

# 数字海图点群状特征的识别、量测与综合

陆毅<sup>1</sup> 翟京生<sup>1</sup> 杜景海<sup>2</sup> 李树军<sup>2</sup>

(1 天津海洋测绘研究所, 天津市河西区友谊路 40 号, 300061)

(2 大连舰艇学院, 大连市中山区小龙街 1 号, 116018)

**摘要:** 空间分布特征的保持是点群自动综合的核心和难点所在, 为此, 本文定义了 4 个参量: 分布范围、分布密度、分布中心和分布轴线, 来描述点群目标的结构化信息。利用 Delaunay 三角网和 Voronoi 图两种模型, 着重探讨了点群分布特征的识别和量测问题, 并在识别与量测的基础上, 通过 Voronoi 图的动态构建, 给出了点群自动综合模型, 通过实际岛群数据的检测, 证明了模型的正确性与可行性。

**关键词:** 点群; 分布特征; 识别; 量测; 综合

**中图法分类号:** P229.2; P285.7

点群(包括图斑群)目标在 GIS 数据中有大量的实例, 如散列的居民地、成群分布的岛屿、湖泊群、各种专题内容的分布等, 因此, 点群的综合也继续要素综合后成为自动制图综合研究的重点。点群的自动综合主要涉及 3 方面内容: 数量选取、结构化选取和目标元的形状化简。其中, 结构化问题无疑是核心也是难点所在。比例尺缩小, 目标元数量减少, 但对空间分布特征的表达不能歪曲。综合前后, 点群分布的范围要一致, 分布的相对疏密关系要保持, 这是综合结果合理性的基本条件。目前, 毋河海(1995)运用凸壳法建立点群的嵌套结构, 将点群的化简分解为各壳层的化简。王桥(1998)采用分形分析法建立了方根规律的分形扩展模型, 利用分数维  $D$  与其分布特征建立联系, 并给出了湖泊群自动综合的实例。从试验中看, 它能够比较客观地保持图形的原貌和分布特征。在居民地综合中, 有重力模型法、圆增长法<sup>[1]</sup>, 它们的基本思想是利用圆之间的关系来判定点群之间的相互影响, 从而决定取舍。对于岛屿的综合, Muller(1993)提出人眼观察物体的最小可视目标尺寸, 并根据视觉记忆的自然局限性提出了“富更富, 穷更穷”的理论, 即对大面积区域移动少, 进行夸张处理; 小面积区域移动多, 进行缩小处理。另外, 以牺牲精确度为代价的简便方法, 如区域网格化, 再利用随机函数采样等。

## 1 Delaunay 三角网与 Voronoi 图

点群的分布特征是空间邻近关系的体现, 在计算几何中, Delaunay 三角网及其对偶 Voronoi 图是邻近分析的有力模型, 三角网中每一条边都表达了邻近点对间的连接, Voronoi 图中的每一个多边形都从空间等分性出发表达了所包含点的影响范围。因此, 本文正是利用这两种模型, 来实现点群分布特征的识别与量测。

### 1.1 Delaunay 三角网与 Voronoi 图的基本性质

Delaunay 三角网产生的准则是 Circle 原则及最小角最大准则。1) 任何一个 Delaunay 三角网的外接圆内不能包含剖分区域内的其他离散点。2) 相邻两个 Delaunay 三角形构成凸四边形, 在交换凸四边形对角线后, 六个内角的最小者不再增大。

给定 Delaunay 三角网, 每个三角形外心的连接即构成 Voronoi 图, 也称 Thiessen 多边形。Voronoi 由点和点所对应的 Voronoi 区域组成, Voronoi 区域表示了到某点的距离小于到其他点距离的集合。

**定义 1** 设  $S$  为二维平面,  $p$  为  $S$  上任意几何点,  $M = (m_1, m_2, \dots, m_n)$ , 其中,  $m_i \in S$ ,  $n \geq 2$ 。如果区域  $V(m_i)$  满足条件:

$$V(m_i) = \{p \mid p \in S \text{ 且 } d(p, m_i) \leq d(p, m_j)\},$$

$$i \neq j, j = 1, 2, \dots, n\}$$

则称  $V(m_i)$  为与  $m_i$  相关联的 Voronoi 区域,  $m_i$  称为此区域的生长点。令

$$V = \{V(m_1), V(m_2), \dots, V(m_n)\}$$

则称  $V$  为由  $M$  所生成的  $S$  上的 Voronoi 图。

图 1 给出了 Delaunay 三角网与 Voronoi 图例。

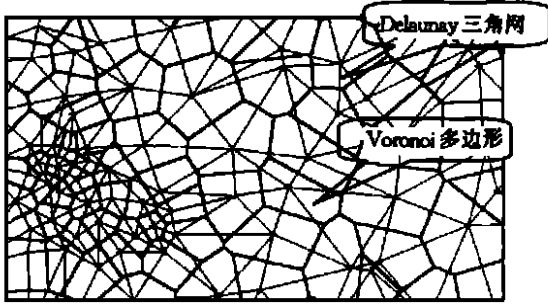


图 1 Delaunay 三角网与 Voronoi 图

Fig. 1 Delaunay Triangulation and Voronoi Diagram

### 1.2 强限制 Delaunay 三角网

如果点群中有线或面, 那么它们对点群的影响主要表现在三角剖分上, 必须考虑因线与面的影响而产生的固有类别。其中, 带有洞孔的多边形内平面点的三角网化就是其典型表现。

参数域  $D$  被分解为平面点集和边界环集,  $D = (P, L) \in E^2$ , 其中  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\} \in E^2$  为平面点集, 它由边界环上的点(边界点)和内点组成;  $L = \{L_0, L_1, \dots, L_m\} \in E^2$  为边界环集, 它由外环  $L_0$  和  $m$  个内环  $L_i$  组成(外环沿逆时针绕向, 内环沿顺时针绕向),  $L_i = \{l_1, l_2, \dots, l_k\}$ , 当  $L_i$  为外环时,  $k \geq 3$ ; 当  $L_i$  为内环时,  $k \geq 1$ , 即内环可为单一约束边。如图 2 所示, 内环  $L_1$  为封闭环,  $k \geq 3$ ;  $L_2$  为单一约束边,  $k = 1$ 。设  $S(L_i)$  为边界环  $L_i$  所围区域, 则边界环间满足下列关系:

1)  $S(L_i) \in S(L_0), i = 1, 2, \dots, m$ , 即外环严

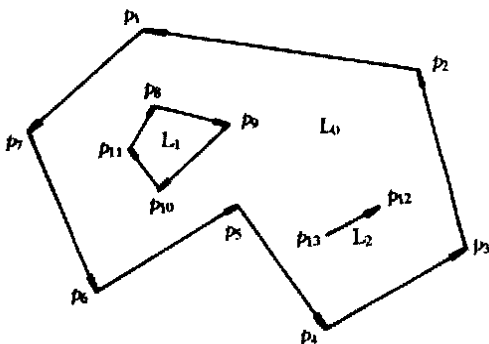


图 2 平面点集和边界环集

Fig. 2 Point Cluster and Edge Boundary

格包含内环;

2)  $S(L_i) \cap S(L_j) = \emptyset, i, j = 1, 2, \dots, m, m \neq j$ , 即内环之间无公共域。

此种平面域三角化的关键在于保证三角剖分的有效性, 即剖分出的三角形必须位于有效区域内。通常的 Delaunay 三角化方法是基于平面散乱点的三角剖分, 并不考虑有效域问题。因此, Delaunay 三角化准则需要扩展, 剖分出的三角形必须满足下列条件:

1) Delaunay 三角化一般准则;

2) 三角形有效准则: 设三角形  $t = \{p_i, p_k, p_j\} \in P$ , 则三角形所围区域  $S(t)$  满足条件  $S(t) \in S(D)$ , 即三角形位于有效域之内;

3) 边界强相容准则: 设三角形集合  $T$  为有效域  $D$  内一种三角剖分结果, 即  $T = \{t_i | i = 1, 2, \dots\} \in D$ , 则有效域  $D$  的所有边界边都为  $T$  的三角形边。

满足上述条件的三角剖分, 则可称为强限制 Delaunay 三角网。

## 2 点群分布特征的识别与量测

### 2.1 分布范围的量测

通过对二维图形知识的分析, 点群的分布范围是一个具有不确定性的问题, 一般来说, 代表一组点群分布范围的多边形并不惟一, 选取的模糊原则要符合人们的视觉习惯。如图 3 所示, 显然, 图 3(b) 要比图 3(a) 合理, 图 3(c) 要比图 3(b) 合理。传统方法中, 用计算几何中凸壳的概念来表达点群分布的范围是最普遍的, 也是较易实现的, 可它并不能适用任意点群, 如果点群有大面积的凹部, 则凸壳就会产生较大的失真, 如图 3(c)。



(a) (b) (c)

图 3 点群分布范围描述

Fig. 3 Scope Description of Point Cluster Distribution

从视觉原理上讲, 给定一离散分布的点群, 往往以点群外围且距离相近的点集合来充当其范围边界, 由此想到, 两相邻点距离过大时(相对于离散点的整体分布而言), 就应以周围小于其距离的点替代。由此, 笔者提出一种基于 Delaunay 三角网的“蚕食”方法。

定理 1 给定 Delaunay 三角网  $Tri = \{tri_1, tri_2, \dots, tri_m\} = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$ , 其中,  $tri_i$  为三角形,  $l_i$  为三角形的边,  $n > m$ 。如果  $l_k \in tri_i$  与  $l_k \in tri_j (i \neq j)$  同时成立, 则  $l_k$  必为三角网内部连接邻近点对的线段, 否则必为当前边界线段。

证明: 设 Delaunay 三角网所在二维平面为  $S$ , 则三角网边界将  $S$  分为  $S_1$  和  $S_2$  两个域,  $S_1$  为三角网边界内部 (包含边界本身),  $S_2$  为三角网边界外部。设当前边界为  $B$ , 则依定理所述,  $tri_i \in S_1, tri_j \in S_1$ 。

条件 1:  $l_k \in tri_i$  且  $l_k \in tri_j (i \neq j)$

条件 2:  $l_k \in B$

采用反证法, 假设条件 1 与条件 2 同时成立, 按照 Delaunay 三角剖分性质,  $tri_i$  与  $tri_j$  必位于  $l_k$  的两侧, 不失一般性, 设  $tri_i \in S_1$ , 则根据条件 2, 必有  $tri_j \in S_2$ 。这与定理中  $tri_i \in S_1$  且  $tri_j \in S_1$  矛盾, 所以假设不成立。

定理 2 如果  $Tri_i = (l_1, l_2, l_3)$  且  $l_1 \in B$ , 若删除  $l_1$ , 即  $tri_i$  随之消失, 则  $l_2 \in B$  且  $l_3 \in B$ 。

证明: 根据三角剖分准则, 因为  $l_1 \in B$ , 则  $l_2 \notin B, l_3 \notin B$ , 不妨设  $l_2 \in tri_p, l_3 \in tri_q$ 。删除  $tri_i$ , 那么  $l_2, l_3$  只分别与  $tri_p, tri_q$  惟一相关, 则由定理 1, 得  $l_2 \in B$  且  $l_3 \in B$ 。

基于上述定理, “蚕食”方法的具体算法步骤

如下:

1) 构建 Delaunay 三角网。

2) 由定理 1, 如果三角形某一边只与其自身相关, 则此边必为当前三角网的边界, 来确定当前三角网边界, 对边界及其相关的三角形进行检测, 给定一阈值  $L$ , 若边长大于  $L$ , 则删除此三角形, 这样由定理 2, 此三角形另外两条边成为当前边界。

3) 重复步骤 2), 直至当前边界线段均小于  $L$  为止。

如图 4 所示, 图 4(a) 为构建的原始 Delaunay 三角网, 图 4(b) 为经过“蚕食”处理的三角网。显然, 图 4(b) 比图 4(a) 更准确地表达了离散点的分布范围。若选择不同的  $L$  值, 则可得到不同视觉距离的效果。并且, 因为只检测边界三角形, 所以与内部点群分布的疏密无关, 不会出现因边长限制导致内部空洞的现象。

分布范围线的周长计算公式为:

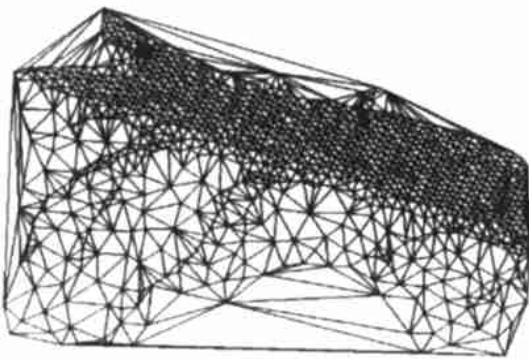
$$L(Tri) = \sum_{i=1}^n b_i, b_i \in B \quad (1)$$

分布面积的计算公式为:

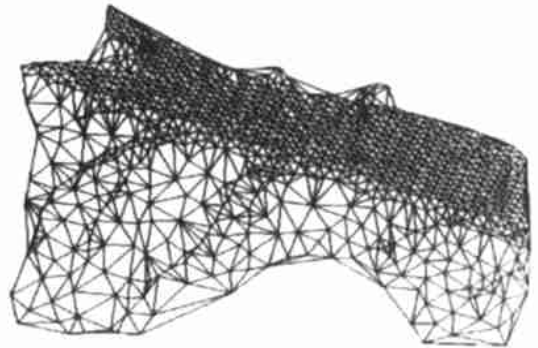
$$A(Tri) = \sum_{i=1}^m A(tri_i), tri_i \in Tri \quad (2)$$

### 2.2 分布密度的量测

点群的分布密度通常定义为单位区域内点的数目, 而运用逆向思维, 当以每个点为基元时, 同



(a) 原始 Delaunay 三角网



(b) “蚕食”后的 Delaunay 三角网

图 4 分布范围的确定

Fig. 4 Measurement of Distribution Scope

样可以将一定数目的点所拥有的空间作为分布密度的量测。对一个点群来讲, 可以确定其平均密度, 作为同其他点群比较的依据, 也可确定它本身分布密度的高处和低处。

在点群中, 可认为每个点都要获取其生存的空间, 如果点与点之间没有性质的差异, 也就是说它们之间是平等的, 没有强弱之分, 那么相邻点之

间应是对空间作等分式划分, 这一思想与计算几何中的 Voronoi 图相吻合, Voronoi 图中多边形元恰好表达了其所包含点的生成空间。

定义 2 给定 Voronoi 图,  $V = \{p_1, p_2, \dots, p_n\} = \{V(p_1), V(p_2), \dots, V(p_n)\}$ ,  $p_i$  为点元,  $V(p_i)$  为  $p_i$  的 Voronoi 域, 则  $p_i$  点的密度为:

$$\text{dens}(p_i) = 1/A(V(p_i)) \quad (3)$$

式中,  $A(V(p_i))$  为  $V(p_i)$  的面积。

由定义可知,  $A(V(p_i))$  越大, 则点的分布越稀疏,  $\text{dens}(p_i)$  越小; 反之,  $\text{dens}(p_i)$  越大。对于密度而言, 可视化的最佳效果是灰度图像。因此, 通过建立  $\text{dens}(p_i)$  与图像灰度的线性关系, 得到灰度图像法所表达的密度分布图, 并通过分析灰度图像, 得到整个区域的灰度对比, 从而为综合结果密度对比的保持提供一定的量化标准, 且使可视化显示更加直观, 有利于判断其综合结果的优劣。

### 2.3 分布中心的识别

点群的分布中心有两种: 一种是几何意义上的分布区域(多边形)的型心(算术平均值中心、加权平均中心、中位中心和极值中心<sup>[2]</sup>), 是纯几何法计算的问题, 对于同一分布区域而言只有一个; 另一种是聚类基础上的分布密集点, 对于同一分布区域而言可能有多。通过分析不难看出, 分布中心的确定与分布密度的量测有着直接的关联。因此, 利用图像处理提取峰值灰度即可得到点群的分布中心。

由此可得, 只要分布密度对比保持不变, 则其分布中心也不会发生偏移, 因此, 在考虑自动综合时, 只要保持其密度对比的不变性即可。

### 2.4 分布轴线的提取

点群分布的轴线是点群在空间分布趋势的描述, 郭仁忠(1997)运用线性回归法拟合直线来逼近分布, 这种方法对呈单调分布的点群是适用的。对此, 本文提出利用分布范围来提取点群分布轴线的方

法。点群的分布范围是二维多边形, 其具体方法前面已作了论述, 由此, 将对点群分布轴线的确定转化为多边形骨架线的提取, 具体方法为:

1) 在点群分布的多边形范围内, 构建强限制 Delaunay 三角网  $Tri$ , 即只让组成范围边界的点参与构网, 其以边界线段为强限制边。

2) 顺次连接每个三角形除边界外另两边的中点, 得到骨架线, 如图 5 所示。

3) 如果所得骨架线并不连续, 而分成几段, 则需特殊处理。出现此种情况的原因是多边形呈树状结构, 依照强限制 Delaunay 的构建方法, 在树状结构的节点处, 也就是各分支交会处, 会出现“空”三角形  $T$ , 如图 5(a) 所示。之所以称之为“空”, 是因为从图形上看,  $T$  为一个三角形, 而实际上由于限制边在构网中的首要地位, 使得  $T$  根本不是  $Tri$  的成员,  $ab$ 、 $bc$ 、 $ca$  只与  $T$  相邻的 3 个三角形相关。其解决方法是, 将  $T$  单独形成一个三角形, 获得其中心, 并对骨架线进行调整, 如图

5(b) 所示。

4) 由此生成的骨架线, 往往会有许多“抖动”现象, 依据线简化对其进行概括。

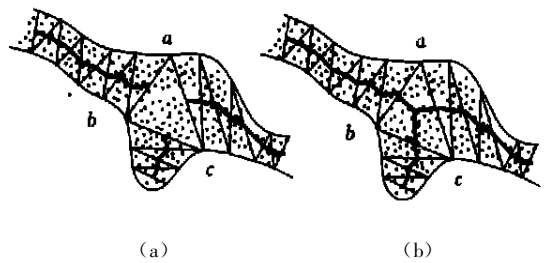


图 5 分布轴线提取

Fig. 5 Extraction Distribution Axis of Point Cluster

## 3 点群的综合

从点群分布的特征参量及其计算方法不难发现, 它们之间不是孤立存在的, 彼此有着密切的联系: 只要点群的分布范围不变, 其分布轴线也不会改变; 如点群分布的密度对比得以保持, 其分布中心就不会发生偏移。由此, 保持点群分布特征的参量, 就可简化为分布范围和分布密度两个约束条件。其中, 对于外围轮廓点的选取可转化为封闭曲线的化简问题来选择其特征点, 而密度对比的保持则是难点。对此, 本文提出利用 Voronoi 图的动态构建来保持点群的密度对比。

### 3.1 动态 Voronoi 图实现点群综合

#### 3.1.1 算法的基本思想

优先删除密度最大处的点, 然后对 Delaunay 三角网和 Voronoi 图更新, 将其所占有的 Voronoi 空间按 Voronoi 原则分给其相邻的点, 并且为了避免相邻点的连续删除, 每删除一个点后, 都要对其相邻点进行标注, 再寻找下一个具有最大密度的非标注点, 循环往复, 直至所有的点均为标注点, 即完成了一次提取。根据其综合的跨度不同, 进行不同次数的提取。

#### 3.1.2 Voronoi 图的动态构建

Voronoi 图的动态构建是整个算法的核心环节, 每删除一个点后, 都要进行 Voronoi 图的实时维护。文中笔者将其转化为其对偶图 Delaunay 三角网的实时维护, 因三角网准确表达了各个点之间的邻近关系。

定义 3 给定点群  $P = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ , 其 Delaunay 三角网  $N = (e_1, e_2, \dots, e_n)$ ,  $e_i$  为三角网的边。若条件 1:  $p_i \cap e_m \neq \emptyset$  与条件 2:  $p_j \cap e_m \neq \emptyset$  同时成立, 且  $i \neq j$ , 则称  $p_j$  是  $p_i$  (或  $p_i$  是  $p_j$ ) 的邻接点。

如图 6 所示,  $p_1, p_2, p_3, p_4$  均为  $p$  的邻接点。当删除一点  $p$  后,  $p$  的邻接点集合区域内 Delaunay 三角网和各邻接点的 Voronoi 域发生变

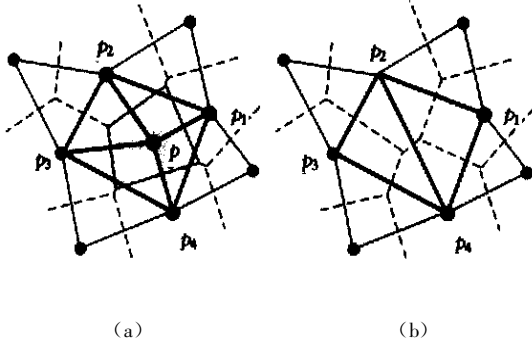


图 6 Delaunay 网与 Voronoi 图的更新  
Fig. 6 Update of Delaunay Triangulation and Voronoi Diagram

化(从图 6 中可以清楚地看到这一变化)。因此, 对于一般(即无限制)的 Delaunay 来说, 其 Voronoi 图的动态构建只与其邻接点集合相关, 只需在它们所构成的局域内按 Delaunay 原则进行实时更新, 图 6(b)为更新结果。 $p$  的 Voronoi 域被其邻接点瓜分。

3.1.3 带限制条件的 Voronoi 图的动态构建

前面提到, 对于一般的 Delaunay 来说, Voronoi 图的动态构建只与其邻接点集合相关。之所以说“一般”, 是因为当有限制边参与构网时, 可能会出现局部三角网的构建与 Delaunay 原则相违背的现象, 如图 7(a),  $p_1p_4$  为限制边, 显然  $\triangle p_1Sp_4$  与  $\triangle p_1pp_4$  没有遵循 Delaunay 原则。这种情况下, 删除点  $p$  的影响范围就不只限于其邻近点, 而扩大到与限制边  $p_1p_4$  相连点  $S$  的 Voronoi 域, 从图 7 可直观地看出这一变化。

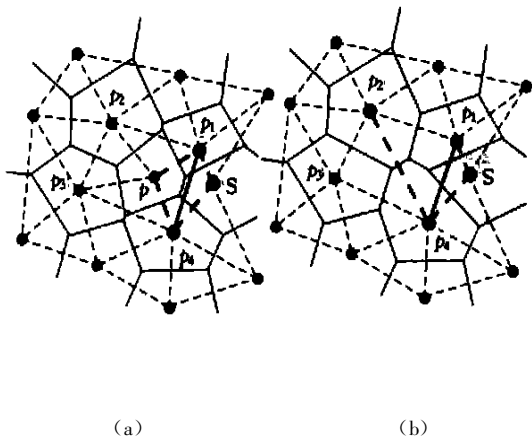


图 7 带限制边的 Delaunay 网与 Voronoi 图的更新  
Fig. 7 Update of Constrained Delaunay Triangulation and Voronoi Diagram

3.2 基于识别、量测的点群自动综合模型

以如前所述的点群特征的识别与量测为基础, 结合点群特征的综合要求, 本文给出下列点群特征的自动综合模型:

- 1) 构建点群  $P$  的 Delaunay 三角网及其对偶 Voronoi 图, 并按定义 3 进行邻接点的判定和记录。
- 2) 依据定理 1 和定理 2, 通过“蚕食”Delaunay 三角网, 得到  $P$  的分布范围。
- 3) 在分布范围确定的基础上, 将外围轮廓点的选取转化为封闭曲线的化简问题, 来选择其特征点。如图 8 所示, 显然, 点  $A, B, C, D, E$  均是应保留的特征点。
- 4) 借助 Voronoi 图, 由式(3)给出内部(除去构成外围轮廓的点)各点的分布密度  $dens(p_i)$ , 并将其由大到小排序。
- 5) 找出  $dens(p_i)$  最大处, 删除  $p_i$ , 按照 Delaunay 原则, 对其邻接点集合进行局部重构; 若  $p_i$  与限制边相连, 同时更新限制边邻接点的 Voronoi 域。
- 6) 对  $p_i$  的邻接点作标注。
- 7) 重复步骤 5)、6), 直至  $P$  中所有点都已标注, 即完成一次对  $P$  的提取。
- 8) 根据比例尺跨度的不同, 对  $P$  进行多次提取, 直至符合当前比例尺的要求。

图 9 给出了试验例图。

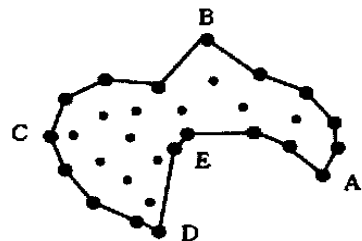


图 8 轮廓特征点提取  
Fig. 8 Extraction of Outline

4 应用实例与结论

海图中, 岛屿一般呈孤立的面状要素或面群的形态分布, 而孤立的岛屿一般是必须选取的(只存在轮廓化简的问题), 因此, 对于岛屿的自动综合研究大部分属于面群(图斑群)自动综合的范畴。面群自动综合模型为:

- 1) 给定面群  $A = (A_1, A_2, \dots, A_n)$ , 顾及  $A_i$  ( $i \in [1, n]$ ) 的属性(地理意义、行政意义、军事意

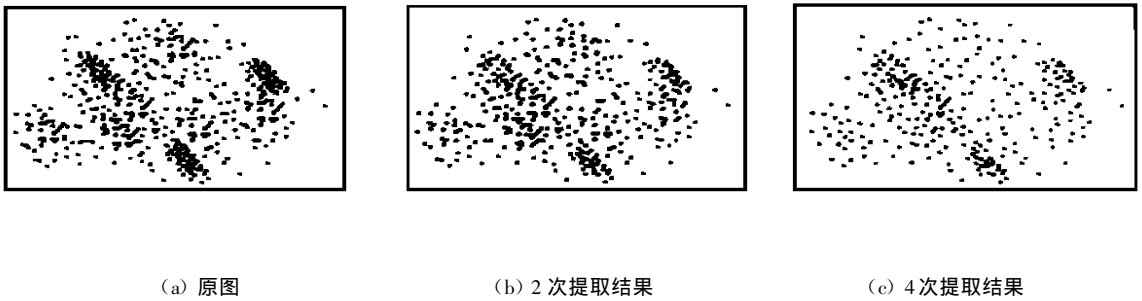


图 9 点群综合试验图

Fig. 9 The Experiment of Point Cluster Generalization

义等)进行非图形因素选取,即对表示特殊含义的  $A_i$  无条件选取。

2) 计算  $A_i$  的面积  $S_i$ , 并将  $S_i$  从大到小排序。

3) 选取  $S_i \geq S_0$  的面域  $A_i$ , 其中,  $S_0$  为根据比例尺等因素给定的面积阈值, 如果  $S_0$  难以确定, 则不进行操作。

4) 构建  $A$  的 Voronoi 图, 依照点群综合模型实施化简, 与其不同的是, 将步骤 2) 中计算得出的  $S_i$  作为该 Voronoi 图顶点的权值参数, 使之充分顾及“ $A_i$  具有一定面积”这一特性。

5) 将综合结果依照前面所述方法对  $A_i$  进行轮廓化简。

从图 10 可看出, 对其中大岛的形态特征, 整个岛群的总的轮廓特征, 其分布特点、密度对比和延伸方向等均得以保持。

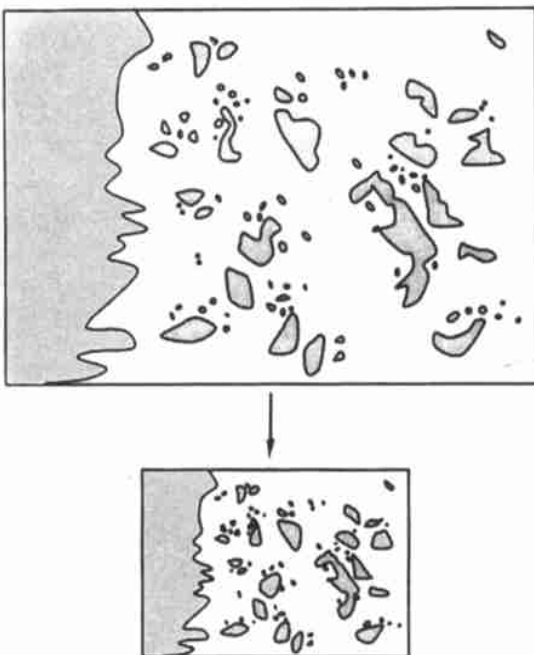


图 10 岛群综合试验图

Fig. 10 The Experiment of Island Cluster Generalization

点群目标是空间分布分析的重要对象, 其结构化信息主要表现在基于三维特征的分布密度(密度可看作类似于  $z$  值的属性描述)、基于二维特征的分布范围、基于一维特征的分布轴线以及基于零维特征的分布中心。文中通过构建 Delaunay 三角网和 Voronoi 图建立了上述特征参量表达与计算的模型。分布范围充分顾及了视觉原理的体现, 通过“蚕食”三角网获得切近真实的点群分布范围边界, 比凸壳法有明显的优越性; 分布密度及分布中心的表达引入了图像处理的概念, 在 Voronoi 剖分基础上, 将密度转化为面积, 又通过密度峰值提取获得分布中心。笔者所提出的新概念与方法构成了点群空间分布特征识别与量测的理论模型, 是点群自动综合实现的重要依据。在此基础上, 通过 Voronoi 图的动态构建, 给出了点群自动综合模型。通过对岛群综合的实际应用, 证明了其可靠性和可行性。

## 参 考 文 献

- 1 Van Kreveld M. Efficient Settlement Selection for Interactive Display. AutoCarto 12, Bethesda, Md., 1995. 287 ~ 296
- 2 郭仁忠. 空间分析. 武汉: 武汉测绘科技大学出版社, 1997
- 3 毋河海. 图斑群的结构化选取问题. 武汉测绘科技大学学报, 1995, 20(增刊): 88~90
- 4 王 桥, 毋河海. 地图信息的分形描述与自动综合研究. 武汉: 武汉测绘科技大学出版社, 1998
- 5 艾廷华, 郭仁忠. 支持地图综合的面状目标约束 Delaunay 三角网剖分. 武汉测绘科技大学学报, 2000, 25(1): 35~41
- 6 陆 毅. 数字海图自动综合理论研究与实践. [学位论文]. 大连: 大连舰艇学院, 2000
- 7 普雷帕拉塔 F P, 沙漠斯 M I. 计算几何导论. 北京: 科学出版社, 1990
- 8 王会成, 牟 欣, 张利波. Trimmed 曲面的三角剖分算

- 法研究. 计算机辅助设计与图形学学报, 1997, 9(3): 218~222
- 9 Sadahiro Y. Cluster Perception in the Distribution of Point Objects. *Cartographia* 1997 (1): 49~61
- 10 Jones C B, Bundy G L, Ware J M. Map Generalization with a Triangulated Data Structure. *Cartography and GIS*, 1995, 22(4): 317~331
- 11 Christensen, Albert H J. Cartographic Line Generalization with Waterlines and Medial axes. *Cartography and Geographic Information Science*, 1999 (1): 19~32
- 12 Buttenfield B, McMaster R B. Map Generalization Making Rules for Knowledge Representation. U. K. Longman, 1991

作者简介: 陆毅, 硕士。现从事海洋测绘数据的处理及海洋地理信息系统研究。

E-mail: lulutian@public.tpt.tj.cn

## Recognition, Measurement and Generalization for Point Cluster Features in Digital Nautical Chart

LU Yi<sup>1</sup> ZHAI Jingsheng<sup>1</sup> DU Jinghai<sup>2</sup> LI Shujun<sup>2</sup>

(1 Tianjin Institute of Hydrographic Surveying and Charting, 40 Youyi Road, Hexi, Tianjin, China 300061)

(2 Hydrographic Surveying and Mapping Department of Dalian Naval Academy, 1 Xiaolong Street, Zhongshan, Dalian, China 116018)

**Abstract:** This paper, based on the Delaunay triangulation and Voronoi diagram model, focuses on the discussion of spatial distribution properties by recognition and measurement. Four characteristic parameters are defined for distribution property description: distribution density of three dimensions, distribution range of two dimensions, distribution axis of one dimension, distribution center of zero dimension. With the aid of Delaunay triangulation and Voronoi diagram, description and calculation models of above-mentioned parameters are established.

Firstly, considering the visual principles fully, a new method, which finds the distribution polygon range by “nibbling the outside triangles”, is presented. Furthermore, different results can be gained by using different threshold values, so the continuous-scale display may become real.

Secondly, the distribution density is represented by Voronoi cell size and visualized as gray image. So the density can be changed into the area that can be defined and measured easily. We may know where is denser and where should be simplified firstly. But one thing must be pointed out here that every point is regarded as nonobjective, and they divide the space on the equal principle. It is the basis and accords with the Voronoi principle.

Thirdly, the distribution center can be extracted from gray image. The new concept and methods mentioned above are integrated into a recognition and measurement model for spatial distribution properties of point cluster. It becomes the basic of point cluster generalization.

Finally, a generalization model of point cluster is provided in this paper on the basis of Voronoi diagram establishment in a dynamic way. According to the principle, an iterative method is proposed. Through different extractive times, different scale span results can be obtained.

In a word, the generalization model, which is established in this paper, preserves the spatial distribution properties of point cluster very well. And all the methods mentioned above have been proved to be feasible and sound.

**Key words:** point cluster; spatial distribution; recognition; measurement; generalization