

城郊聚落景观的集聚特征分析方法选择研究

刘焱序, 王仰麟, 彭 建, 袁 媛, 马 晶, 魏 海

(北京大学城市与环境学院地表过程分析与模拟教育部重点实验室, 北京 100871)

摘要: 高度集聚是城郊聚落景观最明显的空间格局特征, 是郊区城市化的直观反映。针对目前景观集聚程度研究空间计算方法缺乏筛选、不具可比性等问题, 通过4种集聚空间算法在不同角度分析典型区域的城郊聚落景观集聚特征, 并在西安市长安区作以简单应用。结果表明: ① 景观集聚度适于区分出同类连续大斑块和不同类破碎小斑块, 核密度适于宏观上集聚组团的识别, 空间关联算法适于空间定位具体要素点的集聚特征, Ripley's L函数适于识别空间距离以确定搜索半径; ② 根据核密度计算结果, 从研究区聚落景观中提取出3个大型组团, 分别命名为“政府商业中心聚落组团”“沣渭新区聚落组团”和“旅游度假区聚落组团”, 其划分模式符合研究区各经济板块的未来发展方向。

关键词: 城郊; 聚落景观; 集聚算法; 尺度

中图分类号: P901

文献标识码: A

文章编号: 1000-0690(2015)06-0674-09

聚落是人类聚居和生活的场所, 包括城市聚落和乡村聚落2种基本形态。目前国内外学者已在聚落布局、聚落形态与分类、聚落景观、聚落用地、聚落生态等方面进行了大量的有益探索^[1]。其中, 对聚落景观的研究既涉及聚落本身在空间上的布局, 也包含了聚落在时间上的演变规律, 及其所对应的生态内涵与社会背景^[2-4]。鉴于聚落景观是一个涉及社会、经济、资源、生态诸要素的复杂系统, 目前的聚落地理学研究在数据准备、方法支撑、机理探索等方面仍有提升空间。如何与规划学、经济学、管理学等有机结合, 成为学科发展的重要趋向。因此, 在文化地理学或规划学范畴内强化GIS技术和数理研究手段在聚落景观研究中的应用, 进一步探索新的、符合实际的计量综合模型, 正是在方法上实现进行跨学科综合研究的核心环节^[5]。

地理学研究中, 对空间集聚特征的关注往往以经济活动的空间集聚为出发点^[6]。但由于城乡聚落是经济活动的空间载体, 空间集聚扩散研究直接牵扯到国土开发与城乡建设的空间布局^[7]。在城市化过程中, 聚落景观的集聚趋势是城郊聚落

景观最明显的空间格局特征, 也具有规划布局、经济收益和社会结构等综合内涵。然而, 多数研究对这种集聚形式仅进行了数量、密度或者全局的景观集聚度运算, 计算方法未经筛选, 且不同研究缺乏可比性。同时, 描述集聚程度的核密度、空间自相关等算法已经在地理学其他领域中大量应用。如何正确、有效的针对聚落景观研究引入这些空间算法, 避免简单的模仿软件操作而忽视机理分析, 是GIS技术引入聚落景观研究之前必须首先明确的问题。基于此, 本研究试图采用不同空间分析算法, 对特定城郊县区的聚落分布集聚特征进行提取, 探索符合实际的计量模型, 并基于不同模型的运算特点分析研究区聚落景观的集聚机理。

1 数据准备

1.1 研究区概况

陕西省西安市长安区地处关中平原腹地, 南部属于秦岭北麓, 北部紧邻西安市中心市区。2002年, 原长安县撤县设区, 区政府距西安市中心仅8.7 km; 2010年, 西安市“十二五”规划纲要中将长安区列入西安市主城区, 全市由“城六区”变为

收稿日期: 2014-03-12; 修订日期: 2014-06-22

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(41330747)资助。

作者简介: 刘焱序(1988-), 男, 陕西西安人, 博士研究生, 研究方向为综合自然地理与景观生态。E-mail: liuyanxu@pku.edu.cn

通讯作者: 王仰麟, 教授。E-mail: ylwang@urban.pku.edu.cn

“城七区”。撤县设区后诸多高校的进驻和产业园区的设立使该区成为中国西部郊区快速城市化的典型案例。然而,作为山地与平原的交界地带,长安区南部的秦岭海拔较高,是陕西省内重要的生态保护与水源涵养地区,旅游业发达但聚落相对稀少,在聚落景观格局上形成了巨大的南北差异。由于其兼具城乡交错带与山地平原过渡带的特征,所以既需要考虑城市化作用下不同聚落间的集聚效应,又需要注意地形导致的计算过程中的尺度选择问题。将该区作为具体研究案例,其空间位置比较典型。研究区地理位置如图1所示。

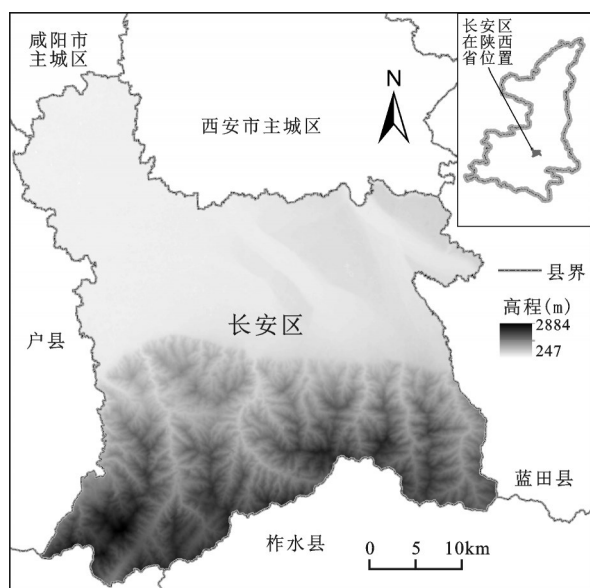


图1 研究区位置

Fig.1 The location of study area

1.2 数据预处理

研究数据源自基于 SPOT-5 卫星解译所得的土地利用类型图矢量成品,空间比例尺为 1:50 000,日期为 2008 年。所提取的“聚落”特指提取出的“城镇”与“农村居民点”2种用地类型。为去除一些破碎对结果的影响,将提取并融合后面积小于 1 000 m²的斑块全部去除,在矢量到栅格的转换中选用 30 m 作为图像分辨率。生成的栅格图像可直接用于景观集聚度指数的计算。同时,将去除碎斑的矢量数据按照其几何中心生成点文件,用于核密度、空间自相关和 Replay's L 指数的计算。上述 3 种集聚识别算法将矢量要素的空间面积作为权重层,计算距离时读取其空间中心坐标进行运算。

2 研究方法

2.1 景观集聚度指数测算

景观集聚度指数 CONTAG 是描述景观格局最常用也是最重要的指数之一。集聚度通常度量同一类型斑块的集聚程度,取值在 0~100 间。其取值受到类型总数和均匀度的影响,一般来说,高值说明景观中的某种优势斑块类型形成了良好的连接性;反之则表明景观是具有多种要素的密集格局,景观的破碎化程度较高。如果一个景观是由许多离散的小斑块组成,集聚度值比较小,否则集聚度比较大。与多样性、均匀度不同,集聚度明确考虑斑块类型之间的相邻关系。公式如下^[8]:

$$CONT = \left[1 + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{P_{ij} \ln(P_{ij})}{2 \ln(m)} \right] \times 100 \quad (1)$$

式中, m 是斑块类型总数, P_{ij} 是随机 2 个相邻的栅格细胞属于类型 i 与 j 的概率。

2.2 核密度测算

核密度估计法(kernel density estimation, KDE)主要是借助一个移动的单元格对点或线格局的密度进行估计^[9]。运算是以样本点为圆心,靠搜索半径产生圆,圆心处的栅格单元密度值最高,离开圆心越远,密度越低,逐步递减,到边界处密度值为零。通常使用的 Rosenblatt-Parzen 核估计如下^[10]:

$$f_n(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n k\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (2)$$

式中, $k(\cdot)$ 称为核函数; $h > 0$, 为带宽; $(x-x_i)$ 表示估计点 x 到样本 x_i 处的距离。

在 ArcGIS 平台下的核密度运算中,首先人为或自动定义一个搜索半径 h ,以滑动的圆统计圆内要素的数量,然后人为确定结果输出的栅格大小;随后通过核函数计算圆内每个要素对各个栅格的密度贡献值,那么每个栅格的密度值即各个要素对该栅格贡献值的累加;最后输出每个栅格单元的密度值^[11]。

2.3 局部空间关联测算

描述局部空间关联性最常用的 2 个指数是局部自相关 Moran 指数和 G 系数。局部 Moran 指数被定义为^[12]:

$$I_i = \frac{(x_i - \bar{x})}{s^2} \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_j - \bar{x}), \quad s^2 = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^{n-1} w_{ij} (x_j - \bar{x})^2}{n-1}$$

$$Z(I_i) = \frac{I_i - E(I_i)}{\sqrt{Var(I_i)}} \quad (3)$$

式中, x_i 为空间单元 i 的属性值, w 为空间权重矩阵, w_{ij} 即空间单元 i, j 之间的影响程度, \bar{x} 为范围内空间单元的平均值, n 为单元数量。 $E(I_i)$ 和 $Var(I_i)$ 是其理论期望和理论方差。 $Z(I_i)$ 大于 1.96 表示显著的空间聚集, 1.65~1.96 表示较显著的空间聚集, -1.64~-1.96 表示空间随机, -1.96~-1.65 表示较显著的空间分散, 小于 -1.96 表示显著的空间分散。

用于热点分析的 Getis-Ord G_i^* 指数同样可以识别不同空间位置的聚簇关系。其定义为^[13]:

$$G_i^*(d) = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij}(d)x_j}{\sum_{j=1}^n x_j}, \quad Z(G_i^*) = \frac{G_i^* - E(G_i^*)}{\sqrt{Var(G_i^*)}} \quad (4)$$

式中, d 为各空间单元间的相互距离, w_{ij} 是以距离定义的空间权重, x_i, x_j 为空间单元 i, j 的属性值, $E(G_i^*)$ 和 $Var(G_i^*)$ 分别是 G_i^* 的数学期望和方差。如果 $Z(G_i^*)$ 为正且显著, 表明位置 i 周围的值相对高于均值, 属高值空间聚集——热点区; 反之, 如果 $Z(G_i^*)$ 为负且显著, 则表明位置 i 周围的值相对低于均值, 属低值空间聚集——冷点区。

2.4 Ripley's L 指数测算

Ripley's 系列函数主要用于描述空间分布往往呈集聚或规则, 而不是完全随机分布的特征。Ripley's K 函数的核心公式为^[14]:

$$K(d) = A \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{\delta_{ij}(d)}{n^2}, \quad \delta_{ij}(d) = \begin{cases} 1 & (d_{ij} < d) \\ 0 & (d_{ij} > d) \end{cases} \quad (5)$$

式中, n 为区域内的要素总数, A 为区域面积, d 为搜索半径, d_{ij} 为要素 i 与要素 j 之间的距离。由于每个要素除自己与周围要素遍历运算一遍外, 还被周围要素遍历运算 n 遍, 因此要再除以 n 。由于 $K(d)$ 会随着 d 的增大而迅速增大, 为方便对比, 以 $L(d)$ 取代 $K(d)$ ^[15]:

$$L(d) = \sqrt{\frac{K(d)}{\pi}} - d \quad (6)$$

在随机分布条件下, $K(d) = \pi d^2$, 则 $L(d) = 0$ 。当 $L(d) > 0$ 时则为集聚分布, 当 $L(d) < 0$ 时则为规则分布。

3 研究结果

3.1 景观聚集度分析

在 Fragstats 4.1 下采用移动窗口法逐像元计算一定半径内的景观聚集度, 其中搜索半径依次为 150 m、300 m、600 m、900 m、1 200 m 和 1 500 m, 如图 2 所示。显然, 搜索半径越短, 则聚集度越向阈值区间的两极靠拢; 搜索半径越长, 则相邻斑

块集聚度的相似性就越明显。同时, 所得出的景观聚集度高值区域恰为农村居民点稀少的秦岭山区。这是由于将景观聚落斑块和景观基质两种属性带入运算规则时, 显然聚落斑块较少的地方由于基质的大面积连片而使结果数值较大, 出现集聚的特性。而集聚度较低的地方, 有可能是聚落斑块密布导致 2 种不同的景观相互交错, 可以作为聚落的边界部分。

显然, 使用景观聚集度指数不仅可以将斑块和基质两种要素同时纳入运算中, 描述整体的景观格局, 而且在运算中考虑到斑块面积对结果的影响, 空间特征明显。然而, 作为“景观层面”而非“类型层面”的景观指数, 其将不同类型的要素等同看待不利于问题的发现。例如本文假设城市进一步扩张, 研究区北部的聚落连为一体, 则某些聚落的集聚度可能会与基质连续的秦岭山中的集聚度相同, 难以识别。另外, 移动窗口算法并不超出研究区进行遍历搜索, 因而计算结果会根据搜索半径将研究区边缘部分裁切, 即边缘像元是无景观指数的, 那么某些在研究区边缘出现的空间要素的集聚性则不宜体现。因此, 可能出现遍历搜索半径越大, 计算结果的可用性就越低的情况, 本研究将半径扩大到 1 500 m 时已明显产生该现象。因此, 半径选择不宜过大是采用 Fragstats 软件处理描述全局景观的景观指数时必须高度注意的一点。

3.2 核密度分析

以斑块几何中心为坐标转换聚落为矢量点图层, 以聚落斑块面积为权重进行核密度运算, 如图 3 所示。与聚集度指数类似, 其搜索半径参数值越大, 生成的密度栅格越平滑且概化程度越高; 值越小, 生成的栅格所显示的信息越详细。本研究经过尝试, 选择图 3 所示 300~5 400 m 6 个半径进行对比。结果直观显示出, 研究区山地与平原的交界处是极其明显的城乡交界线, 但山麓下的集聚水平并不一定低于北部平原部分。随着城市化进程的继续, 这种明显的聚落及人口分布南北差异可能会进一步扩大。

显然, 在核密度指数的应用中, 选择的搜索半径应相对比较大, 才能充分体现出要素景观的密度空间差异。同时, 随着搜索半径的扩大, 核密度的计算结果值快速减小, 在本研究中 900 m 半径运算尚不能显示平原聚落间的组团特征, 而 3 600 m

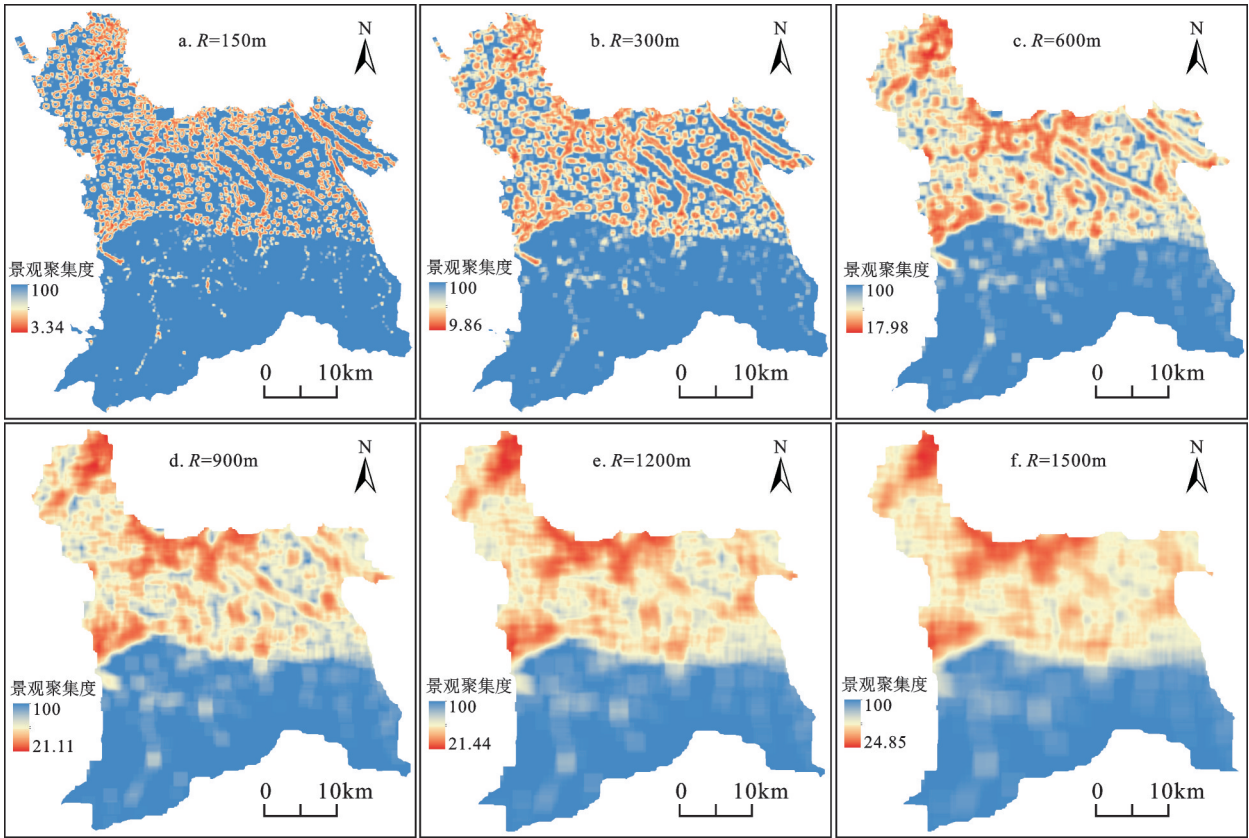


图2 景观聚集度指数

Fig.2 The contagion index

半径运算中已经难以发现山区聚落景观的集聚关系,5 400 m半径运算更是难以反映东部和南部大面积的空间差异,说明对核密度半径的选择问题是值得高度重视的。核密度函数的主要误用正是在于搜索半径的不确定性导致了显著的结果差异,以至于形成不同的分析角度。然而目前多数研究往往使用ArcGIS空间分析模块中系统默认的半径,忽视了研究区的实际特征。

3.3 局部空间关联分析

采用反距离权重法,利用ArcGIS聚类分布工具集对聚落景观的散点图进行空间关联分析,权重层选择聚落点本身作为面状要素时的面积值,如图4所示。与上两种算法生成栅格点不同,本算法直接在矢量点上建立属性,在默认状态下的搜索半径是全局。所谓高高集聚,即描述在0.05的显著性水平下高值要素被高值环绕;所谓高低集聚,即描述高值要素被低值环绕。由于小面积的聚落相对较多,分布散乱,因而计算仅能得出少数大面积聚落即高值间的集聚关系,低值与低值之间集聚性不显著。靠近于城区的聚落景观有较多的高高集

聚,即城区附近较大聚落对应着邻近的较大聚落;而城区向山区的空间过渡中有较多高低集聚,即郊区附近较大聚落对应着邻近的较小聚落。这一特征体现了城市在空间上的向外蔓延。

与空间自相关相似,带入相同参数后的热点分析中也显示了仅有高值集聚(热点)而无低值集聚(冷点)的特征。但与自相关有所差异,热点分析描述的是高值与高值间或低值与低值间的紧密程度。在本研究的判定中,分别将 $Z=1.65$ 、 $Z=1.96$ 、 $Z=2.58$ 作为普通点、较热点、热点、极热点的分界标准。可见,在研究区中部同样有大量大面积聚落的集聚,而这种关系由于在空间自相关中因为筛选的侧重点不同而未能体现。与景观指数和核密度的算法不同,空间关联算法不生成连续栅格,而仅通过矢量要素间的运算识别出具体特征要素的位置。显然空间趋势面信息和具体点位信息的应用目的是不同的,在具体选择中必须恰当取舍。即便选定使用空间关联算法得出矢量结果,也必须确定研究思路是侧重的解释集聚的程度还是集聚的对比差异性。尤其是Moran'I指数判定

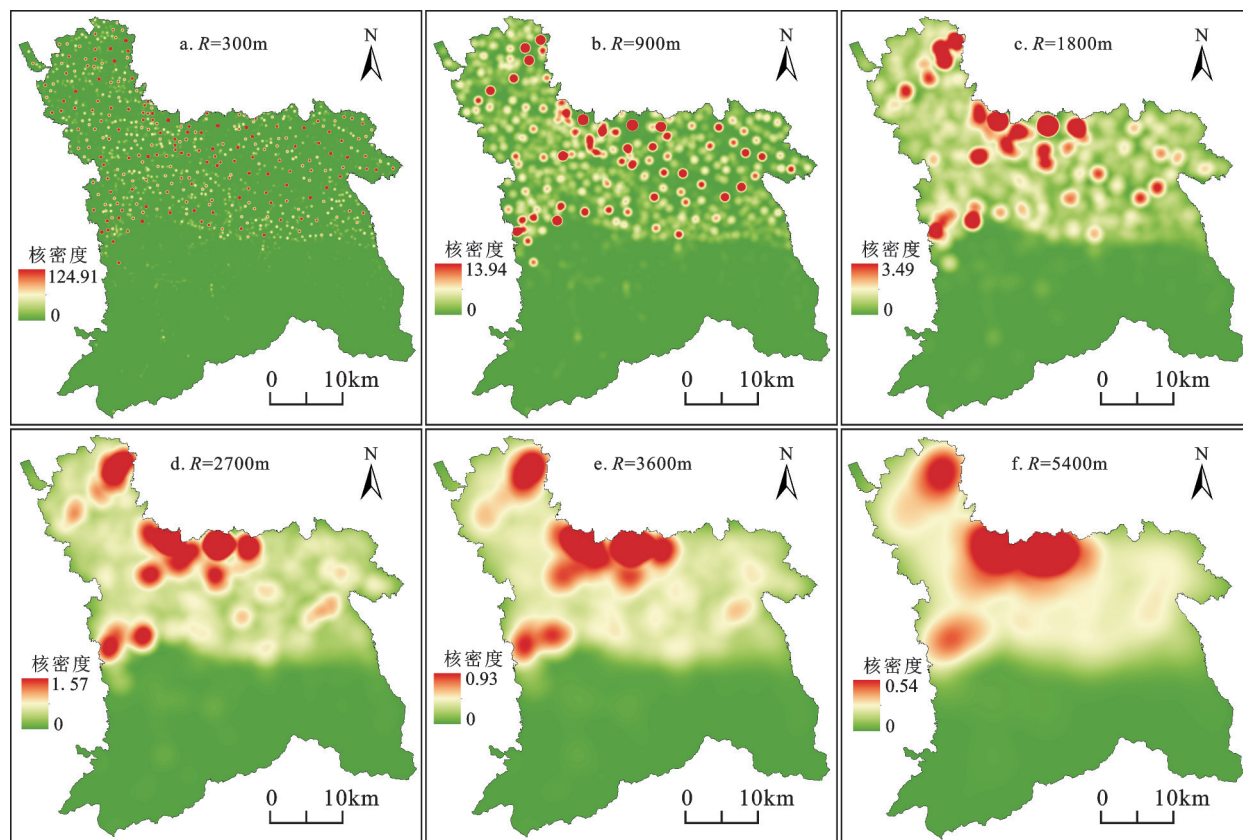


图3 核密度指数

Fig.3 Kernel density index

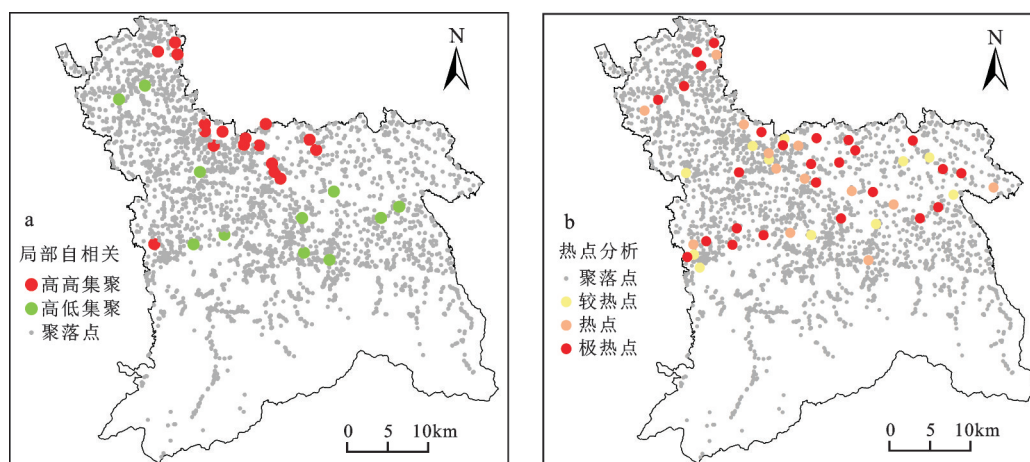


图4 局部空间关联指数

Fig.4 Local index for spatial relations

高高集聚的“门槛”相对G系数较高,在大量应用Moran指数的同时,须注意其能否提取出足够多的高值集聚关系。

3.4 Ripley's L指数分析

Ripley's L指数的计算在ArcMap10.0平台下

进行,计算范围限定为研究区的矢量边界,超出边界搜索的矫正方法选用“Simulate Outer Boundary Values”模块,即在研究区域边界外创建边界内所发现点的镜像点,以便校正边附近的低估现象。如图5所示。可见,聚落景观呈现先趋于规则后趋

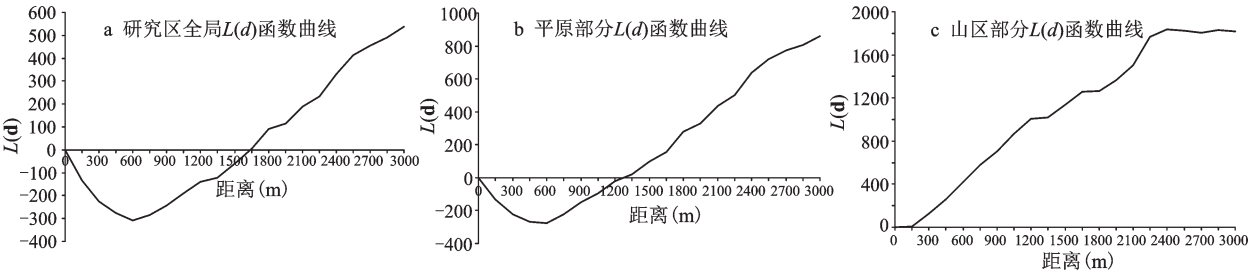


图5 Ripley's L 指数
Fig.5 Ripley's L index

于集聚的特征。其中,在600 m半径左右分布规则性最大,在1 600 m半径左右分布趋于随机性,而随后出现集聚的特性。作为尺度选择算法, $L(d)$ 函数最小值和0值所对应的半径距离600 m和1 600 m是计算的关键结果。当然对于研究区聚落景观而言,山地与平原两种地貌差异极大,山区在1 600 m半径的研究尺度下应当难以发现其集聚分布的特征,而平原在600 m半径尺度下也许规则分布的特征已经体现不够明显。为反映这种规律,沿着山麓线将聚落矢量化为平原部分和山区部分,分别构建 $L(d)$ 函数。可见聚落密布的平原区域在搜索半径较小时依然体现出明显的规则分布特征;而山区由于聚落多分布在河谷附近,在150 m半径处已经有集聚特征,体现出明显的空间分异性。

Ripley's 系列指数算法的优势在于能对一定距离范围内的空间集聚特征进行汇总,对如何进行探索距离的选择有重要的参考意义。尤其是对于景观研究,进行Ripley's 系列指数的运算有助于在探讨空间格局时对空间尺度的确立。由于该指数侧重于在统计意义上解释尺度与全局要素集聚的关系,难以反映空间上局部要素之间的彼此联系,因而单独应用不宜体现具体的空间差异与现实地理问题。但是如果能将Ripley's 系列指数多次应用于不同的局部区域,则可以有效判定出不

同子区域对尺度放缩的不同响应规律,达到尺度选择的目的。

4 算法总结与应用

4.1 集聚空间算法选择

目前本研究所列举4种算法已在具体研究中取得广泛应用,但在一些研究中算法应用中的少数细节问题往往被忽视,而对此类算法的相互比较和总结尚比较少见,导致降低了分析的精确性和可用性。本研究基于同一数据源使用4种空间算法,拟对常用算法的应用特点作以描述,如表1所示。

移动窗口法实现了景观指数以空间形式表现,在景观格局分析中应用极为广泛。例如国庆喜等对东北地区的景观格局作以空间量化^[16],直观反映了异质景观的空间圈层结构,发挥了移动窗口法探测异质景观的邻接边界的优势。然而,移动窗口法在搜索半径的选取上有一定限制。如果半径过大,则一是成果的研究区边缘被裁切较多,二是空间分异的界限模糊难以区分,精度难以保证;而如果半径选择太小,如3~5个像元,则相应景观类型的位置依然可能在图中清晰可见,趋势面不连续,指数对要素的抽象概化程度有限。在本研究30 m分辨率的栅格图像中,300 m到900 m

表1 不同集聚算法的应用特点

Table 1 Characteristics for the application of the different clustering algorithms

应用特点	景观集聚度指数	核密度指数	局部空间关联指数	Ripley's 系列指数
数据源类型	栅格面	矢量点或线	矢量点、线、面	矢量点、线、面
尺度选择	相对较小的尺度	相对较大的尺度	适中或较大的尺度	连续尺度
突出优势	探测异质景观的邻接边界	识别不同规模的集聚组团	体现某一个要素与周围其他要素的取值关系	给空间定量过程中的尺度选择提供依据
显著劣势	不能计算图层边缘的景观指数	圆形的空间扩散方式不一定完全真实	不能体现空间连续性和渐变性质	不易空间化、图形化

的搜索半径空间趋势性和分异性相对容易观察,可以根据布局和规划的具体目的进行考虑。另外,本研究所采用的景观聚集度对基质和小斑块的组合区分较好,如果大斑块较多,则需要其他指数组合使用。

将核密度函数应用与景观层面的研究较少,胡伟平等基于核密度分析展示了路网景观的演变过程^[9],展示了路网密度的空间分异,其中对计算搜索半径的讨论逻辑清晰。然而目前在景观布局研究中,多数研究者在选择核密度运算时往往选择单一的搜索半径,分析得出的只能是当前尺度所对应的结果。如本研究中,若将讨论落实到具体乡镇,则 $R=1\ 800\text{ m}$ 的计算结果比较直观;但若只需要感受区域整体聚落组团形式,则当 $R=3\ 600\text{ m}$ 时,长安区中北部区政府、西北部斗门镇、西南部东大镇3大组团最易观察。核密度制图不考虑景观斑块具体的形状,其呈圆形的空间扩散表述并不一定贴切于实际的地理过程,但在制作区域规划、行业规划和城市总体规划的过程中,核密度函数的正确使用可以为集聚组团的识别提供巨大帮助。

局部空间关联分析近年来在地理学研究中被大量应用,但对于景观斑块采用该类方法尚不多见。虽然该类算法均描述了要素点与周围点的关系,但Moran指数的辨识类型比G指数丰富,而G指数发现高值集聚的敏感性要强于Moran指数。马晓东等以城市扩展作为切入点^[13],选用G指数而不是使用率更高的Moran指数,成功的辨识出城市扩展热点区域,发挥了G指数发现高值集聚的敏感性。局部空间关联分析的最显著优势是所得的集聚特征对应具体的要素,使研究者提取出所需要的特征要素,进行专项讨论。然而,由于该方法采用矢量间的运算规则,因而其结果在空间趋势性方面的体现不如栅格明显。对于本研究而言,Moran指数的计算显示了研究区中部某些聚落面积大幅高于周边聚落面积,这种中心聚落景观如果属于产业园区或者大型村落,很有可能带动周围聚落面积的从小到大逐步扩大;而G指数计算结果显示出了错落有致的大面积聚落集聚点,将来有可能演变为局部的聚落中心。

Ripley's L与其他3种算法有所差异,该函数的计算结果表征全局的集聚特征,并不能进行空间表达。周志翔等将Ripley's L算法应用于景观研究的尺度测定中^[17],表明Ripley's L算法是对传

统景观指数方法的有效补充,给空间定量过程中的尺度选择提供依据。而本研究将其与其他局部集聚算法相并列,能突显该函数在尺度选择方面的优势。前3种算法在半径放缩时其特征尺度是不确定的,根据具体研究目的去选择,很可能要尝试多次。而Ripley's系列算法通过确定集聚和规则的临界尺度,使研究者在选择其他算法的搜索半径时有了参照依据。由于全局与局部存在差异,不能认为Ripley's L所显示的全局特征尺度就一定是标准的设定方法,尤其是像本研究区域南北差异极大,不能照搬全局特征尺度用于局部集聚性研究。在具体尺度选择中有必要划分子区域分别进行运算,确定描述不同子区域的最优尺度。

4.2 聚落组团布局应用

目前,通过景观指数对聚落空间格局进行描述的研究已相对较多,但仅有少数研究采用空间分析算法关注聚落景观的集聚特性^[18]。在大城市郊区,聚落景观是否出现集聚、体现出什么程度的集聚,与当地的城镇化强度有密不可分的联系。根据前文结果,为了表征研究宏观尺度上的聚落景观的集聚组团模式,考虑采取 $R=3\ 600\text{ m}$ 的核密度制图作为集聚的判定方式。将图3c自动分为2类,略加调整后得出在核密度为0.25时空间上仅出现3个大型聚落组团,无其他小型组团。因而本研究可以将 $R=3\ 600\text{ m}$ 时核密度大于0.25作为宏观上聚落集聚的判定阈值,随后提取出3个区片。这3个区片恰好分别是是长安区区政府周围、西咸新区规划下沣渭新区的一部分、秦岭环山公路沿线的旅游休闲区域,本研究按照职能将其分别命名为“政府商业中心聚落组团”“沣渭新区聚落组团”和“旅游度假区聚落组团”。参照源自长安区政府网站(<http://www.changanqu.gov.cn>)中的长安区“十二五”规划和《长安区经济板块示意图》,将该图重新矢量化后作为底图,在底图上标识出目前研究区景观聚落的三大空间集聚组团,如图6所示:

可见,位于韦曲-郭杜的政府商业中心聚落组团完全包含了规划中构建的国际新区部分。随着这一区域内大学城规模的扩大和基础设施的完善,该区域近年来商贸、零售、金融等产业发展迅速,已形成西安市又一个商业中心。在基本农田保护政策的限制下,该聚落组团向南继续扩张遇到部分阻力,但该组团对周围小聚落的影响力仍会不断加强。位于斗门-王寺的沣渭新区聚落组

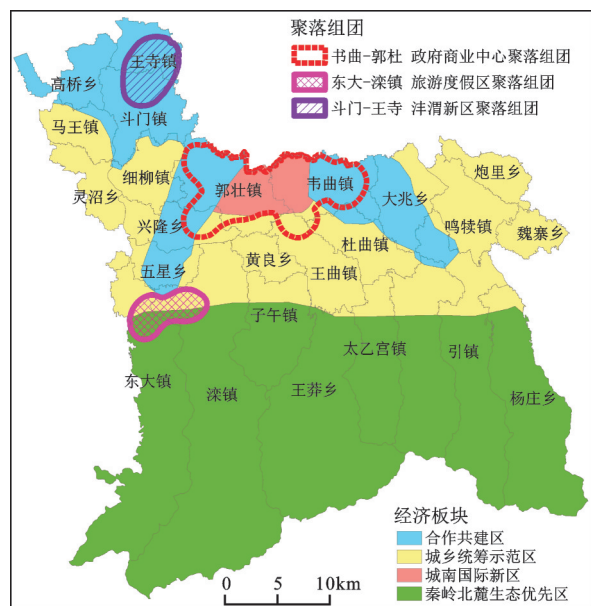


图6 聚落景观组团模式

Fig.6 Aggregation character of the settlements landscape

团隶属于2010年启动建设的西咸新区,是西咸一体化的重要纽带。目前,该区域基础设施尚未完善,但随着新区规划的实施,发展空间广阔。位于东大-滦镇的旅游度假区以温泉为依托,逐渐成为了秦岭北麓环山公路沿线最大的休闲旅游基地。随着旅游业的兴起该聚落组团规模不断扩大,但由于地处生态保护区边缘,功能单一明确,该聚落组团发展模式由外延式向内涵式转变是保证其继续高速增长的重要条件。从空间分析中提取出的三个聚落景观组团恰恰对应了不同的规划发展模式,体现了城郊聚落集聚机理的不一致性和区域发展方向的多样性。

5 结论

1)GIS技术和数理研究手段在景观生态学研究中的应用广泛,但在聚落地理学研究中的应用方兴未艾。本研究对西安市长安区聚落景观集聚特征进行多种算法对比结果表明:景观聚集度适于区分出同类连续大斑块和不同类破碎小斑块,要注重搜索半径不宜过大;核密度不涉及对象的具体形状,适于宏观上集聚组团的识别;空间关联算法对趋势面的判定效果不好,但能空间定位具体要素点的集聚特征;Ripley's L函数不生成具体空间图像,但其对空间距离的识别有助于研究中对

搜索半径的确定。

2)聚落景观的集聚趋势是城郊聚落景观最明显的空间格局特征。基于多种GIS集聚算法,正在逐渐融入西安市主城区的长安区聚落景观已经形成3个大型组团,按照职能将其分别命名为“政府商业中心聚落组团”“沣渭新区聚落组团”和“旅游度假区聚落组团”。规划布局是研究聚落景观集聚性的重要目的之一,在这一领域仍期待着更多符合客观需要的空间集聚算法的提出和应用。

参考文献:

- [1] 李红波,张小林.国外乡村聚落地理研究进展及现今趋势[J].人文地理,2012,27(4):103~108.
- [2] Marc Antrop. Landscape change and the urbanization process in Europe[J]. Landscape and Urban Planning,2004,67(3):9-29.
- [3] Roberts B K. Landscape of settlement: prehistory to the present [M]. London: Rutledge,1996:20-35.
- [4] 马晓冬,李全林,沈一.江苏省乡村聚落的形态分异及地域类型[J].地理学报,2012,67(4):516~525.
- [5] 何仁伟,陈国阶,刘邵权,等.中国乡村聚落地理研究进展及趋向[J].地理科学进展,2012,31(8):1055~1062.
- [6] 朱华友.新经济地理学经济活动空间集聚的机制过程及其意义[J].经济地理,2005,25(6):753~760.
- [7] 胡序威.沿海城镇密集地区空间集聚与扩散研究[J].城市规划,1998,22(6):22~28.
- [8] 宫兆宁,张翼然,宫辉力,等.北京湿地景观格局演变特征与驱动机制分析[J].地理学报,2011,66(1):77~88.
- [9] 刘锐,胡伟平,王红亮.基于核密度估计的广佛都市路网演变分析[J].地理科学,2011,31(1):81~86.
- [10] 薛东前,刘虹,马蓓蓓.西安市文化产业空间分布特征[J].地理科学,2011,31(7):775~780.
- [11] 丛丽,吴必虎,寇昕.北京市会议产业空间格局及其影响因素研究[J].经济地理,2013,33(5):77~83.
- [12] 张松林,张昆.空间自相关局部指标Moran指数和G系数研究[J].大地测量与地球动力学,2007,27(3):31-34.
- [13] 马晓冬,朱传耿,马荣华,等.苏州地区城镇扩展的空间格局及其演化分析[J].地理学报,2008,63(4):405~416.
- [14] 葛宏立,周元中,汤孟平,等.Ripley's 指数的一个新变形:G(d) [J].生态学报,2008,28(4):1491~1497.
- [15] Moeur M. Characterizing spatial patterns of trees using stem-mapped data[J].Forest Science,1993,39(4):756-775.
- [16] 刘昕,国庆喜.基于移动窗口法的中国东北地区景观格局[J].应用生态学报,2009,20(6):1415~1422.
- [17] 高凯,周志翔,杨玉萍,等.基于Ripley K函数的武汉市景观格局特征及其变化[J].应用生态学报,2010,21(10):2621~2626.
- [18] 吴江国,张小林,冀亚哲,等.江苏镇江地区聚落体系的空间集聚性多级分形特征:以团聚状聚落体系为例[J].长江流域资源与环境,2013,22(6):763~772.

Selection of Different Clustering Algorithms for Settlement Landscape Aggregation in Suburb

LIU Yan-xu, WANG Yang-lin, PENG Jian, YUAN Yuan, MA Jing, WEI Hai

(Laboratory for Earth Surface Processes of the Ministry of Education, College of Urban and Environmental Sciences, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: The spatial pattern of high level concentration on settlement landscape in suburban is the most obvious characteristics of urbanization in the outskirts. The present spatial agglomeration methods for landscape are usually used without selection, and they are also lack of comparability. Therefore, this study proposes 4 different analysis of spatial clustering algorithms in a typical area to describe the agglomeration of settlements. And then a simple application in this typical area which realized by one of the 4 analyses is shown. The results reflect that: 1) The landscape aggregation index (CONTAG) is adapted to distinguishing similar continuous large patches and small fragments which are in different types, and the search radius is relatively limited; nuclear density algorithm is adapted to identifying the macro clustering groups, and it's not usually used in a small spatial scale; spatial correlation algorithm is suitable for spatially locating the specific elements, and the spatial gradual changes are not seen; Ripley's L function is suitable for recognizing different spatial scales to determine the search radius, but the result is rather a chart than a map; 2) Based on the results of the nuclear density algorithm, three large groups are draw on the settlement landscape in the study area, respectively named "government business center settlement groups" "Feng Wei new settlement group" and "Tourism Resort settlement group", the division mode is consistent with the direction of future development for each economic sector in the study area. Landscape planning itself is a subjective process and may not have the only correct process. Quantification of spatial agglomeration is one of the important ways to study the settlement geography from qualitative methods to quantitative methods. Therefore, calculation results may clearly reflect the rationality of the planning, which is currently in need in the landscape research. The quantitative calculation cannot replace the qualitative description, and the diversity of methods leads to a more perfect planning. It goes without saying that more practicable and objective spatial agglomeration algorithms are looked forward to be applied in the settlement landscape studies.

Key words: suburban; settlement landscape; clustering algorithm; scale