引文格式：蔡娇楠,杨德芳,孟妮娜. 遵循格式塔原则的多约束地图居民地聚类研究[J]. 地理空间信息, 2024, 22(5): 53-56. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.05.010

遵循格式塔原则的多约束地图居民地聚类研究

蔡娇楠[1,2,3]，杨德芳[1,2]，孟妮娜[4]

（1. 青海省自然资源遥感中心，青海 西宁 810000；2. 高分辨率对地观测系统青海数据与应用中心，青海 西宁 810000；
3. 青海省地理空间信息技术与应用重点实验室，青海 西宁 810000；4. 长安大学 地质工程与测绘学院，陕西 西安 710054）

摘　要：以地图居民地聚类为研究对象，以约束条件和聚类算法为视角，通过约束Delaunay三角网为几何模型的最小生成树（MST）聚类算法，结合居民地分布模式的格式塔原则，对艾廷华提出的“视觉距离”进行了优化：先以邻近距离代替欧氏距离，再加入对认知效应有一定影响的形状和密度差异，最后加入楼高语义约束因子对居民地对象进行多约束条件聚类分析，力图为地图要素的自动制图综合提供参照。比较欧氏距离、邻近距离和视觉距离3种约束条件下的MST聚类结果以及在视觉距离约束下K-means方法、系统聚类法和MST算法的聚类结果发现，以优化后的视觉距离为约束条件的MST聚类算法得到的聚类结果更有效、更符合人的认知结果。

关键词：制图综合；居民地聚类；视觉距离；格式塔原则；MST

中图分类号：P282　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）05-0053-04

Aggregation Algorithm of Multi-constraint Map Residential Areas Based on Gestalt Principle

CAI Jiaonan[1,2,3], YANG Defang[1,2], MENG Nina[4]

(1. Qinghai Remote Sensing Center for Nature Resources, Xining 810000, China;
2. Qinghai Data and Application Center of High Resolution Earth Observation System, Xining 810000, China;
3. Geomatics Technology and Application Key Laboratory of Qinghai Province, Xining 810000, China;
4. School of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China)

Abstract: Taking the residential areas aggregation on map as the research object, from the perspective of constraint conditions and clustering algorithm, combining with the Gestalt principle of residential distribution mode, we used the minimum spanning tree (MST) based on the constrained Delaunay triangulation to optimize the “visual distance” proposed by AI Tinghua. In order to provide reference for automatic cartographic synthesis of map elements, we replaced Euclidean distance with neighborhood distance, added shape and density differences, and added semantic constraints of building height. By comparing the clustering results of MST under Euclidean distance, proximity distance and visual distance and the clustering results of K-means method, systematic clustering method and MST algorithm under visual distance constraints, we found that the MST clustering algorithm based on the optimized visual distance was more effective and more consistent with human cognitive result.

Key words: mapping generalization, residential areas aggregation, visual distance, Gestalt principle, MST

地图要素在空间分布和空间认知上的复杂性，使得地图制图综合的自动化成为GIS和地图学界最具挑战性和创造性的研究课题之一[1]。居民地作为地图要素中的重要类别，其自动综合是地图自动综合的主要方面[2-5]。居民地自动综合前，应确定哪些居民地可作为一个整体被综合，即地图居民地的聚类问题[2,6]；再通过空间聚类方法，将具有相关性的对象根据符合人类视觉感知的相似性度量准则划分成不同的群组；最终使得同一群组中的对象尽可能相似、不同群组间的对象尽可能相异[7-9]，相似群组即可作为居民地综合的操作对象。研究居民地群的聚类方法对地图要素的自动综合、空间对象的多尺度表达、地理要素分布规律的识别具有重要意义。现有方法在探测对象间的邻近关系时，未考虑对象的几何特征对邻近关系的影响，且在结合人的认知特征进行聚类时，忽略了居民地对象特有的形状和密度特征。基于此，本文在传统最小生

收稿日期：2023-01-12。
项目来源：国家自然科学基金资助项目（41501498）；陕西省自然科学基础研究计划资助项目（2021JM-155）；高分专项黄河流域青海段生态保护和高质量发展应用产业化示范项目。
第一作者简介：蔡娇楠（1994—），硕士，工程师，研究方向为地图自动综合、空间数据挖掘应用、多源遥感影像数据获取与应用，E-mail：1164966984@qq.com。

成树（MST）算法的基础上，结合居民地模式识别的格式塔（Gestalt）原则进行聚类，通过对比以不同距离为约束条件以及不同聚类算法的聚类结果，提出了更符合人类视觉认知特征的聚类算法，为地图制图综合研究提供有力支持。

1 居民地群聚类方法

1.1 约束条件

城市居民地一般围绕城市路网、河流等线状要素排列，这种特殊的分布模式使得居民地群组聚类受全局约束和局部约束[10]条件影响。本文在不考虑涉及城市道路网、河流等的全局约束条件下，只针对局部范围内的居民地群组进行聚类分析研究。通过分析局部范围内居民地群的分布与排列模式发现，其分布模式是建立在人类认知规律的基础上的，满足某些隐含规则的推理过程[11]，其中一种规则即Gestalt视觉识别原则[12]。本文以居民地对象间的邻近性、相似性和同向性3个Gestalt原则为约束准则进行居民地聚类，邻近性通过居民地间通视区域内所有三角形高的平均值[13]来描述；相似性通过大小、形状、密度因子来描述；同向性通过居民地的方向来描述，各因子和对象间各因子差异值计算方法见表1。

表1 各Gestalt因子和对象间差异值计算方法

Gestalt原则	影响因子	计算方法	对象间差异值
邻近性	邻近距离	$\text{Adj_dis}(A,B)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\text{height}_i$	–
相似性	大小	Area	$\text{Difference}_{\text{Area}}(P,Q)=2-\frac{\text{Area}_{\min}}{\text{Area}_{\max}}$
	形状	$\frac{\min(\text{Number of Edge}(b_i,b_j))}{\max(\text{Number of Edge}(b_i,b_j))}$	$\text{Difference}_{\text{Shape}}(P,Q)=2-\frac{\text{Num_edge}_{\min}}{\text{Num_edge}_{\max}}$
	密度	$\frac{\text{Area}_p}{\text{Area}_{p\text{所连接三角形区域}}}$	$\text{Difference}_{\text{Density}}(P,Q)=2-\frac{\text{Density}_{\min}}{\text{Density}_{\max}}$
同向性	方向	最小MBR法	$\text{Difference}_{\text{Direction}}(P,Q)=1+\frac{\theta}{\pi},\theta\in[0,\pi]$

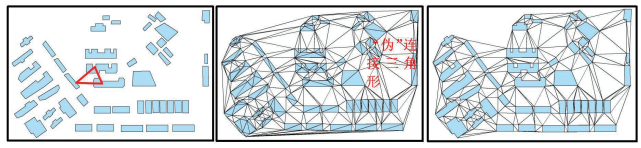
1.2 视觉距离

为将Gestalt原则与常规的聚类算法结合起来探测居民地群的空间分布模式，艾廷华[14]等提出了“视觉距离”的概念，不仅考虑了目标间的欧氏距离，而且将模式结构上对认知效应有重要影响的方向、大小差异等因素考虑在内。为更准确地探测居民地间的邻近关系，本文对“视觉距离”进行优化，采用邻近距离替代欧氏距离，加入形状因子、密度因子，并将居民地的语义因子——楼高也作为一个约束条件。由于优化后的“视觉距离”是居民地聚类过程中的一个约束度量值，因此将几个影响因子的差异值与邻近距离进行归一化，表达式见式（1），其中楼高属于语义信息，在归一化时不考虑，聚类完成后楼高单独作为一个约束条件进行二次聚类。

$$V_\text{Dis}_{(P,Q)}=\text{Adj_dis}_{(P,Q)}\times\text{Difference}_{\text{Area}}(P,Q)\times\text{Difference}_{\text{Shape}}(P,Q)\times\text{Difference}_{\text{Density}}(P,Q)\times\text{Difference}_{\text{Direction}}(P,Q) \quad (1)$$

1.3 几何模型

基于Delaunay三角网的“外接圆特性”和“最邻近特性”[7]，采用边界点内插法构造一种特殊的空间等剖分几何模型——约束Delaunay三角网来提取居民地分布模式的结构化信息。为使对象间邻近关系更符合人的认知，删除三角网中3个顶点都位于同一三角形上的伪连接三角形，并对三角网进行“剥皮”[12]操作，即删除三角网外围边长大于一定阈值的三角形，逐层向里侵蚀直至外围边界上的三角形边长均满足Gestalt邻近原则（图1）。



a 居民地群 b Delaunay三角网 c 处理后结果

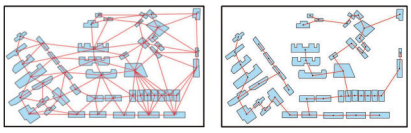
图1 伪连接三角形与“剥皮”处理

1.4 MST算法

在一个给定的邻近图 $G=(V,E)$ 中，(u,v) 为连接顶点 u 与顶点 v 的边，$w(u,v)$ 为该边的权重，即居民地间的视觉距离，若存在 T 为 E 的子集且为无循环图，使得 G 的 $W(t)$ 最小，则此时 T 为 G 的MST（图2）。在聚类过程中，为得到有效合理且不同层次的聚类结果，需对MST进行剪枝，剪去权值大于某固定阈值的“不一致边”[15]，即通过计算MST边的离散度（$\delta=(d_i-\text{Mean})/\text{Mean}$）统计得到不同偏离程度内的MST边数，设置不同的阈值进行剪枝，得到理想的聚类结果。剪枝时为了不让单个对象存在于心像空间，只邻接一个节点的单连通点以及邻接多于两个节点的多连通点所连接的关键性MST边不参与剪枝，否则该MST边连接的对象会成为孤立的目标[12]。通过实验发现，聚类完成后的子簇个数占居民地个数的20%左右

时，聚类结果较符合人的视觉认知。

$$w(t)=\sum_{(u,v)\in t} w(u,v) \tag{2}$$



a　$G=\{V, E, W\}$　　b　G 的MST

图2　居民地群MST的构建过程

2　以视觉距离为约束的MST聚类

2.1　Gestalt单因子有效性验证

在验证聚类结果的同质性时，一般通过计算所有特征的标准差来实现[4,6]，Zhang X[16]等在此基础上采用变异系数（CV =Std/Mean）来描述聚类结果的同质性，即

$$\text{Homogeneity}(P)=\frac{\sqrt{(p_i-\text{Mean}(P))^2}}{\text{Mean}(P)} \tag{3}$$

为了验证各Gestalt因子对聚类结果的有效性，将视觉距离简化为邻近距离和某个Gestalt单因子差异值的乘积。计算聚类结果中每个子簇内Gestalt因子的CV值，验证各Gestalt因子是否有效，得到的聚类结果是否合理。以大小、形状、方向、密度4个Gestalt因子为约束分别进行聚类，得到的聚类结果中各子簇内Gestalt因子的CV值见图3，可以看出，各子簇中Geatalt因子CV值均为0~0.5，说明各子簇内居民地的几何特征分布较均匀，Gestalt单因子对聚类结果有效，得到的聚类结果合理。

$$V_\text{Dis}_{(P,Q)}=\text{Adj_dis}_{(P,Q)}\times\text{Difference}_{\text{单因子}}(P,Q) \tag{4}$$

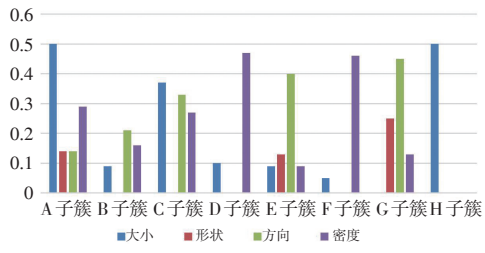


图3　各子簇内Gestalt因子的CV值统计图

2.2　以视觉距离为约束的MST聚类

以某一街区居民地为例，构建居民地群约束Delaunay三角网；再将居民地对象间的视觉距离作为邻近边的权值，选择对象间权值最小的边得到居民地群的MST；最后以1.3倍离散度为阈值对MST进行剪枝，得到不考虑语义约束条件的聚类结果（图4），将居民地群分为9个子簇。

2.3　加入语义约束条件的聚类分析

在考虑居民地几何上的相似性后，以居民地的语义相似性——楼高为约束条件进行二次聚类。实验中

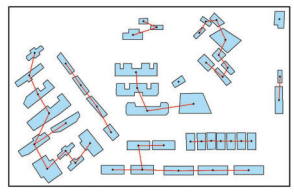
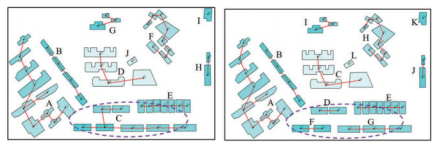


图4　以离散度为1.3为阈值的聚类结果

将居民地按楼层数分为低层居民地、多层居民地、中高层居民地和高层居民地4类。以10层为阈值进行二次聚类，10层以上为高层居民地，10层以下为低层居民地，聚类结果见图5，可以看出，图5a中的C子簇因楼高类型不一致被划分为图5b中的D、F、G子簇，在语义层面上更加符合人的认知。



a　不考虑楼高因子　　b　考虑楼高因子

图5　顾及居民地楼高的聚类结果对比分析

3　研究结果与分析

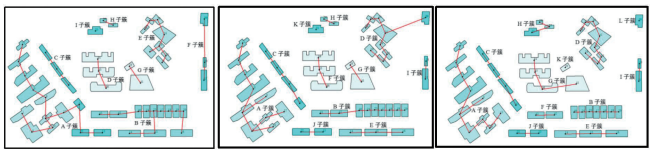
3.1　以不同距离为约束条件的MST聚类结果对比

为验证优化后“视觉距离”的优越性，针对同一实验区域的居民地要素，分别以欧氏距离、邻近距离和视觉距离为约束条件，以1.4倍离散度为剪枝阈值进行聚类分析，聚类结果见图6。3种约束条件下的MST聚类结果中各子簇内不同Gestalt因子的CV均值见图7。以欧氏距离为约束的聚类结果由于完全未考虑居民地的几何特性，不符合人的视觉认知；以邻近距离为约束的聚类结果考虑了居民地间的邻近性，除形状因子外其余各因子CV均值均小于欧氏距离，但聚类结果距人的视觉认知结果还有一定差距；以视觉距离为约束的聚类结果考虑了居民地的Gestalt特征，除形状因子外，各因子CV均值均小于其他两种距离，形状因子的CV值没有减小是因为处理了单连通、多连通点居民地，由此可说明以视觉距离为约束得到的MST聚类结果最有效。

3.2　以视觉距离为约束的不同聚类算法对比

为验证MST算法的有效性和优越性，分别以基于划分的K-means算法和基于层次的系统聚类方法对同一居民地群进行聚类分析，并比较聚类结果中各子簇内Gestalt因子的CV均值。

1）基于划分的K-means聚类算法。在Matlab软件下对同一居民地群采用基于划分的K-means算法进行聚类。以邻近距离约束为前提，将各Gestalt因子作为附加因子，聚类结果见图8，其中各个点代表居民地对象，颜色相同的点为一个子簇。



a 欧氏距离 b 邻近距离 c 视觉距离

图6 3种距离约束下的MST聚类结果

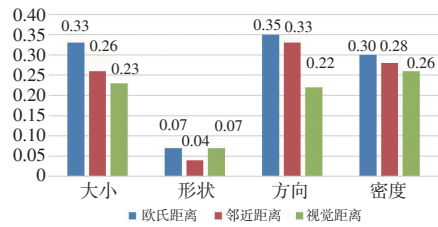


图7 3种距离约束下Gestalt因子的*CV*均值

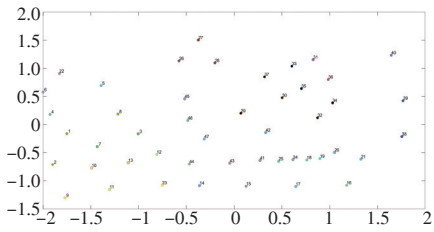
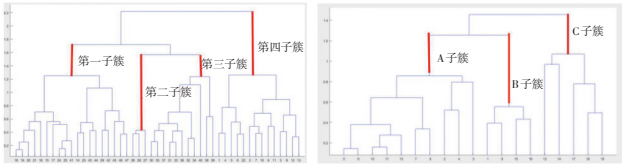
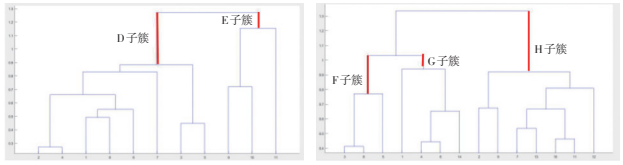


图8 以视觉距离为约束的K-means方法聚类结果

2）基于层次的系统聚类法。系统聚类法首先以居民地间的邻近聚类为约束对居民地群进行初次聚类（图9a）；然后以Gestalt因子为约束对4个子簇进行二次聚类，第一子簇被分为A、B、C三个子簇（图9b），第二子簇未进行划分，第三子簇被分为D、E两个子簇（图9c），第四子簇被分为F、G、H三个子簇（图9d）。



a 初次聚类结果 b 第一子簇的二次聚类结果



c 第三子簇的二次聚类结果 d 第四子簇的二次聚类结果

图9 以视觉距离为约束的系统聚类法聚类结果

3）3种方法对比分析。计算3种聚类结果中所有子簇内各Geastalt因子的*CV*均值，结果见图10，可以看出，当子簇内的居民地分布密集，簇与簇之间相互独立且区别明显时，K-means算法聚类效果较好，但对初始值的选择敏感，不同的初始值将得到不同的聚类结果，只能通过不断尝试选择较理想聚类结果；系统聚类法每次都要计算多个子簇内所有数据点两两间的距离，效率不高；MST算法的聚类结果中各因子*CV*均值都有所减小，说明MST算法优于其他两种算法，得到的结果更加符合人的视觉认知。

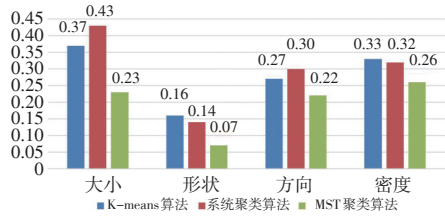


图10 3种聚类算法聚类结果中各Gestalt因子的*CV*均值

4 结 语

本文在考虑Gestalt原则的多约束条件下对居民地群进行了MST聚类分析。对艾廷华提出的“视觉距离”进行优化：以邻近距离代替欧氏距离，并加入对认知效应有一定影响的形状差异、密度差异；再将所有Gestalt因子作为权值附加到邻近距离上，形成优化后的“视觉距离”，并将居民地的语义因子——楼高也作为一个约束条件来对居民地对象进行多重约束条件的聚类分析。通过分析比较3种距离约束条件下的MST聚类结果以及以视觉距离为约束条件的3种聚类算法的聚类结果，得出以下结论：

1）在MST聚类算法下，相较于欧氏距离和邻近距离，以视觉距离为约束得到的聚类结果中，各因子*CV*均值都有所减小，说明以视觉距离为约束的MST聚类结果更有效且合理。

2）在视觉距离约束条件下，相较于K-means算法和系统聚类法，MST算法的聚类结果中，各因子的*CV*均值都有所减小，说明MST算法优于其他两种算法，得到的结果更符合人的视觉认知。

本文以所有Gestalt因子对居民地的聚类影响程度一致为前提对居民地进行聚类分析，下一步将对各Gestalt因子的影响程度进行分析，建立各因子对聚类结果影响程度优先级，使得到的结果更加符合人的视觉认知。

参考文献

[1] 闫浩文,应申,李霖. 多因子影响的地图居民地自动聚群与综合研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2008,33(1):51-54

[2] Boffet A, Serra S R. Identification of Spatial Structures Within Urban Blocks for Town Characterization[C]. The 20th International Cartographic Conference,Beijing,2001

[3] 艾廷华. 基于场论分析的建筑物群的移位[J]. 测绘学报,2004,33(1):89-94

[4] 何宇兵. 地学制图综合中多边形对象的合并算法研究与应用[D]. 杭州:浙江大学,2007

（下转第65页）