

一种光滑边界探测方法

杨兴和

陈丙咸

(江苏省农业科学院南京农业遥感中心) (南京大学地理系)

1986年5月22日收稿

摘 要

本文给出一种较精确的光滑边界探测方法。首先对经过分类的二值图像执行生长与压缩运算以消除高斯白噪声并抽取目标粗边界;然后在粗边界内,依据一种全向梯度算子和方向信息跟踪边界元素;对这些跟踪得到边界元用一种局部比例估计算子估计各个边界像元上目标所占的比例;结合比例值和边界的前进方向信息计算边界曲线与边界像元的交点;对这些交点执行几何精纠正后用绘图机结合曲线光滑方法输出目标的光滑曲线及其面积。最后通过对模拟数据和实际图像数据的试验分析,表明本文给出的方法比以像元为单位输出的边界有更好的视觉效果,并给出更精确的边界位置与目标面积。这对于自动成图技术与图像处理技术的结合,对于遥感图像数据的直接成图输出,对于要求分像元精度量算目标面积的应用领域,对于低分辨率数字图像的大比例尺成图都有一定意义。

一、引 言

边界是二个相邻的、性质不同的目标之间的界线或界面。为了确切地从图像上获取我们感兴趣的目标分布及其面积范围,就极需一种精确的边界探测方法来分割图像,识别出特定目标的精确范围,以满足应用的需要。在这方面,前人已做了大量的探索工作,包括从灰度突变边界的探测,到结构和粗糙度突变边界的探测^[1],从简单的 Robert 梯度^[2]和 Sobel 梯度^[3],到复杂的由 Elliott 和 Cooper 等人提出的在最大似然马尔可夫过程状态估计基础上的最优边界算法^[4]。这些方法应用广泛,但存在着几个问题:(1)没有一种既简单又不受噪声干扰就可给出目标不间断像元边界的算法;(2)边界输出皆以像元为单位,不是制图所期望的光滑的目标边界(图1和2);(3)由统计概念不难推算,由(2)所

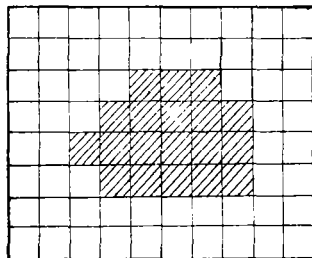


图1 以像元为单位的边界

Fig. 1 A pixel edge

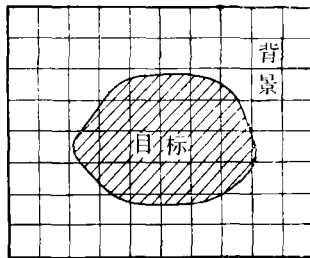


图2 目标边界

Fig. 2 A real edge

引起的目标量算相对误差为 $\left| \frac{\pi^2 n^2}{3c^2} \pm \frac{2\pi n}{\sqrt{3}c} \right|$, 绝对误差为 $\left| \frac{\pi n^2}{12} \pm \frac{cn}{2\sqrt{3}} \right|$, 其中 c 为目标周长, n 为矩形像元边长, 可见误差还是相当可观的。

对此, 本文在已有方法的基础上, 提出一种精确的光滑边界探测方法, 在理论上可使结果误差为 0。方法是假设图像仅由目标、背景和 Gaussian 加性噪声构成, 目标灰度级小于背景。

二、像元边界的提取

边界探测中首要的也是不可避免的问题是噪声和边界的间断。已有的方法^[1-4]不是太复杂就是得不到有效的解决。这里试图用一种简单的算法来处理。首先对分类获得的二值图像, 根据 Gaussian 加性噪声的孤立性, 执行压缩和扩展, 就可分别消除背景域内和目标域内的孤立噪声; 进而继续由压缩和扩展技术求取消除了噪声的目标边界像元邻域(粗边界), 在此邻域内执行最大梯度准则的边界跟踪, 从而保持边界的无间断。

(一) 图像分类

设离散图像 $f(I, J)$, $I = 1, N; J = 1, M$; 则利用监督或非监督的任一种分类方法都可获得下列二值图像:

$$SG(I, J) = \begin{cases} 1 & \text{决策函数 } d(I, J) > 0, \text{ 即 } (I, J) \text{ 属于目标} \\ 0 & \text{否则 } I = 1, N; J = 1, M. \end{cases}$$

如图 3 所示。详细方法略。

(二) 噪声消除和粗边界获取

分类得到的二值图, 由于噪声的存在, 使某些目标点被分类为背景, 而非目标点分类为目标(图 3); 而在考虑湖泊水体时, 往往要受流入其中的狭窄河道的干扰(图 3 右上角的情况); 分类得到的目标, 其轮廓边界像元并不一定是真正的目标边界像元(图 4 中轮廓

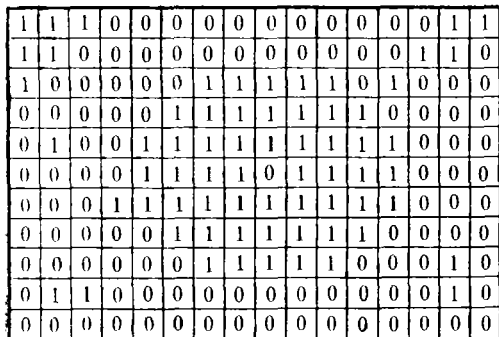


图 3 二值分类

Fig. 3 Binary graph

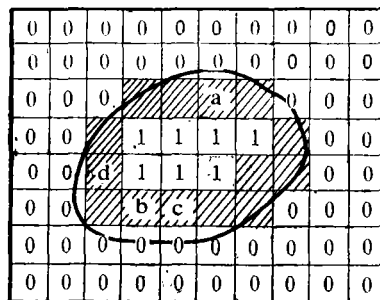


图 4 分割得到的轮廓边界(打晕线像元)

Fig. 4 Outline edge resulted from Classifying

像元 a, b, c, d 的情况,实际边界不通过它们);且由于照度的影响也可能使轮廓边界有所偏移。只能断言:真正的边界处在轮廓边界元的一个邻域内,这个邻域就是粗边界。因而必须消除干扰因素并抽取粗边界,在粗边界内再执行真边界像元的跟踪。这里采用二值图像的 8-邻域压缩和扩展:

(1) S^{-K_1} : K_1 次 8-邻点收缩,将消除背景中宽度小于 $2K_1$ 的噪声和干扰分支(河道等,在图 5 中取 $K_1 = 1$)。

(2) $S^{(K_1+K_2)}$: 对 K_1 次收缩图作 $(K_1 + K_2)$ 次扩展,可消除目标内部的噪声,并把目标包含在扩展图内。如图 6 所示,取 $K_2 = K_1 = 1$ 。

(3) $S^{-(K_1+K_2)}$: 对上述扩展图作 $(K_1 + K_2)$ 次收缩,得到缩小的目标范围(图 7)。

(4) $B_{K_1+K_2} = S^{(K_1+K_2)} - S^{-(K_1+K_2)}$: 减法运算得宽度为 $(K_1 + K_2)$ 的、以轮廓边界元为中心的一个 $(K_1 + K_2)$ 粗边界图(图 8):

$$L(I, J) = \begin{cases} 1 & \text{当 } (I, J) \in \text{粗边界} \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad I = 1, N; J = 1, M。$$

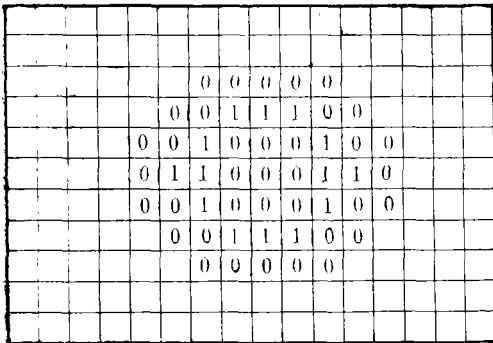


图 5 图 3 的一次 8-邻点收缩

Fig. 5 One 8-neighbors compressing of Fig. 3

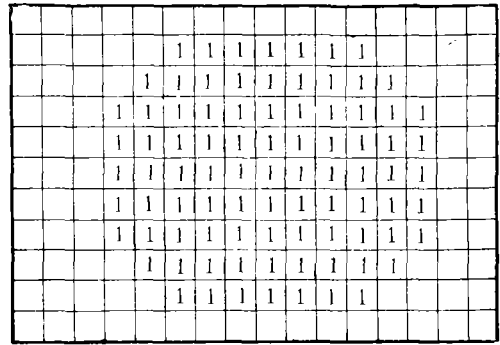


图 6 图 5 的二次 8-邻点扩展

Fig. 6 Two 8-neighbors expanding of Fig. 5

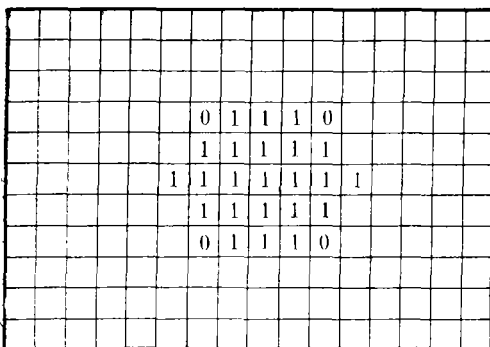


图 7 图 6 的二次 8-邻点收缩

Fig. 7 Two 8-neighbors Compressing of Fig. 6

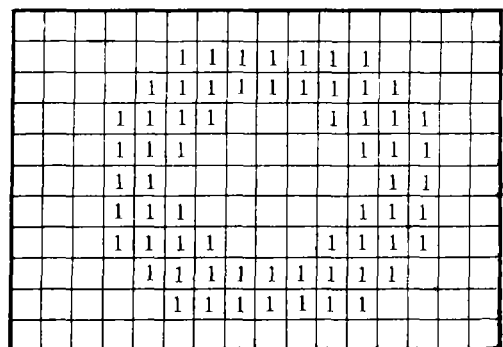


图 8 粗边界邻域图

Fig. 8 Coarse boundary

(三) 边界像元的精跟踪

在 $L(I, J)$ 所限定的范围内按局部梯度极大准则跟踪目标边界像元, 可保证边界的连通性, 而对于干扰因素是不敏感的。且由于仅在 $L(I, J) \neq 0$ 的区域求算, 而大大节省了时间。

采用一种 3×3 邻域的全向导子得梯度:

$$G(I, J) = \begin{cases} \sum_{i=I-1}^{I+1} \sum_{j=J-1}^{J+1} |f(I, J) - f(i, j)| & \text{当 } L(I, J) = 1 \\ 0 & \text{当 } L(I, J) = 0 \end{cases}$$

由此 $G(I, J)$ 和 $L(I, J)$ 执行跟踪。

根据当前点 (i_2, j_2) 和前一点 (i_1, j_1) 确定的边界前进方向跟踪后续点 (i_3, j_3) , 如图 9 所示。假设目标边界是光滑的, 那么, 几乎没有出现突然转折的可能, 因而目前跟踪的后续点 (i_3, j_3) 的可能取值为 b, c, d, e, f , 而不应是 a, g 二点, 为此将 $L(i, j)$ 在 a, g 位置上置 0, 在余下的 $L(i, j)$ 不为 0 的点中, 按梯度确定后续点 (i_3, j_3) , 其满足:

$$G(i_3, j_3) = \max_{\substack{(i, j) \in 3 \times 3 \text{ 邻域} \\ L(i, j) \neq 0}} \{G(i, j)\}$$

当多个点满足上式时, 则取与 (i_1, j_1) , (i_2, j_2) 连线夹角最小的点为后续点。从而得到边界像元数组 $[LY(i), LX(i)], i = 1, N_K$, 其中 $LY(i), LX(i)$ 分别为边界上第 i 个像元的行、列值, N_K 为该条边界的长度(像元数)。

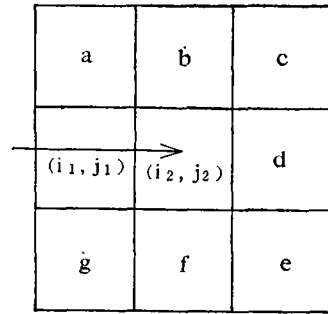


图 9 边界跟踪
Fig. 9 Edge tracing

三、比例估计(子像元分割)

为了获得光滑而连续的目标边界, 亦为了提高以像元为基本单位的空间分辨率, 以满足对一些高精度的目标分类的要求, 因此, 需要估计同一像元内不同地物类型所占的比例, 即子像元分割。

(一) 基本公式

根据阶跃型边界在图像上的显示特征(图 10), 图像函数在边界邻域内具有一种近似线性的关系。因此, 设二类情况的一个边界混合像元灰度值为 c , 不在边界上的像元皆为纯像元, 则:

$$c = AP + B(1 - P) \tag{1}$$

$$P = \frac{C - B}{A - B} \tag{2}$$

式中 P 为在混合像元内目标占的比例, A, B 分别是目标和背景的灰度值。

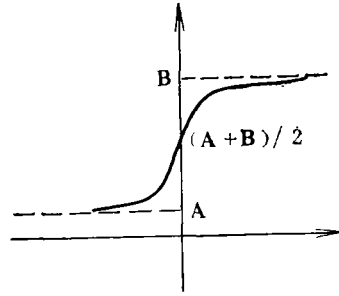


图 10 边界横剖面

Fig. 10 Image Cross-section for a step-edge

(二) 估计方法

早在 1972 年, Nalepka 等^[5]就提出了一种比例的最大似然估算子,即在约束 $\sum P_i = 1$, $P_i \geq 0$, $1 \leq i \leq n$ 下,使下式达到最小的 \mathbf{P} 值:

$$F(\mathbf{P}) = \ln |M_P| + \langle (\mathbf{Y} - \mathbf{A}_P), M_P^{-1}(\mathbf{Y} - \mathbf{A}_P) \rangle \quad (3)$$

其中, A_i , M_i 是第 i 类物体的均值矢量和协方差阵, P_i 是像元矢量 \mathbf{Y} 内第 i 类所占的比例, M_P , A_P 为:

$$M_P = \sum_{i=1}^n P_i M_i, \quad A_P = \sum_{i=1}^n P_i A_i$$

后来 Krishnan 等^[6]在此基础上又给出了一种简化,他们针对二类问题的估算式为:

$$\begin{cases} d_1 = \ln(2\pi)^{-\frac{n}{2}} |M_1|^{-\frac{1}{2}} - \frac{1}{2} (\mathbf{Y} - \mathbf{A}_1)^T M_1^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{A}_1) \\ d_2 = \ln(2\pi)^{-\frac{n}{2}} |M_2|^{-\frac{1}{2}} - \frac{1}{2} (\mathbf{Y} - \mathbf{A}_2)^T M_2^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{A}_2) \\ P_1 = d_2 / (d_1 + d_2) \\ P_2 = 1 - P_1 \end{cases} \quad (4)$$

其中 $\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2$ 是二类的均值矢量, M_1, M_2 是协方差矩阵, \mathbf{Y} 是像元矢量。

上述方法在概率意义上不失为是较优的方法,但它们计算复杂,且由于它们仅利用全图像统计特征来估计各个局部点上的比例,未考虑到边界元局部特征的影响,故这里给出一种改进。

考虑背景和目标组成的二类问题,在一个混合像元 C_x 的 $n \times n$ 邻域内,推求比例的最大似然估计。设在该邻域内二类方差 σ 相等,统计均值分别为 A_m 和 B_m , 则 $M_P = \sigma$, $\mathbf{Y} = C_x$, $\mathbf{A}_P = A_m P + B_m(1 - P)$, 代入 (3) 式得:

$$F(P) = \ln \sigma + \langle C_x - A_m P - B_m(1 - P), \sigma^{-1}(C_x - A_m P - B_m(1 - P)) \rangle$$

对 $F(P)$ 求极小值,得到局部邻域的估计式为:

$$P = \frac{C_x - B_m}{A_m - B_m} \quad (5)$$

与 (2) 式类同,只是 A, B 采用了局部统计量。

(三) 估 计 算 法

对边界像元集每个不相邻的像元 $(LY(i), LX(i))$, 在其 $n \times n$ 邻域(如取 $n = 3$) 进行估计:

$$P(i) = \begin{cases} 1 & \text{若 } n_1 = 0 \\ 0 & \text{若 } n_2 = 0 \\ \frac{f(I, J) - \sum_{(l, j) \in s_1} f(l, j)/n_1}{\sum_{(l, j) \in s_2} f(l, j)/n_2 - \sum_{(l, j) \in s_1} f(l, j)/n_1} & i = 1, N_1 \end{cases} \quad (6)$$

式中, N_1 为不相邻取样后的边界像元数, n_1, n_2 分别为 $n \times n$ 邻域内分类为背景与目标的像元数, s_1, s_2 分别为邻域内属于背景和目标的点集, $f(I, J)$ 为像元 (I, J) 的灰度值, $I = LY(i), J = LX(i), P(i)$ 指第 i 个边界像元目标所占的比例。

不相邻取样, 一是为了节省计算时间, 二是为了便于下节的坐标求算(图 11)。

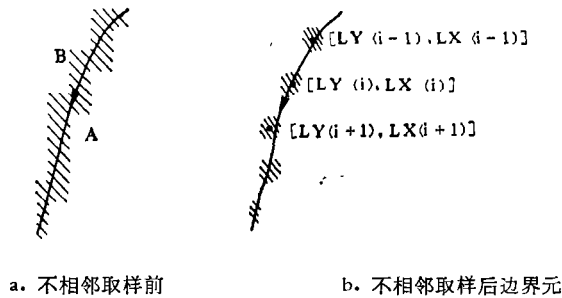


图 11

Fig. 11

四、光滑曲线点坐标求算

作为一种结合自动制图手段的光滑边界探测, 必须求算边界上的数据点坐标 (x, y) 。这种求算, 是基于边界像元的比例值与边界曲线的前进方向, 来找出目标边界与边界像元的交点坐标。

(一) 一般原理

设一矩形像元 (I, J) , 大小为 $\Delta x * \Delta y$, 由四条直线所限定(图 12), 其中 N 为图像的总行数(用此值是为了把坐标原点变换到左下角)。进而设一参数为 b 的曲线族:

$$y(x) = D(x) + b$$

其中, $D(x)$ 是由已知边界点确定的局部边界趋势曲线。如图 12 曲线族按比例 P 穿过像元, 假定 $y(x)$ 之前进方向的左侧为目标区 A , 则:

$$P = S_A / \Delta x \cdot \Delta y \quad (7)$$

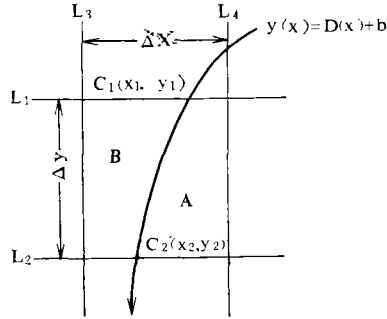


图 12

$$l_1: y = (N - I + 1)\Delta y \quad l_2: y = (N - I)\Delta y \quad l_3: x = (J - 1)\Delta x \quad l_4: x = J \cdot \Delta x$$

Fig. 12

由图 12:

$$\begin{cases} S_A = \int_{x_2}^{x_1} [y(x) - (N - I)\Delta y] dx + (J\Delta x - x_1)\Delta y \\ y(x_1) = y_1 = (N - I + 1)\Delta y \\ y(x_2) = y_2 = (N - I)\Delta y \\ P\Delta x\Delta y = S_A \end{cases} \quad (8)$$

即可解出参数 b 及 $(x_1, y_1)(x_2, y_2)$, 从而可唯一地确定交点坐标 $c_1(x_1, y_1)$, $c_2(x_2, y_2)$ 。

(二) 实际求算

现在考虑离散边界 $\{LY(i), LX(i), P(i), i = 1, N_1\}$, 首先将 $D(x)$ 简化为直线, 得: $y(x) = kx + b$ (由于像元小和曲线的光滑性, 这种简化造成的 c_1, c_2 点位误差可忽略), 其中 k 为直线斜率, 由已知的局部边界像元确定。

设目前正处理的一点是 $(LY(i), LX(i), P(i))$, 考虑 $y(x) = D(x) + b = kx + b$ 的斜率是由当前点的前后邻接点确定的:

$$k = \frac{LY(i - 1) - LY(i + 1)}{LX(i + 1) - LX(i - 1)}$$

并取 $I = LY(i)$, $J = LX(i)$ 和 $P = P(i)$ 代入 (8) 式, 可推求得图 12 所示前进曲线, 即图 13 中 (11) 情况的 c_1, c_2 坐标为:

$$\begin{cases} b = (P - J)K\Delta x + (0.5 + N - I)\Delta y \\ x_1 = (y_1 - b)/k \\ y_1 = (N - I + 1)\Delta y \\ x_2 = (y_2 - b)/k \\ y_2 = (N - I)\Delta y \end{cases}$$

这种情况成立的条件为:

$$k > 0, \quad LX(i + 1) - LX(i - 1) < 0, \quad LY(i + 1) - LY(i - 1) > 0,$$

$$\Delta y / 2k\Delta x \leq P \leq 1 - \frac{\Delta y}{2k\Delta x}。$$

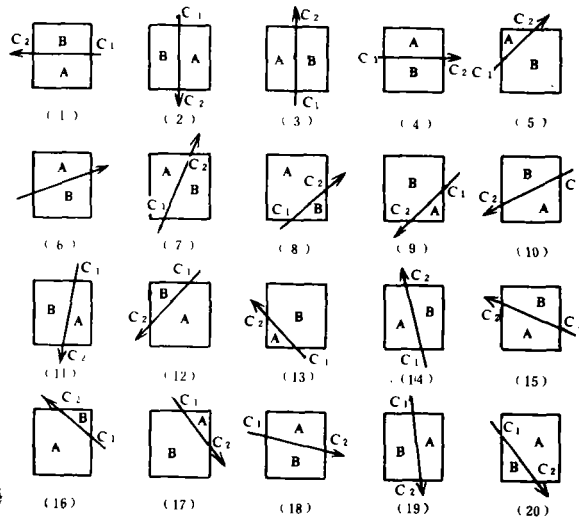


图 13
Fig. 13

再如由图 13 中 (2) 的情况,可推得:

$$\begin{cases} x_1 = (J - P)\Delta x \\ y_1 = (N - I + 1)\Delta y \end{cases} \quad \begin{cases} x_2 = x_1 \\ y_2 = (N - I)\Delta y \end{cases}$$

其成立的条件为: $k \rightarrow \infty, LX(i + 1) = LX(i - 1), LY(i + 1) > LY(i - 1)$ 。

如图 13 所示,曲线与像元相交有 20 种情况,每种皆有各自的公式和条件,因篇幅有限,这里不一一列出,也不加详细推导。

对 N_1 个边界像元依次求交点,并对这些交点进行几何精纠正,从而给出边界曲线的离散坐标点数组 $(x(i), y(i)), i = 1, N_P, N_P = 2N_1$ 。

五、连续光滑边界和目标面积的输出

一般对于一个属于连续光滑曲线模型的数据点集,将可保证通过自动绘图机给出光滑的曲线。然而已有曲线光滑方法皆针对确定性的数据模型^[7],不适用于随机的图像数据。为此,本文给出另一种插值方法—— n 次多项式最小二乘拟合插值法。由后面的试验结果可清楚地看出,本法优于常规插值法(图 14 和 15)。

本方法在每二个数据点 i 和 $i + 1$ 之间建立一个形如 (9) 式的 n 次多项式:

$$\begin{cases} x = a_0 + a_1s + a_2s^2 + \dots + a_ns^n \\ y = b_0 + b_1s + b_2s^2 + \dots + b_ns^n \end{cases} \quad (9)$$

系数 a_i, b_i 由最小二乘法获得。在二点之间进行插值,而在二点上对原始点进行修正。

取 $2m$ 个相邻点 ($2m > n + 1$) (图 16),它们的原点集坐标为 $\{x(j), y(j), j = i + 1 - m, i + m\}$, 则参变量 s 取为各点到初始点 $(i + 1 - m)$ 的累积线段长:

$$s(i + 1 - m) = 0$$

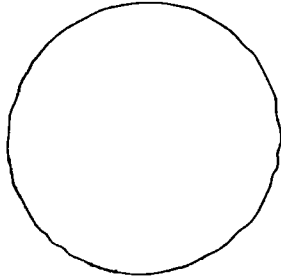


图 14 五点光滑输出的模拟图像边界
Fig. 14 Circle edge output by five-point-smoothing method

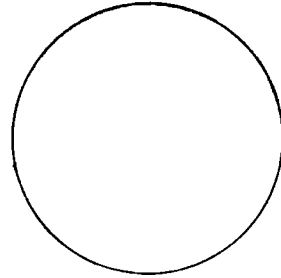


图 15 最小二乘拟合 ($n = 2, m = 3$)
Fig. 15 Output by n -multinomial least square fit smoothing method



图 16
Fig. 16

$$s(j) = s(j-1) + [(x(j) - x(j-1))^2 + (y(j) - y(j-1))^2]^{\frac{1}{2}},$$

$$j = i + 2 - m, i + m_0$$

由已知的 $2m$ 个点对 $(x(j), s(j)), (y(j), s(j))$, 按最小二乘法原理求解 a_i, b_i , 得:

$$\begin{cases} R_1 A = R_2 \\ R_1 B = R_3 \end{cases} \quad \begin{cases} A = R_1^{-1} R_2 \\ B = R_1^{-1} R_3 \end{cases} \quad (10)$$

其中:

$$A = \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix} \quad B = \begin{pmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$

$$R_1 = \begin{pmatrix} m & \sum s & \sum s^2 & \dots & \sum s^n \\ \sum s & \sum s^2 & \sum s^3 & \dots & \sum s^{n+1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sum s^n & \sum s^{n+1} & \sum s^{n+2} & \dots & \sum s^{2n} \end{pmatrix}$$

$$R_2 = \begin{pmatrix} \sum x \\ \sum s x \\ \vdots \\ \sum s^n x \end{pmatrix} \quad R_3 = \begin{pmatrix} \sum y \\ \sum s y \\ \vdots \\ \sum s^n y \end{pmatrix}$$

将求得的 a_i, b_i 代入 (9) 式, 得拟合方程。

设要在 i 和 $i + 1$ 间插入 k 个点, 则 s 的增量为:

$$\Delta s = (s(i + 1) - s(i)) / (k + 1)$$

进而设插值后的加密坐标为 XD, YD , 则:

$$\begin{cases} XD(I) = a_0 + a_1s_l + \cdots + a_ns_l^n \\ YD(I) = b_0 + b_1s_l + \cdots + b_ns_l^n \end{cases} \quad (11)$$

$$s_l = s(i) + (l-1)\Delta s, \quad l = 1, K+2。$$

为了保证各次插值间曲线的连接性,对相应于 i 和 $i+1$ 的二点 ($XD(1)$ 和 $YD(1)$) 及 ($XD(K+2)$ 和 $YD(K+2)$), 作下列处理:

$$\begin{cases} XD(1) = (XD(1) + LX)/2 \\ YD(1) = (YD(1) + LY)/2 \end{cases}$$

式中右边的 $XD(1)$ 和 $YD(1)$ 为本次插值点, LX, LY 为前一次二点间插值得到的 ($XD(K+2)$, $YD(K+2)$) 点,每执行一次则修正 LX, LY :

$$\begin{cases} LX = XD(K+2) \\ LY = YD(K+2)。 \end{cases}$$

由此逐个点对输出线段进行光滑处理,将最终获得一条光滑的边界曲线。而面积则在曲线输出的同时获得。如对于一个封闭的曲线,加密后的点集为 $\{X(i), Y(i), i = 1, LP\}$, 则面积 SM 为:

$$SM = \frac{1}{2} \left| \sum_{i=2}^{LP} (X(i) - X(i-1)) \cdot (y(i) + y(i-1)) \right| \quad (12)$$

六、试验结果

将前述过程编成软件在计算机和绘图设备上执行通过,并用模拟数据和实际图像数据进行了试验。结果表明,本方法能正确地探测目标边界,绘出了理想的目标光滑边界曲线,面积精度完全令人满意。

(一) 模拟数据

将直径为 12 cm 的标准圆盘,按 0.5×0.5 格网数字化,并加入噪声而获得模拟图像。执行上述过程,分别用五点光滑法和 n 次最小二乘插值法输出边界曲线及面积,由图 14 和 15 可见,后者(取 $n = 2, m = 3$) 更优越。面积改进见表 1。

表 1 面积比较
Table 1 Area Comparison

	模拟数据(cm ²)	MSS数据(km ²)
实际面积	113.10	17.70
分类输出	112.00	17.54
光滑输出	113.12	17.72



图 17 子像区二值分类图(比例尺近似 1:5 万)

Fig. 17 Binary graph of Classification
(Scale $\approx 1:50000$)

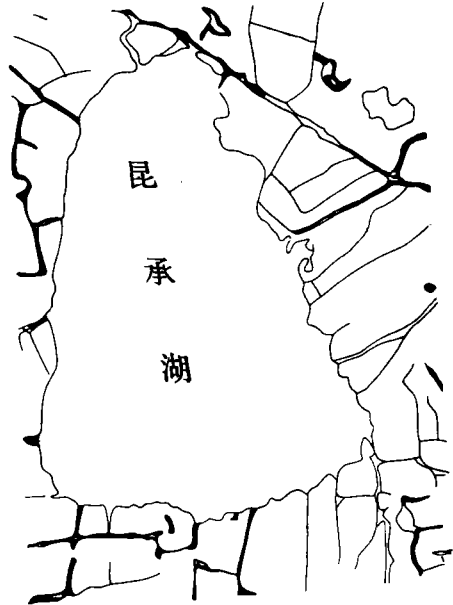


图 18 子像区水系(比例尺 1:5 万)

Fig. 18 Water System of Sub-Image
(Scale 1:50000)

(二) 实际图像数据

以 1981 年 10 月常州幅 MSS 7 包含常熟南部昆承湖水体的一个 176×125 子像区为例。该区的二值分类打印图及水系图示于图 17 和 18。将前述过程用于该图像,并用地面

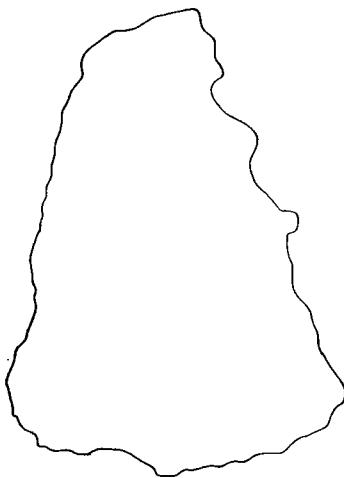


图 19 五点光滑输出边界

Fig. 19 Smooth edge output of Sub-Image by
five-point-Smoothing

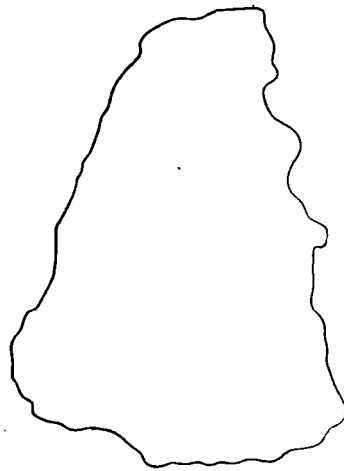


图 20 最小二乘法输出边界

Fig. 20 Edge output of Sub-Image by
 n -multinomial Least Square fit

控制点进行精纠正,最终得到分别用五点光滑和最佳拟合光滑输出的昆承湖水体的边界(图 19 和 20),湖泊被孤立出来并且其形状与地形图上给出的形状(图 18)一致。面积见表 1。

七、结 论

本文提出的是一种新的边界探测方法,将自动制图技术引进了遥感图像处理,对遥感图像的直接成图输出有一定启发。所给出的光滑边界是制图人员期望的。对要求高精度输出目标面积的应用领域(如水火灾害的范围、径流估算等)有实用价值。为低分辨率大像元数字图像(如 Landsat MSS)的大比例尺成图提供了可能。

参 考 文 献

- [1] A. Rosenfeld and M. Thurston, Edge and Curve Detection for Visual Scene Analysis, IEEE Trans. Comput. vol. C—20, p. 562—569, 1971.
- [2] L. G. Roberts, Machine Perception of Three Dimensional Solids, Optical and Electro-Optical Information Processing, J. T. Tippett et al., Cambridge, MA, MIT Press, 1965.
- [3] A. Iannino and S. D. Shapiro, An Iterative Generalization of the Sobel Edge Detection Operator, IEEE Computer Society Conference on Pattern Recognition and Image Processing, p. 114, 1979.
- [4] H. Elliott, D. B. Cooper, F. S. Cohen and P. F. Symosek, Implementation, Interpretation, and Analysis of A Suboptimal Boundary Finding Algorithm, IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intel, Vol. PAMI—4, No. 2, p. 167, 1982.
- [5] R. F. Nalepka, H. M. Horwitz and P. D. Hyde, The Estimation of Object's Proportion from Multi-spectral Data, Report No. 31650-73—T, Willow Run Laboratories of the Institute of Science and Technology, Michigan University, Ann Arbor.
- [6] R. Krishnan and Natarajan, Estimating the Proportions of Classes in A Boundary Pixel, Proceedings of the 12th. International Symposium on Remote Sensing of Environment, Vol. 2, p. 1259, 1978.
- [7] 刘 岳,梁启章,专题地图制图自动化,测绘出版社,1981年。

A New Method for Smooth Edge Detection

Yang Xinghe

(Nanjing Agricultural Remote Sensing Center, Jiangsu Academy of Agricultural Sciences)

Chen Bingxian

(Department of Geography, Nanjing University)

Abstract

This paper presents a new exact method for the detection of edges in digital grey level imagery. This method performs expanding and compressing algorithms on the binary graph of classification of the original image in order to delete the additive white Gaussian noise and other disturbances, and to extract a coarse boundary of object. Then, within the neighborhood of this boundary, we trace the edge pixels based on an isotropic gradient operator and orientation information. Furthermore, we estimate the object's proportion of each edge pixel, using a local optimal proportion estimation operator (so called subpixels segmentation). Combining the proportion values and forward orientation of edge, we compute intersections of boundary curve and each edge pixel. After geometric correction of all intersections, we output the smooth curve of object edge and its area, using automatic computer graphic techniques. Finally, through experimental analysis of analog data and actual image data by using above process, we show that this method provides us an optically better edge than any others which output an edge by taking pixel as a unit, that it also gives us a more accurate position of boundary and area of object. This has a quite significance for combining automatic graph techniques with image process techniques, automatic mapping of remote sensing data, large scale mapping of low resolution data image, and for application fields which demand sub-pixel accuracy area survey of objects.