

文章编号:1001-1595(2007)03-0302-07

中图分类号:P208

文献标识码:A

基于格式塔识别原则挖掘空间分布模式

艾廷华¹, 郭仁忠²

(1. 武汉大学资源与环境科学学院地理信息系统教育部重点实验室, 湖北武汉430079; 2. 深圳市国土资源与房产管理局, 广东深圳518031)

Polygon Cluster Pattern Mining Based on Gestalt Principles

AI Ting-hua¹, GUO Ren-zhong²

(1. Key Laboratory of Geographic Information System, School of Resource and Environment Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China; 2. Shenzhen Municipal Planning and Land Information Center, Shenzhen 518031, China)

Abstract: The pattern recognition of spatial cluster object is an active issue in the field of data mining. This study attempts to investigate the application of spatial cognition principles in this question combining the Gestalt principles and spatial clustering method. To replace the traditional Euclidean distance, a new distance concept, namely visual distance is built to represent the difference between neighbor entities, which considers the difference not only in geometric position but also in size and layout orientation. Because these factors greatly affect the visual judgment in spatial cognition. Based on the Delaunay triangulation the study presents the geometric construction similar to Voronoi diagram to compute the visual distance. The clustering method based on MST structure shows the building group recognition is consistent with the manual identification. This study tries to state that the utilization of common mathematic model in GIS domain has to take into account the impacts of spatial cognition to design the improved model which from the perspective of recognition considers the psychological process, such as perception, identification, recognition and reasoning.

Key words: spatial cognition; Gestalt principles; spatial data mining; spatial clustering; Delaunay triangulation

摘要: 面向空间群目标的分布模式识别是空间数据挖掘比较关注的问题。本研究基于空间认知原理与视觉识别格式塔完形原则并结合空间聚类方法对该问题进行研究, 提出用于描述实体间差异的“视觉距离”概念, 其定义综合考虑视觉识别中的位置、方向、大小差异, 通过 Delaunay 三角网计算几何构造建立该距离计算的模型。在实验基础上提出基于最小支撑树 MST 的聚类方法, 获得与视觉认知相一致的结果。研究试图表明一个观念, 即通用性的数据处理模型在 GIS 实际应用时, 需要根据 GIS 作为“空间认知”科学的原理, 作技术方法上的改进, 需要考虑认知主体在感知、辨析、识别、推理不同思维过程中的认知心理原则。

关键词: 空间认知; 格式塔原则; 空间数据挖掘; 空间聚类; Delaunay 三角网

1 引 论

地理信息科学与信息技术、计算机科学密切相关, 计算机科学研究领域提出的热点问题, 在 GIS 研究领域很快被冠上“地理”、“空间”的前缀后作为平行的热点问题, 如科学计算可视化在 GIS 领域对应为地理信息的可视化, 数据挖掘在 GIS 领域对应为空间数据挖掘, 分布式并行处理

的网格计算, 在 GIS 领域成为面向空间数据的地理网格计算。以空间数据挖掘为例, 旨在从大量数据表征上提取、导出蕴藏在其后的关于事物现象的机理、特征、规律的这门分析技术, 在计算机科学领域产生后, 很快被引入到 GIS 领域, 并逐步与过去的计量地理、空间分析、地图分析融为一体, 在数据挖掘研究中应用的各种数学模型、方法几乎均可以借用到 GIS 的针对空间定位数据的加工处理中, 如基于多元统计方法的空间关联规

则提取、空间聚类分析、空间语义类型识别是目前空间数据挖掘研究的主要内容^[1]。从这些问题研究的内涵与外延看, 给人一种感觉似乎GIS 仅仅是计算机科学的应用分支。

Goodchild^[2]认为GIS的发展实现了从“地理信息系统”到“地理信息科学”认识的转变, 表明了GIS不是计算机技术的一个简单的应用分支。它所面向的具有空间定位特征的数据对象, 其加工处理明显有其独特性; 通用性的计算处理方法一旦与空间定位特征结合, 就必然要作深层次的改进, 就不仅是简单的具体应用, 这种改进应当是GIS研究人员需独立完成的工作, 同时也是显示GIS学术地位的工作。

从何处来寻找GIS数据处理在空间定位特征上体现的独特性? 答案要从GIS的核心科学问题中寻找。空间认知是GIS研究的核心问题之一, 即研究地理实体世界在人们大脑中如何建立空间概念, 如何在表达空间中描述地理事物与现象, 如何在心像地图中通过认知推理解释空间现象、提取空间规律^[3]。GIS的理论基础, 在一定程度上属于认知科学的范畴, 美国NCGIA等研究机构已将空间认知作为GIS研究的核心理论问题提出来了。

一旦从空间认知角度讨论GIS功能与技术方法(包括空间数据挖掘), 就需要考虑认知主体的特征, 而不能仅仅局限于数据客体本身。人在识别、辨析、发掘地理信息的过程中, 受认知能力、认知环境、知识背景的影响, 获取的信息以及对信息的诠释会有较大的差别。从认知心理学原理看, 人们在对空间认知的过程中, 会不自觉地受一些共性的认知原则控制, 这使得我们在研究设计GIS分析模型、算法时, 不仅要考虑数据本身的特性, 同时还要考虑其在后继应用过程中认知主体的特征^[4,5]。目前在学术界比较热门的基于本体论的GIS研究, 就在于试图将本体存在与被认知两个过程区分开, 剥离认知过程建立本体地理信息概念, 仅仅考虑地理实体本身, 归纳出较多共性, 然后与不同领域的认知过程结合, 达到服务于多用户的目的。

传统的地图学已注意到基于地图图形、符号的分析处理, 需要将数学模型与认知识别的心理学规则结合, 才能获得符合我们认知规则的结果, 如基于Bertin符号参量的地图符号设计与分析^[6]、基于格式塔原则的空间分布模式读图识

别, 等等。空间数据挖掘研究面临着同样的问题, 需要从空间认知原则出发在视觉识别过程提取空间分布规律、分布模式以及过程机理, 这是GIS空间数据挖掘区别于诸如社会经济等一般性非空间数据挖掘的重要方面。本文试图从一个小问题的研究来阐明这一观点, 以目前在空间数据挖掘研究中应用较广的空间聚类分析为例, 讨论如何将格式塔视觉识别原则与常规的聚类分析方法结合, 来挖掘建筑物群、岛屿群目标的空间分布模式。本文在研究两目标距离关系时, 不仅考察欧氏空间的远近(位置差异), 还包括在模式结构上对认知效应有重要影响的方向差异、大小差异、形状差异等因素, 提出“视觉距离”的概念取代“欧氏距离”, 采用了计算几何的Delaunay三角网模型来提取计算视觉距离。

2 动机

空间群目标是GIS数据类型中的复杂目标, 在空间场中通过地理现象相互作用, 形成特定结构的分布模式, 该类目标在自然地理、人文地理现象中具有大量实例, 是GIS空间分析重要对象之一。群目标的分析与简单目标不同, 其分析过程对单个目标的个体特征不感兴趣, 关心的是群体分布所隐含的空间结构化信息, 分析的目的在于提取空间相关规律。在GIS研究中, 群目标的分布模式识别通常通过聚类分析来完成, 根据距离关系将目标群划分为若干个组, 使得组内元素的联系比跨组间元素的联系要紧密。根据对“相关性联系”的不同定义, 在多元统计分析中提出了多种聚类方法, 包括基于欧氏距离的、基于密度的、基于层次的、基于概率分布的等^[7]。

纯粹的统计聚类方法将实体元素视为0维的点, 其间的疏密关系通过欧氏距离计算, 应用到空间群目标模式识别时, 这一处理策略显然是不合理的。实际地理空间的实体是具有一定覆盖范围且有特定分布态势的2维几何实体, 相互间的距离计算不能简单当作两点距离处理, 两实体间的疏密关系判断要顾及方向、大小差异、形状相似性等, 除非是大尺度空间可以将目标视为无大小的点。当目标间的欧氏距离相差无几时, 在视觉识别上判断目标分布模式将主要由其他因素决定, 几乎可以不考虑距离远近。

如图1所示, (a)图建筑物间的距离相近(尽管在定量化数值上存在微小差异, 但已不是我们

肉眼能分辨出的),根据同方向、同大小、同形状的格式塔完形原则肉眼识别得到(b)图的模式划分结果,然而由计算机根据严格的距离远近比较得到了(c)图的识别效果,严重歪曲了建筑物群的分布模式,在这里欧氏距离对分布模式识别已完全不起控制作用。

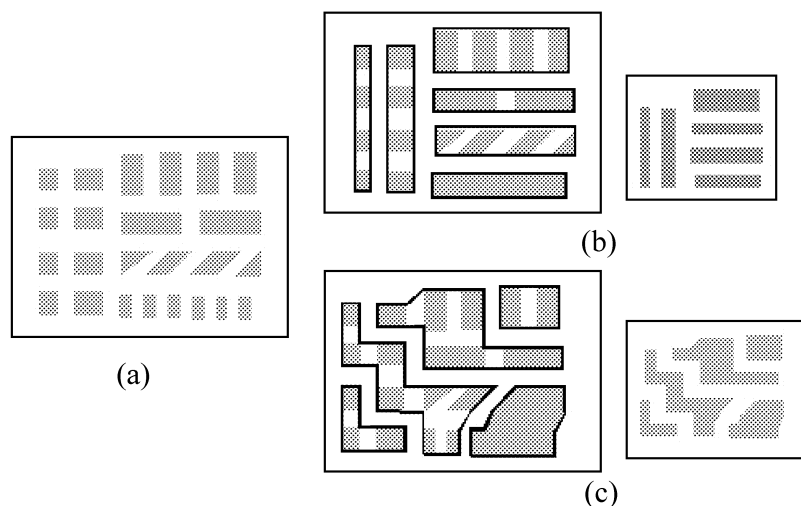


图1 由大小、方向、形状相近识别建筑物分布模式示例((b)正确,(c)不正确)

Fig.1 Two cases of building cluster recognition((b) correct considering the size, orientation and shape but (c) incorrect)

这样,在小尺度空间对建筑物群这类目标进行空间聚类时,需寻求新的距离概念来表达两目标之间疏密关系,使其能合理地表达视觉识别上的差异,同时在类型的划分(包括数目和层次)上也要符合视觉识别的原则。

3 基于格式塔原则的视觉距离计算

3.1 格式塔原则

模式、结构是空间目标分布形成的一种态势、一种相互依存的空间构架,在视觉判断中自觉将其归为一整体构造。在这一识别判断过程中,人们会不自觉地受一些规则约束,其中格式塔视觉识别原则是其中之一,它在认知心理学上也称为完形识别原则。

单词 Gestalt 来源于德语,其原始含义为形式(form)或形状(shape),而在心理学中又赋予它层次更高的含义,特别强调具有 praeganz(简洁、完备)性质与表象的完整性,有关研究将格式塔定义为“各部分之间相互影响的一个有机整体,具有整体大于各部分之和的特性”。认知心理学认为意识不等于感觉元素的简单集合,人在视觉感知过程中,总是会自然而然地有一种追求事物的结构整体性或守形性的趋势,视觉形象首先是作为统

一的整体被认知的,而后才以部分的形式被认知。也就是说,我们先“看见”一个构图的整体,然后才“看见”组成这一构图整体的各个部分。由这一规则可派生出若干亚原则,称作组织律,即某些图形组织的规律,包括图形和背景原则、接近性原则、相似性原则、连续性原则、完美图形原则等^[4,8]。

在空间聚类或模式识别中,通常只考虑元素间的欧氏距离,把距离近的归为同一类,把距离远的归到不同类。这是因为在尺度上实体单元的大小比相互间距离小得多,在识别中几乎可以忽略实体的大小、方向、布局等因素对模式结构的影响,但对于图1的情形,在模式识别中非距离因素上升为主要控制条件。于是产生了问题:如何构造一个参量从视觉认知意义上来描述实体间的差异?

这里我们建立一种新的距离概念“视觉距离”,用于不同元素间视觉识别上的疏密关系表达,该距离的定义考虑3个因素:欧氏距离上的远近、方向布局上的差异和大小差异,将三者融合到一起建立视觉距离概念,以期解决图1模式识别中的问题,即当所有目标间的欧氏距离相差无几时,那些方位相同、大小接近的两目标,在视觉识别中表现出密切的关系,其间的视觉距离数值小,从而顾及视觉识别上的格式塔原则。多边形目标间的距离计算是一个复杂的问题,存在最大距离、最小距离、重心距离、平均距离等,这些距离概念只是考虑了空间目标的几何特征,不能较好地描述视觉识别上疏远与亲密的关系,广义上的距离还包括诸如“社会心理距离”等,需要考虑除“位置远近”以外的其他因素。

视觉距离的计算需要解决两个问题:一是采用什么几何模型可以同时提取计算3个参量;二是如何将不具有可比性的量纲参量融为一体。

3.2 几何模型

以小尺度空间中建筑物群的模式识别为例提出“视觉距离”计算的几何模型。建筑物多边形间的空间关系判断是一种综合考虑距离、方向、大小等因素的邻近分析,几何构造 Delaunay 三角网所具备的“外接圆规则”和“最邻近连接”特征使得其成为空间邻近分析中的有力工具,已广泛应用于空间冲突探测、空间距离计算等^[5,9~11]。这里运用 Delaunay 三角网建立建筑物群的空间等剖分几何模型,为视觉距离计算做准备。

参加三角网构建数据为建筑物多边形边界上

的点, 为避免多边形边界与三角形相交, 采用约束 Delaunay 三角网。为解决建筑物多边形长边界导致的约束条件与“最邻近连接”之间的矛盾, 我们采用边界点内插的方法, 从而避免狭长形三角形的产生, 内插步长设置为相邻建筑物间的最小距离, 有关该问题的详细讨论和具体实现过程见作者早期文献 [5, 9]。这里只考察跨接不同建筑物间的三角形, 通过“三角形三顶点是否落在同一多边形边界上”的条件判断, 剔除那些位于建筑物多边形内部或位于其凹部区域的三角形, 对剩下的三角形按文献 [9] 的方法构建骨架线, 得到图 2 所示的建筑物群剖分结构, 类似于 Voronoi 图剖分^[12]。

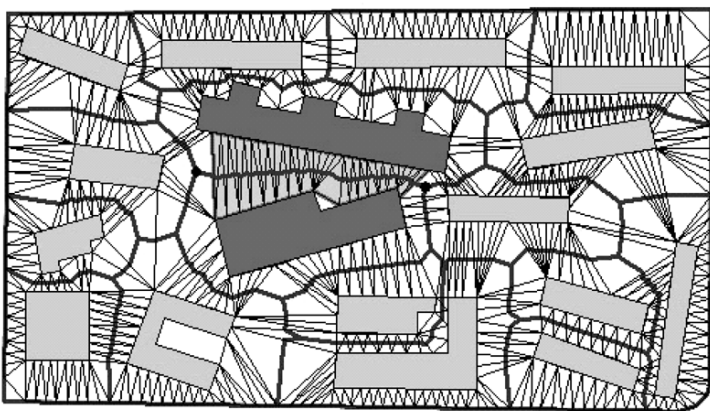


图2 建筑物群剖分结果及相邻目标通视区域示例

Fig.2 The partitioning of building cluster and an illustration of visible region between two neighbor buildings

3.3 视觉距离计算

建筑物多边形间的空白区域被三角网所覆盖, 由于 Delaunay 三角网的最邻近连接特征, 跨越两相邻多边形边界的三角形集构成了其间的通视区域, 如图 2 所示。三角形集通视区域及其穿越该通视区域的骨架线, 在几何特征上较好地描述了两目标间的空间关系。两多边形间的距离处处不一样, 通过通视区域的平均宽度可以表达两目标间的位置远近, 互相面对的通视区域边界的拟和直线的夹角可以表达两目标空间布局走向是否一致。

根据上述讨论的视觉距离由欧氏距离、方向差异、大小差异的复合, 定义视觉距离:

$$Vds = f(Avg - dis, direction, Size)$$

首先在上述剖分模型上计算 3 个独立的参量。两目标间平均距离的计算, 采用微积分思想, 认为布设在通视区域中的三角形是剖分的片元, 片元三角形的高表达局部的两点距离, 以骨架线落在当前三角形部分的长度占整条骨架线长度的

比率作为加权值, 通过累积得到两目标间的加权平均距离, 计算公式如下

$$\bar{W} = \frac{\sum_{i=0}^k \frac{P_i P_{i+1}}{l} W_{i1} W_{i2}}{1}$$

其中, l 为骨架线长度, $W_{i1} W_{i2}$ 为局部区域的间距, $P_i P_{i+1}$ 为局部区域骨架线长度。在描述目标间远近关系上, 基于三角形剖分的平均距离比最小距离有改善。如图 3, A 与 B, A 与 C 最小距离相同, 但按照该计算方法 A 与 C 的平均距离要小于 A 与 B 的平均距离, 这符合视觉感知上 A C 比 A B 关系密切的判断。

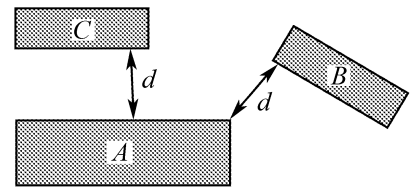


图3 最小距离相同, 视觉远近不同示例

Fig.3 The minimum distance between A and C is same as that between A and B, but visually A to C is closer

另外两个影响视觉感知的因素是方向差异及大小差异, 可分别表达为两直线的夹角及面积的比率。如何寻求函数 f 将 3 个不同量纲的参量集成为统一的视觉距离具有一定难度, 顾及到欧氏距离仍然是描述目标关系疏密的主导因素, 这里将方向差异、大小差异作为权值加载到平均距离上。

用 C_d , C_s 分别表示方向差异权值和大小差异权值, 设定权值的变化范围为 $[1, 2]$, C_d 对应方向夹角为 $[0, 90^\circ]$, 角度越大 C_d 越大, 其作用是使视觉距离增大, 解释为因为布局方向的不一致导致视觉判别上关系疏远。

大小差异由面积比率(由其中的小面积比大面积)表达。 C_s 的变化范围为 $[1, 2]$ 对应面积比率为 $[1, 0.25]$, 如果面积比小于 0.25, 则大小差异的权值强制为 2, 解释为两目标面积大小越悬殊(面积比越小), C_s 权值越大, 接近 2, 导致视觉距离增大, 表明两目标关系趋向于疏远。需要说明的是, 这些阈值的设定是基于大量实验后的经验值, 难以从原理上解释, 但可以根据其变化趋势分析其对视觉距离的影响。

图 4 及表 1 中的数值表达了视觉距离计算的过程及结果, 从中可看出视觉距离与常规的最小距离的差异, 如, 比较连接线 2 与 3, 最小距离相差无几, 但 3 的视觉距离要比 2 小得多, 由于 3 连

接的两多边形的大小、方向比较接近,从而体现出更密切的关系,符合视觉判断结果。

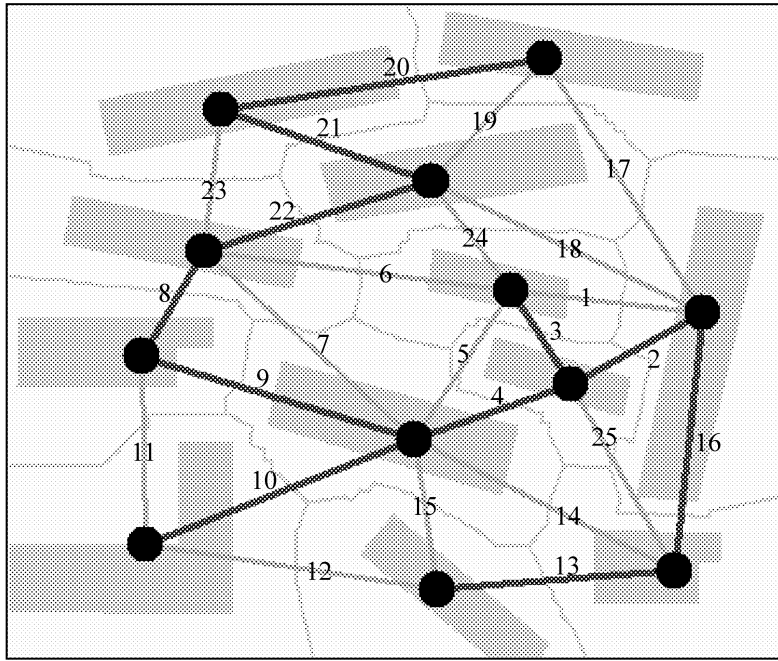


图4 建筑物群的邻近连接及 MST 树表达

Fig.4 The neighbor graph and MST tree representation of building cluster

表1 视觉距离计算的有关参量及结果

Tab.1 Parameters of visual distance computation

No	MnDis	AvegDis	Weight Size	Weight Face	Distance
1	3.120	3.268	1.437	1.000	4.697
2	0.920	1.617	1.435	1.000	2.320
3	0.990	1.475	1.007	1.000	1.485
4	1.140	1.848	1.417	1.000	2.619
5	3.140	3.306	1.420	1.000	4.693
6	3.750	3.796	1.322	1.500	7.524
7	2.140	2.569	1.202	1.000	3.087
8	1.350	1.864	1.041	1.000	1.941
9	2.060	2.350	1.172	1.000	2.754
10	1.160	2.227	1.168	1.000	2.602
11	1.630	3.365	1.294	1.000	4.354
12	3.620	3.824	1.349	1.500	7.739
13	1.800	2.486	1.118	1.000	2.779
14	2.900	3.102	1.319	1.000	4.091
15	1.480	2.430	1.248	1.000	3.032
16	0.960	1.391	1.346	1.000	1.872
17	3.070	3.238	1.178	1.000	3.813
18	3.250	3.434	1.103	1.500	5.680
19	1.200	2.084	1.090	1.000	2.271
20	1.310	1.554	1.117	1.000	1.735
21	1.500	1.735	1.031	1.000	1.789
22	1.160	1.994	1.163	1.000	2.319
23	1.440	2.238	1.196	1.000	2.654
24	1.280	2.243	1.404	1.000	3.141
25	3.637	3.637	1.201	1.500	6.550

4 基于 MST 方法的空间聚类

基于视觉距离对多边形群进行空间聚类,这里采用最小支撑树 MST 方法。MST 为多边形群

连接的邻近图,具有所有连接点相通、无闭合环且树的连接边的距离和最小的特征^[13],MST 是空间聚类的有力支撑工具,通过树的逐级剪枝可获得不同层次的聚类结果。与其他统计分析聚类方法相比,基于 MST 树的方法可以不必预先确定分多少类,通过后验分支距离的大小决定,同时在剪枝过程中,元素的空间分布模式可作为附加条件,非常符合本研究的应用需求。

在剖分模型上,根据通视关系可提取任意多边形目标的邻近目标,该邻近关系通过边的连接表达,而连接点代表多边形建筑物的重心点,得到的结果为如图5所示的邻近图。这里邻近图的边上被赋予视觉距离而非连接点间的实际欧氏距离。

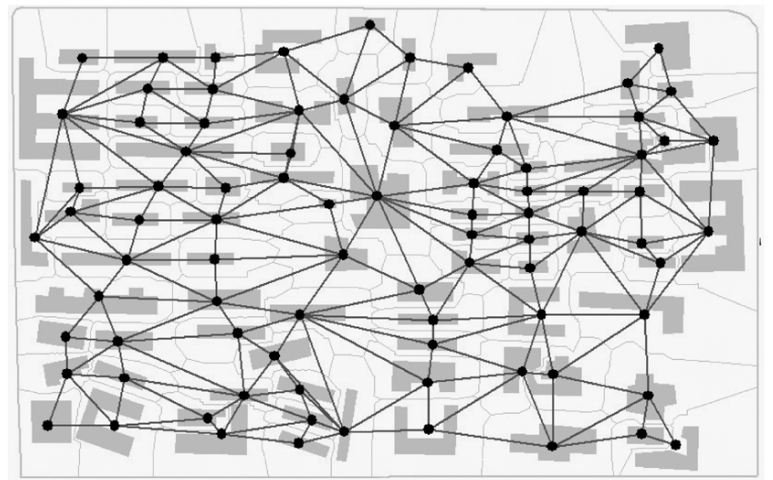


图5 基于邻近关系的建筑物群连接图

Fig.5 A neighborhood graph of building cluster based on adjacency relationship

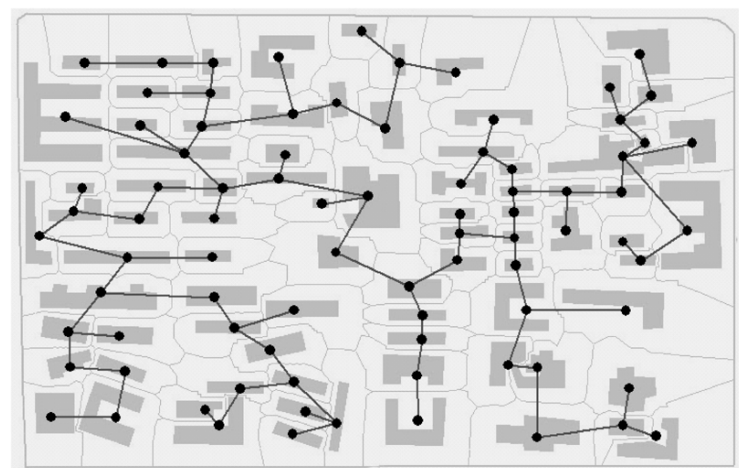


图6 在图5 邻近图上生成的最小支撑树 MST

Fig.6 The generation of MST tree from the neighborhood graph in fig.5

采用计算几何的基于图的 MST 生成算法,将邻近图上的部分连接边删除,保证无闭合环且保留边上的视觉距离和为最小,得到基于视觉距离的最小支撑树 MST,如图6所示。图4 上的粗线表示 MST 边,对应距离数字在表中也用加粗黑色标示,其余为非 MST 边上的距离。

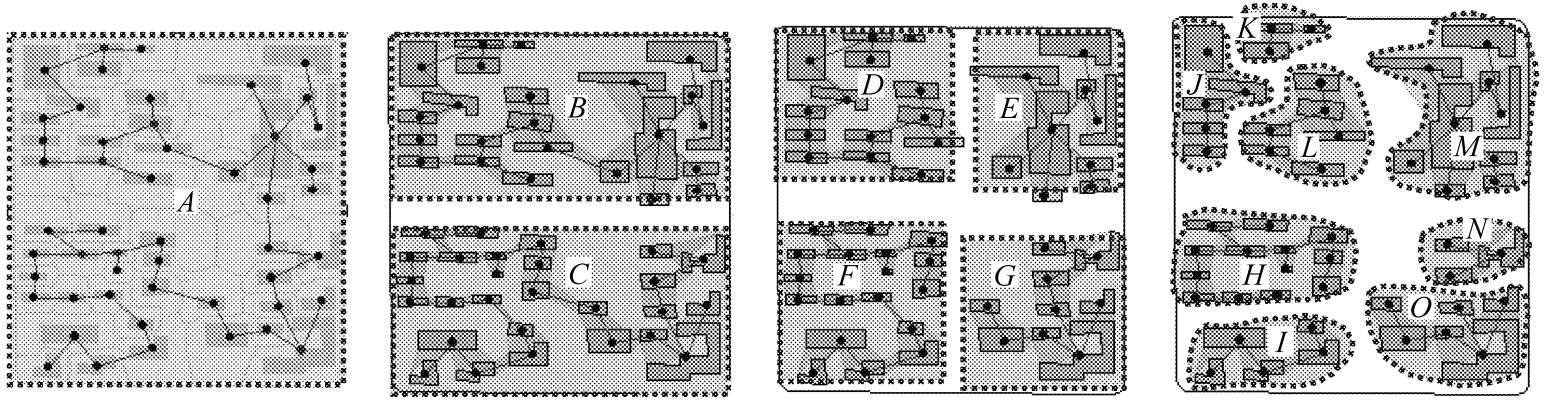


图7 在 MST 树上逐级剪枝获得不同层次的分佈群聚类结果

Fig.7 Progressively clipping MST edges gets polygon clusters at different levels

MST 树将区域内所有目标连成一个整体,且在距离和最小条件下尽量使每个目标与较近的邻近目标连接,对 MST 树任一条边剪枝,都会将目标群分为两组。进一步考察 MST 树的连接边的视觉距离,根据其值大小差异可区分为强连接和弱连接,通过边的视觉距离的方差计算,可了解类型划分是否明显,如果方差大,表明 MST 边的强弱连接差异明显,有明显的类型划分结构,否则表明差异不够明显(距离比较均匀,不具有明显分组结构),难于划分类型。

对于类型划分明显,且有较好层次结构的情形,如图7所示,我们可以在 MST 树上逐级剪枝,在数据结构上得到树结构表达的聚类结果,图8中 A B C DEFG HIJ KL ..., 体现出聚类的层次性,这里树结点 A, B, C, ... 对应于图7中的不同层次的多边形群组。

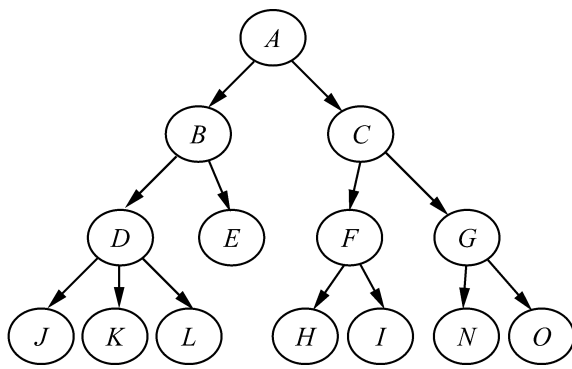


图8 表达图7 聚类过程的结构树

Fig.8 The tree structure to represent the clipping process on MST

更一般的情形是类型划分不明显的,不能简单按照 MST 树各边视觉距离由大到小的顺序逐级剪枝。在视觉识别中,我们有试图将对象归并到某一类的倾向,而不让单个目标独立存在于心像空间,顾及这一事实,在 MST 树的连接边中,某些关键性的连接边不能简单按常规剪枝,否则它连接的目标成为孤立的对象。可区分两种类型的边,一是邻接多于两个结点的交汇点,二是邻接一个或两个结点的单连通点。单连通点与其他目

标的依附关系弱,除非边的视觉距离特别大(可预设一个较大的阈值),否则这类邻接单连通点的边不参加剪枝。而其他的边按视觉距离由大到小逐级剪枝,预设一阈值,当遍历边视觉距离小于等于该阈值时,停止剪枝,保留下来的 MST 边连接的目标构成多边形组分布模式。

图9 是基于1:1万城市街区数据的模式识别实验结果,根据建筑物群的分布结构进行分组。分析该结果,发现具有明显群结构的目标集均能由该方法识别出来,与肉眼视觉识别基本一致。建筑物大小差异不均,分布无规律时,识别结果不能令人满意,这种情形对肉眼识别也是困难的。图9 的情形属于实体间欧氏距离无明显差异,如果采用常规的聚类分析不能得到满意的分组结果。

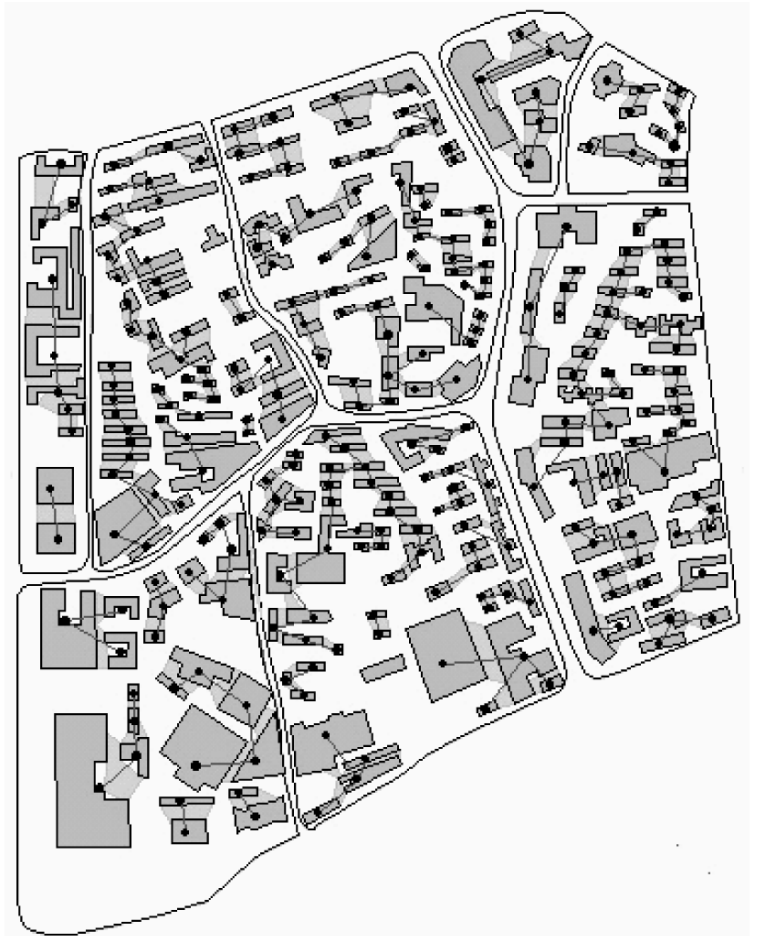


图9 建筑物分佈群识别结果示例

Fig.9 An illustration of building cluster recognition based on MST of visual distance

5 结束语

本文的研究试图表明一个观念,即通用性的数据处理模型在GIS实际应用时,需要根据GIS作为“空间认知”科学的原理,考虑认知主体在感知、辨析、识别、推理不同思维过程中的认知心理原则。这些原则是我们设计GIS分析模型的出发点,通常需要与纯粹的数学方法、几何模型结合,得出体现空间定位特征同时又为我们视觉认知所接受的分析结果。

以格式塔视觉原则为例,本文提出了群目标空间分布模式识别的方法,将通用型的聚类分析应用到建筑物群分布模式数据挖掘时,根据视觉认知对位置、大小、方向的综合考虑,定义了符合格式塔识别原则的视觉距离,基于Delaunay三角网几何构造,建立了视觉距离计算方法。

本研究需进一步探讨的问题包括:格式塔原则的扩展,在视觉距离定义中,至少还应包括“形状”,形状尽管是图形认知中的最本源问题,在GIS领域对大尺度空间认知时,如何用定量化模型描述定义形状的是一个悬而未决的问题。此外本研究只是考虑了格式塔原则中的相似性和邻近性原则,其他还有封闭性、延展性、节奏性等原则还需进一步考虑。与其他聚类与模式识别方法比较,寻找在这类问题研究中的最佳空间聚类方法,聚类分析包含有多种方法,如基于欧氏距离的、基于密度的、基于层次的、基于概率分布的等。

通过认知实验来验证识别结果的好坏,通过不同年龄、不同专业、不同文化背景的人员的认知实验及结果分析,从中寻求空间分布模式挖掘的方法,尤其是有关阈值参量的确定。

参考文献:

- [1] HAN J, KAMBER M. Data Mining: Concepts and Technologies[M]. New York: Morgan Kaufmann, 2000.
- [2] GOODCHILD M F. Geographical Information Science[J]. International Journal of Geographical Information Systems, 1992, 6(1): 31-45.
- [3] GAO Jun. Cartographic Tetrahedron: Explanation of Cartography in the Digital Era[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2004, 33(1): 6-11. (高俊. 地图学四面体——数字化时代地图学的诠释[J]. 测绘学报, 2004, 33(1): 6-11.)
- [4] LI Z, YAN H, AI T. Automated Building Generalization Based on Urban Morphology and Gestalt Theory[J]. International Journal of Geographic Information Sciences, 2004, 18(5): 513-534.
- [5] AI T, GUO R, LIU Y. A Binary Tree Representation of Bend Hierarchical Structure Based on Gestalt Principles[A]. FORER P, YEH A G O, HE J. Proceedings of the 9th International Symposium on Spatial Data Handling[C]. Beijing: [s.n.], 2000. 2a30-2a43.
- [6] BERTIN N. Graphics and Graphic Information Processing[M]. Berlin: Walter de Gruyter, 1981.
- [7] ESTIVILL-CASTRO V, LEEI. Ameba: Hierarchical Clustering Based on Spatial Proximity Using Delaunay Diagram[A]. Proceedings of the 9th International Symposium on Spatial Data Handling[C]. Beijing: [s.n.], 2000.
- [8] THOMSON R C, RICHARDSON D C. The 'Good Continuation' Principle of Perceptual Organization Applied to the Generalization of Road Networks[A]. CD ROM Proceedings of the 19th ICC[C]. Ottawa: [s.n.], 1999.
- [9] AI T H, OOSTEROM P Van. GAP-tree Extensions Based on Skeletons[A]. Advances in Spatial Data Handling[C]. Berlin: Springer-Verlag, 2002. 501-514.
- [10] JONES C B, BUNDY G L, WARE J M. Map Generalization with a Triangulated Data Structure[J]. Cartography and GIS, 1995, 22(4): 317-331.
- [11] WARE J M, JONES C B, BUNDY G L. A Triangulated Spatial Model for Cartographic Generalization of Areal Objects[A]. Advances in GIS Research II (7th Int Symposium on Spatial Data Handling)[C]. London: Taylor & Francis, 1997. 173-192.
- [12] LI C, CHEN J, LI Z. A Raster-based Algorithm for Computing Voronoi Diagrams of Spatial Objects Using Dynamic Distance Transformation[J]. International Journal of Geographic Information Sciences 1999, 13(3): 209-225.
- [13] O'ROURKE J. Computing the Relative Neighborhood Graph in the L1 and L-infinity Metrics[J]. Pattern Recognition, 1982, 15(3): 189-192.

(责任编辑:雷秀丽)