为曲线上点的平均距离,目的是使曲线上的点朝均匀分布努力。第二项离散化为 $\beta(i) \|v_i - v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1}\|^2$ 。第三项离散化为 $\gamma(i) E_{\text{img}}$

收稿日期:2013-05-30。

项目来源:国家自然科学基金资助项目(41201469, 41071297, 41271447)。

(i), $E_{\text{img}}(i)$ 表示在第 i 个点上经过卷积与梯度计算后的值。将(1)式离散化为:

$$E_{\text{total}} = \sum_{i=1}^n [\alpha(i)(\bar{d} - \|v_i - v_{i-1}\|)^2 + \beta(i)\|v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1}\|^2 - \gamma(i)E_{\text{img}}(i)] \quad (2)$$

2 改进主动轮廓模型

2.1 基于目标-背景灰度的图像引力势能

2.1.1 图像引力势能的设计

如图 1 所示,设图像分为目标和背景两个区域,其平均灰度值分别为 Avg_o 、 Avg_b ,标准差分别为 Std_o 、 Std_b , O 为矢量数据轮廓形状中心, a 、 b 分别为矢量数据轮廓线上的点, r_a 、 r_b 分别为 a 、 b 到 O 的直线距离。

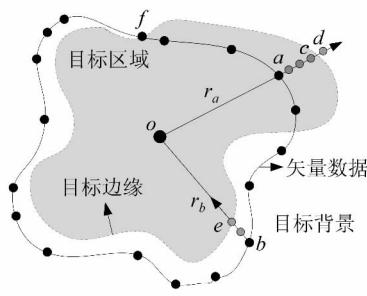


图 1 图像引力势能

Fig. 1 Image Gravitation Potential Energy

设基于目标-背景的图像引力势能在点 v_i 处为 $E_{\text{out}}(i)$, $E_{\text{out}}(i)$ 是与 v_i 到点 O 的距离 r_i 相关的距离能量。这一势能的作用是:当点距离目标边缘较远时拉动控制点快速向真实轮廓逼近。故可以将 $E_{\text{out}}(i)$ 表示为:

$$E_{\text{out}}(i) = \text{sgn}(i)/r_i^2 \quad (3)$$

其中, $\text{sgn}(i)$ 为符号函数,若 v_i 位于区域内部, $\text{sgn}(i)=1$ 。能量极小化过程中 r_i 增大,将驱动 v_i 向外移动,如图 1 中的点 a ;反之则驱动 v_i 向内移动,如图 1 中点 b ;当点位于边缘附近时, $\text{sgn}(i)=0$,如图 1 中点 f 。极小化过程中,对于远离边缘的点如 a 、 b ,可使其沿着 r_a 、 r_b 方向以一定步长向边缘演化,这种策略要比在 3×3 或 5×5 邻域内演化收敛速度快。如果点在边缘附近来回振荡(图 1 中的 c 、 d),则该点立即停止演化,最后位置取两振荡点的平均位置。

2.1.2 基于区域统计的目标-背景点自动识别

计算 $E_{\text{out}}(i)$ 的关键是确定点 v_i 在目标区域内部、外部还是边缘处。为此,须充分利用以下先验信息:矢量轮廓边线所包围目标区域的像素点数所占比例要远大于背景区域的像素点数;目标

区域内的像素灰度值分布要比背景区域内像素灰度值分布均匀,即 $\text{Std}_o < \text{Std}_b$;对水体而言,目标区域内灰度平均值要远低于背景区域内的灰度平均值,即 $\text{Avg}_o < \text{Avg}_b$ 。自动判断 v_i 所在区域的步骤为:

1) 计算初始矢量轮廓边线所包围区域中的所有像素点数 n ,并统计 $[0, 1, \dots, 255]$ 中每一个灰度级 q 对应的像素数 n_q 。

2) 将 n_q 从大到小依次排序,分析排序后的 n_q 序列 $n_0, n_1, \dots, n_t, \dots, n_{255}$,找到对应的 n_t 和对应的灰度级 t 。 t 这样确定:在 n_q 序列中, $n_t - n_{t-1} > 10(n_{t-1} - n_{t-2})$,即相邻序列的差值比至少大于一个数量级(选取实验数据中的一个灰度差异折中的水域作为样本研究,发现取 10 较为合理),符合条件的 t 是排序后序列中第一个出现的 t 。在排序后的 n_q 序列中, n_0, n_1, \dots, n_t 属于目标区域, $n_{t+1}, n_{t+2}, \dots, n_{255}$ 属于背景区域。

3) 计算目标区域内的像素均值 Avg_o 和标准差 Std_o 。其中, $\text{Avg}_o = \sum_{q=0}^t q n_q / \sum_{q=0}^t n_q$, $\text{Std}_o = \sqrt{\sum_{q=0}^t n_q (\text{Avg}_o - q)^2 / \sum_{q=0}^t n_q}$ 。

4) 识别点 v_i 所在的区域。设点 v_i 所在 3×3 或 5×5 邻域的平均灰度值为 avg ,如果 $\text{avg} \leq \text{Avg}_o + \lambda_1 \text{Std}_o$,则点在区域内部;若 $\text{avg} > \text{Avg}_o + \lambda_2 \text{Std}_o$,点在区域外部;若 $\text{Avg}_o + \lambda_1 \text{Std}_o < \text{avg} \leq \text{Avg}_o + \lambda_2 \text{Std}_o$,则点在边缘附近。根据图像质量和拉依达 3σ 准则,选取实验数据中的一个灰度差异折中的水域作为样本,研究发现 λ_1 为 1、 λ_2 为 4 较为合理。

2.2 基于离散曲率的形状约束势能

曲率是描述曲线局部弯曲程度的参数,具有位移和旋转不变性,且在形状缩放时具有凸凹不变性特点,故以曲率来度量曲线演化前后的相似性。如图 2 所示,离散曲线上一点 v_i 的离散曲率为 $k_i = \text{sgn}(i) \Delta \alpha_i / \Delta s_i$,其中, $\Delta \alpha_i$ 为向量 $\overrightarrow{v_{i-1}v_i}$ 与 $\overrightarrow{v_iv_{i+1}}$ 的夹角, $\Delta s_i = \overline{v_{i-1}v_i} + \overline{v_iv_{i+1}}$ 为近似弧长。 $\text{sgn}(i)$ 为符号函数,若点 v_i 为凸则 $\text{sgn}(i)=1$,若为凹则 $\text{sgn}(i)=-1$ 。

将曲线上点 v_i 处的相似势能 $E_{\text{sim}}(i)$ 定义为:

$$E_{\text{sim}}(i) = (k_0(i) - k(i))^2 \quad (4)$$

其中, $k_0(i)$ 为点 v_i 在初始矢量轮廓曲线上的曲率, $k(i)$ 为点 v_i 在当前演化轮廓曲线上的曲率。

综合式(2)~(4),得到改进后的主动轮廓模型为:

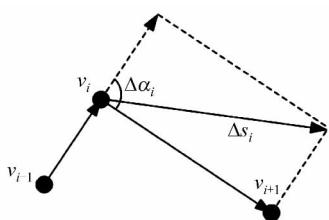


图2 离散曲率

Fig. 2 Discrete Curvature

$$E_{\text{total}}^*(i) = \sum_{i=1}^n \alpha(i)(\bar{d} - \|v_i - v_{i-1}\|)^2 + \beta(i) \|v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1}\|^2 + \gamma(i)E_{\text{img}}(i) + \sigma(i)E_{\text{out}}(i) + \eta(i)E_{\text{sim}}(i) \quad (5)$$

$\sigma(i)$ 、 $\eta(i)$ 分别为权系数。在整个图像域内使(5)式达到最小,即可提取图像边缘的极值曲线。

2.3 模型的求解与实现

2.3.1 贪婪算法

采用Amini和Williams提出的贪婪算法对(5)式进行极小化求解^[9]。即对曲线上的任意一点 v_i ,如图3所示,在其邻域中寻找使式(5)最小的点 v_{\min} ,然后将 v_i 移至 v_{\min} 处,依次处理 v_1, v_2, \dots 。当曲线上所有点被处理后,便完成一次迭代,形成一条新的优化曲线。

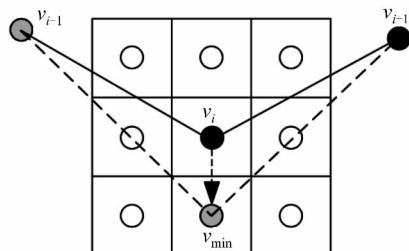


图3 贪婪算法的邻域最优搜索

Fig. 3 Greedy Optimization and Local Neighborhood Search

为提高收敛速度,提出两阶段处理策略:第一阶段,图像引力起主导作用而快速得到目标的粗轮廓,即在搜索过程中利用§2.1.1的演化方案仅使 $E_{\text{out}}(i)$ 达到极小;第二阶段,主动轮廓模型不考虑 $E_{\text{out}}(i)$,采用贪婪算法的搜索策略使粗轮廓慢慢逼近真实轮廓,并保持与原始形状相似。

在第二阶段的搜索过程中,需完成以下工作:
①归一化式(5)中的各个能量项,内能第一项、第二项和相似势能 $E_{\text{sim}}(i)$ 均分别除以其邻域中的最大值归一化到[0,1]。对第三项 $E_{\text{img}}(i)$,为突出梯度力的作用,对每一个曲线上的点(设该点的梯度值为mag),寻其邻域内的最大和最小梯度值maxmag和minmag,用式(minmag-mag)/

(maxmag-minmag)来归一化 $E_{\text{out}}(i)$ 。如果邻域内的梯度值很接近,为避免梯度力产生较大差异,规定若 maxmag-minmag<5,令 minmag=maxmag-5。②若两点间的距离大于设定阈值(一般设为0.2 mm),需在二者中间插入一个新点;若小于阈值或3点在同一直线,则删掉相应的点。③对曲线上的任意一点 v_i ,当在 $m \times m$ 邻域内移动寻优时,记录每个邻域点对应的能量值,并统计其标准差,对标准差取倒数即可得到每个能量项对应的权值系数。这种方法确定的权值系数可以因曲线上点所在的位置而自适应地改变。

2.3.2 算法的实现步骤

步骤1 精确配准矢量数据和遥感影像。对影像进行灰度化处理,统一遥感影像与矢量数据的坐标系和地图投影,建立图像坐标与地理坐标之间的映射关系。

步骤2 读取矢量面状水体轮廓边线数据,初始化模型。按§2思路,分别计算 Avg_o、Std_o 和 $k_o(i)$,计算矢量边线的轮廓中心。

步骤3 第一阶段搜索。按§2.1.1的搜索策略,得到目标的粗轮廓,停止。

步骤4 开始第二阶段搜索。按前文所述优化策略对点数进行自适应增加或减少,提高细化能力。

步骤5 对曲线上所有点进行计算,并移动它们到邻域能量的最小位置,包括:

①从*i*=1到*n*(*n*为初始化矢量曲线上的点数),并根据(5)式(去掉 $E_{\text{out}}(i)$ 项后)计算第*i*个点对应的能量值 $E_{\text{snake},i}$;

②从*j*=1到*m*(*m*为曲线上单个点的邻域像素数,这里选取 5×5 邻域,即*m*=25),对于曲线上的第*i*个点,分别计算其邻域点的 $(\bar{d} - \|v_j - v_{j-1}\|)^2$ 、 $\|v_{j+1} - 2v_j + v_{j-1}\|^2$ 、 $E_{\text{img}}(j)$ 和 $E_{\text{sim}}(j)$,并在邻域内作归一化处理,分别求取*m*个这些能量的值,统计求取各自的标准差,取倒数得到 $\alpha(i)$ 、 $\beta(i)$ 、 $\gamma(i)$ 和 $\eta(i)$,然后计算:

$$E_j = \sum_{i=1}^n \alpha(i)(\bar{d} - \|v_j - v_{j-1}\|)^2 + \beta(i) \|v_{j+1} - 2v_j + v_{j-1}\|^2 - \gamma(i)E_{\text{img}}(j) + \eta(i)E_{\text{sim}}(j)$$

如果 $E_j \leq E_{\text{snake},i}$,那么 $E_{\text{snake},i} = E_j$, $j_{\min} = j$,跳出进行下个*j*循环,直到全部*j*循环结束;

③将第*i*个点 v_i 移动到 $v_{j\min}$ 位置, $v_i = v_{j\min}$,处理下一个点 v_{i+1} ,直到*i*循环结束。

步骤6 统计在第二阶段寻优过程中曲线点的移动数目,即能量最小位置不是原曲线点位置的点数。

步骤7 若点移动数目不再改变,或者总能量值出现周期性波动,立即结束,否则转步骤8。

步骤8 重复步骤4~步骤7。

3 基于相似性度量的精度评估模型

本文从形状相似度、空间位置的邻近程度和面积相似度来度量。将经主动轮廓模型提取后的轮廓边线表示为有序点集合 $A = \{P_i = (x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, N\}$, 手工提取的真实轮廓曲线为 $B = \{V_i = (x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, M\}$ 。

1) 形状相似度。先采用中心距离函数来描述轮廓边线,对于形状 $A(B$ 类似), $S(P_i)$ 表示 P_i 到轮廓形状 A 中心的距离,于是得到轮廓边线上 N 个 $S(P_i)$ 的值。以 $S(P_i)$ 的均值作归一化处理,然后对 N 个 $S(P_i)$ 进行傅立叶变换:

$$s(m) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} S(P_i) \exp\left(-\frac{j2\pi mi}{N}\right), \\ m = 1, 2, \dots, N-1 \quad (6)$$

取傅立叶变换后的前 L 个系数,得到系数向量 $\mathbf{S}_A = [s(1), s(2), \dots, s(L)]$ 。 L 一般取 16,若 L 太大则傅立叶变换的高频系数中会含有噪声。同理,可得轮廓形状 B 对应的 \mathbf{S}_B 。 A, B 的形状相似度可表示为:

$$s_1 = 1 - \| \mathbf{S}_A - \mathbf{S}_B \|, s_1 \in [0, 1] \quad (7)$$

2) 空间位置的邻近程度。采用常见的 Hausdorff 距离来度量位置邻近程度。设 A, B 之间经过归一化后 Hausdorff 距离为 $H_{A,B}$,位置邻近度可表示为:

$$s_2 = 1 - H_{A,B}, s_2 \in [0, 1] \quad (8)$$

3) 面积相似度。设 A_1 为 A 对应的面积, B_1 为 B 对应的面积,面积相似度可表示为:

$$s_3 = 1 - | A_1 - A_2 | / \max(A_1, A_2), s_3 \in [0, 1] \quad (9)$$

相似度 $\text{sim}(A, B)$ 的计算公式为:

$$\text{sim}(A, B) = \omega_1 s_1 + \omega_2 s_2 + \omega_3 s_3 \quad (10)$$

式中, $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 是相应的权系数,在本文中均取 $1/3$,以 $\text{sim}(A, B)$ 来度量结果的精度。

4 实验及分析

矢量数据为 90 年代的 1 : 100 万数据,54 坐标系,等角圆锥投影;影像数据获取时间是 2010-12,WGS84 坐标系,墨卡托投影,分辨率在横向和纵向均为 10 m,经度范围是 $120^\circ \sim 121^\circ 30'$,纬度范围是 $30^\circ \sim 31^\circ$,整幅图像大小为 14 485 像素 \times

11 391 像素。

4.1 实验结果

先对影像数据进行灰度化处理,然后将 WGS84 坐标系转化为 54 坐标系,墨卡托投影转化为等角圆锥投影,将矢量与影像叠加在一起,按 § 2.3 算法提取和更新湖泊的轮廓边线。主要应用于 131 对影像(只选图上大于 2 mm^2)与矢量 1 : 1 匹配情况下轮廓边线的提取与更新,其结果是:提取精度 ≥ 0.95 的占 19%, $0.8 \sim 0.95$ 的占 48%, $0.5 \sim 0.8$ 的占 18%,小于 0.5 的占 15%。从 131 个结果中选择 2 个湖泊 H_1, H_2 分析,如图 4、5 所示(括号内数值为提取精度)。

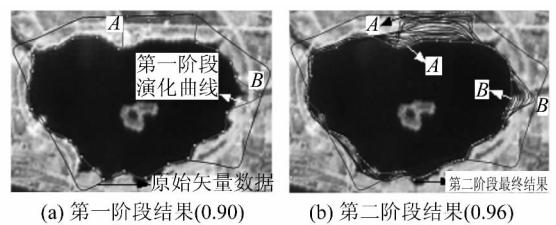


图 4 H_1 对应实验结果

Fig. 4 The Results of H_1

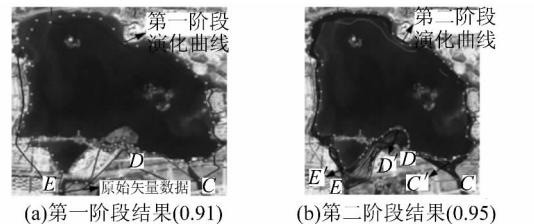


图 5 H_2 对应实验结果

Fig. 5 The Results of H_2

绘出 H_1 对应精度随迭代次数变化的曲线图,如图 6(a)所示(H_2 与 H_1 类似)。

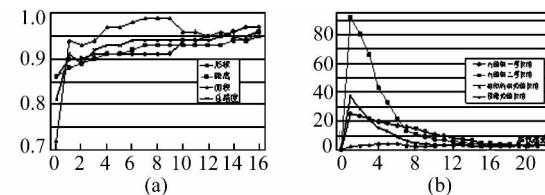


图 6 精度与权值随迭代次数变化的曲线

Fig. 6 Relationships Between Precision/Weight and Iteration Number

为分析权值随迭代次数的变化情况,选择图 5 上点 E 对应权值 $\alpha(i), \beta(i), \gamma(i)$ 和 $\eta(i)$ 随迭代次数的变化情况,结果如图 6(b)所示。

4.2 算法比较

实验数据仍选用 § 4.1 中的 H_1 ,比较本文方法与原始主动轮廓模型(文献[4])和文献[5]所提出的分组式蛇模型在结果和效率上的不同。图 7

分别是利用原始主动轮廓模型(求解方法仍然采用贪婪算法)和分组式蛇模型所得到的结果,表1是提取精度和耗时的对比。

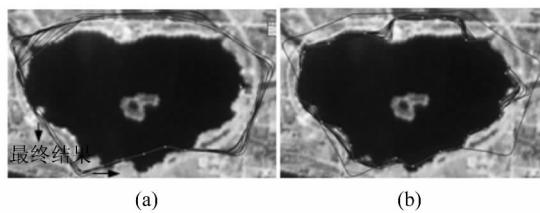


图7 传统模型与文献[5]的提取结果

Fig. 7 Extraction Results of Traditional Model and Reference [5]

表1 提取算法的比较

Tab. 1 The Comparison of Extraction Algorithm

方法	s_1	s_2	s_3	$\text{sim}(A, B)$	耗时/s
文献[4]	0.83	0.88	0.76	0.82	2.8
文献[5]	0.90	0.88	0.92	0.90	4.9
本文	0.97	0.96	0.95	0.96	3.3

5 结 论

1) 经第一阶段处理,矢量轮廓曲线上的大多数点都能逼近到边缘附近,但由于噪声点或周围河流的影响,会误将外部背景点判断为区域或者边缘,如图4、5中的A、B、E点,这些噪声点导致模型的提取精度很低。

2) 在第二阶段,因为形状约束势能的作用,原先在第一阶段陷入局部极值点的A、B、E点被驱动至A'、B'、E'点。除此之外,在第二阶段,由于短程力和内能的作用,曲线缓慢地逼近边缘,精度缓慢提高。模型对于弱边缘的提取还存在一定的不足,如图5(b)中的C和D区域。

3) 分析图6(a)发现,随着迭代次数的增加,总的提取精度、距离邻近程度和形状相似度均缓慢增长,面积精度出现上下波动。但当迭代次数超过10次时,4种精度逐渐趋于一致,这一现象符合曲线的演化规律。分析图6(b)发现,权值系数在迭代的初始阶段差别非常大,但随着迭代次数的增多,权值逐渐减小且趋于一致,充分说明迭代之初当点在邻域内移动时,各个能量项的变化率不一致,而当迭代次数增加时,各个能量项的变化率趋于一致。因此,当凭经验确定权值时,必然

会导致错误的结果。

4) 传统模型因受噪声和梯度力作用范围限制,很难收敛到轮廓边缘,因而提取精度较低。

5) 分组式蛇模型较传统方法有很大改变,但如果受到噪声影响,则曲线上的点易收敛到局部极值点,且耗时较长。

综上,本文方法在抗噪性和提取精度上都有较大改善。

参 考 文 献

- [1] Salman A M J, Zanj V, Ebadi H, et al. Automatic Urban Building Boundary Extraction from High Resolution Aerial Images Using an Innovative Model of Active Contours[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2010, 12:150-157
- [2] Butenuth M, Heipke C. Network Snakes: Graph-based Object Delineation with Active Contour Models[J]. Machine Vision and Applications, 2010, 21(8): 1 207-1 221
- [3] Butenuth M. Segmentation of Imagery Using Network Snakes [J]. Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation, 2007(1): 7-16
- [4] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active Contour Models[J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(4):321-331
- [5] 韩敏, 张杨. 一种基于分组式蛇模型的GIS矢量边界更新方法[J]. 测绘学报, 2009, 38(2):168-173
- [6] 张剑清, 朱丽娜, 潘励. 基于遥感影像和矢量数据的水系变化检测[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2007, 32(8):663-666
- [7] Butenuth M, Gösseln G V, Tiede M, et al. Integration of Heterogeneous Geospatial Data in a Federated Database[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2007, 62:328-346
- [8] Williams D J, Shah M. A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation[J]. CVGIP: Image Understanding, 1992, 55(1):14-26
- [9] Mustière S, Devogele T. Matching Networks with Different Levels of Detail [J]. Geoinformatica, 2008(12): 435-453

第一作者简介:安晓亚,博士,助理研究员,现从事空间数据相似性及应用方面的研究。

E-mail:xya2001@tom.com

A Method for Extracting Area Water Body from Remote Sensing Images Using Active Contour Model and Vector Data

AN Xiaoya^{1,2} SUN Qun³ YANG Yun^{1,2} GONG Hui^{1,2}

(1) State Key Laboratory of Geo-Information Engineering, 1 Middle Yanta Road, Xi'an 710054, China)

(2) Xi'an Research Institute of Surveying and Mapping, 1 Middle Yanta Road, Xi'an 710054, China)

(3) Institute of Geography Spatial Information, Information Engineering University, 66 Middle Longhai Road, Zhengzhou 450052, China)

Abstract: Using vector data as the initial location of the model, the paper presents a new active contour model which is used to extracting area water body from remote sensing images. In order to improve constringency speed and noise immunity, the image gravitation potential energy based on object-background gray value is added to the new model besides the traditional energy. In order to avoid the noise on the curve point of attraction and disturbance, the shape restriction potential energy based on discrete curvature is also utilized in the new model. The correlative parameters are obtained adaptively by taking full use of prior information of vector data. The paper also establishes the precision evaluating model based on similarity measurement, and introduces the process of solving based on greedy algorithm. The experiment demonstrates the superiority of the method.

Key words: spatial data updating; contour extraction; active contour model; shape restriction; prior information

About the first author: AN Xiaoya, Ph.D, assistant researcher, majors in spatial data similarity and its applications.

E-mail: xya2001@tom.com

(上接第 1141 页)

A Research and Analysis of Gene Disturb Optimization Method Which Produce Tuned Template

ZHENG Zhaobao¹ ZHENG Hong²

(1) School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

(2) School of Electronic Information, Wuhan University, Luoja Hill, Wuhan 430072, China)

Abstract: This paper presents a new method that is based on genetic optimization which produce tuned template, called genedisturb optimization method (referred GDO method). Firstly, identified the "excellent template" according to a few templates of better fitness value which is obtained in the initial templates group. Then disturbing excellent template for each gene respectively, according to the value of fitness before and after the disturbance increases (or decreases) to determine two "excellent genes" about each excellent template. Finally, disturb the numerical value of the excellent genes to get a new set of templates, then go into the next generation of calculation, constantly optimize the best tuned template. The theory analysis and the real image classification experiment proved that GDO method is a very potential optimization method.

Key words: gene disturb optimization; tuned template; image texture classification

About the first author: ZHENG Zhaobao, professor, Ph.D supervisor. He is engaged in the research work on photogrammetry and remote sensing, image analysis and interpretation, and the application of evolutionary computation. His main research effort concerns the application of mathematical programming in data and image processing, and Markov random field method in image processing.

E-mail: zhengzb@whu.edu.cn