引文格式：胡世瑞凡,吴创奇,戴昭鑫,等. 我国多层级医疗资源空间模式特征与影响因素研究[J]. 地理空间信息, 2025, 23(5): 33-38. doi:10.3969/j.issn. 1672-4623.2025.05.007

我国多层级医疗资源空间模式特征与影响因素研究

胡世瑞凡[1]，吴创奇[2]，戴昭鑫[1]，葛昱杰[3]
（1. 中国测绘科学研究院，北京 100036；2. 西安市勘察测绘院，陕西 西安 710054；3. 山东大学，山东 济南 250100）

摘　要：充分融合地理空间、POI点等数据，采用核密度分析、冷热点分析、相关性分析、多元回归分析等模型，从不同空间尺度分析了我国2018—2020年多层级医疗资源的时空模式特征与影响因素。结果表明：①我国东部地区医疗资源数量远多于西部，但近年来差距逐年减小；②医疗资源以经济发展水平高的城市群为中心呈现高密度点，东部地区形成热点区，西部地区形成冷点区；③三甲医院、卫生院数量与人口数量、GDP存在高相关性，且相关性逐年增强，人口数量、GDP、绿地面积、城市建设用地面积为各地级市卫生院数量的影响因素。建议优先完善多层级医疗资源配置，保障分级诊疗制度的落实，再结合各地实际情况，提高多层级医疗资源分布的均衡程度。

关键词：医疗资源分布；冷热点分析；核密度分析；影响因素；分级诊疗制度
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）05-0033-06

Research on Spatial Mode Characteristics and Influence Factors of Multi-level Medical Resources in China

HU Shiruifan[1], WU Chuangqi[2], DAI Zhaoxin[1], GE Yujie[3]
(1. Chinese Academy of Surveying & Mapping, Beijing 100036, China;
2. Xi'an Institute of Prospecting and Mapping, Xi'an 710054, China;
3. Shandong University, Jinan 250100, China)

Abstract: In this paper, we fully integrated geo-spatial, POI and other data, adopted kernel density analysis, Getis-Ord Gi* statistic, correlation analysis and multiple regression analysis to analyze the spatio-temporal evolution characteristics and influence factors of multi-level medical resources in China from 2018 to 2020 at different spatial scales. The results show that ①the number of medical resources in the eastern part of China is much bigger than that in the western part, but the gap in the number of medical resources between the eastern and western regions has gradually narrowed. ②The medical resources are highly dense around cities with a high level of economic development. The agglomeration effect of medical resources in the eastern and western regions is significant, with hot-spot areas forming in the eastern region and cold-spot areas in the western region. ③There is a high correlation between the number of first-class hospitals and health centers, population and GDP, and the correlation has been increasing year by year. Population, GDP, green space area and urban construction land area are the influence factors of health center number in the local level cities. It is suggested to prioritize the improvement of multi-level medical resource allocation, ensure the implementation of graded diagnosis and treatment system, and combine the actual situation in various places to improve the balance of multi-level medical resource distribution.

Key words: medical resource distribution, Getis-Ord Gi* statistic, kernel density analysis, influence factor, graded diagnosis and treatment system

医疗保障是减轻群众就医负担、增进民生福祉、维护社会和谐稳定的重大制度安排。习近平总书记指出，要加快建立覆盖全民、城乡统筹、权责清晰、保障适度、可持续的多层级医疗保障体系[1]。因此，综合研究我国医疗资源时空演变特征，把控医疗资源发展现状，对于推动分级诊疗制度进行、提升我国医疗资源均衡化配置和实现可持续发展目标具有重要意义[2-3]。国内外众多学者[4-6]基于统计年鉴、调查问卷数据，对医疗资源配置进行了研究；但上述数据多聚焦行政区划尺度单元，无法表征具体医疗资源实体的分布特征。随着POI等时空大数据的涌现，部分学者[7-10]利用POI数据、手机信令数据对县、区尺度城市医疗资源配置情况进行了研究。目前，对于医疗设施分布的研究多基于较小尺度的单一研究[11]，尚缺乏全国范围的多尺度区域研究和多区域对比；而全国范围的研究大多仍采用统计年鉴数据[12-13]，缺乏空间数据的支

项目来源：可持续发展大数据国际研究中心主任青年基金资助项目（CBAS2022DF007）；国家新型基础测绘建设西安试点基于实景三维的城市公共服务资源管理与知识服务研究示范应用建设合作项目（H2249）。
第一作者简介：胡世瑞凡（1997—），硕士研究生，研究方向为时空大数据挖掘与分析，E-mail：hushiruifan0915@163.com。

持，无法精确描述多尺度下医疗设施的分布情况。本文聚焦当前研究问题，从省级、地级市尺度详细研究了三级甲等医院、卫生院的分布数量变化及其影响因素。

1 研究数据与方法

1.1 数据来源与预处理

本文采用的基础地理数据来源于中国科学院资源环境科学数据中心（http://www.resdc.cn/），主要包括我国省级行政区划数据和地级市行政区划数据；医疗服务资源数据主要为基于高德地图API接口获取的医疗资源POI数据，并依托各城市医疗卫生统计年鉴数据进行校验，包括2018年、2019年和2020年全国范围三级甲等医院和卫生院数据。采用Python、ArcGIS等软件进行空间数据预处理，采用SPSS、Excel软件进行统计数据预处理。

1.2 研究方法

1）核密度分析法常用于计算点、线等要素在领域范围内的单位密度，能直观反映离散数据在连续区域内的密度分布特征[14-15]。以估算目标栅格单元的中心点 P 为中心，以 r 为半径作圆，划定搜索范围，计算搜索范围内要素出现总数与圆面积的比值[16-17]，即

$$\hat{f}(x)=\frac{1}{n\times h}\sum_{i=1}^{n}K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \tag{1}$$

式中，h 为搜索带宽；$x-x_i$ 为估算目标栅格单元中心点到栅格样点 i 的距离；K 为核函数；n 为带宽范围内的样点数量。

本文利用该方法测度各层级医疗设施的分布密度，并总结分析其分布的时空特征。

2）冷热点分析。空间自相关常用于探究某种数据或变量在空间上是否存在统计学相关性，以及几项数据指标之间潜在的相互影响。研究理论继承于地理学家Tobler提出的地理学第一定律：任何事物都是与其他事物相关的，只不过相近的事物关联更紧密[18]。由于空间自相关可发现数据的空间分布状态与规律特征，常用于研究公共服务设施的相关指标分布[19]。目前，空间自相关的常用指数包括Moran's I[20]、Geary's C[21]、Getis[22]、Join count等。本文采用冷热点分析法从地级市尺度对多层级医疗设施的可代行分布空间特征进行辨析，识别医疗资源分布的聚合与离散区域。Getis-Ord局部统计可表示为：

$$G_i^*=\frac{\sum_{j=1}^{n}w_{i,j}x_j-\bar{X}\sum_{j=1}^{n}w_{i,j}}{S\sqrt{\frac{\left[n\sum_{j=1}^{n}w_{i,j}^2-\left(\sum_{j=1}^{n}w_{i,j}\right)^2\right]}{n-1}}} \tag{2}$$

$$\bar{X}=\frac{\sum_{j=1}^{n}x_j}{n} \tag{3}$$

$$S=\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{n}x_j^2}{n}-\bar{X}^2} \tag{4}$$

式中，x_j 为要素 j 的属性值；$w_{i,j}$ 为要素 i、j 之间的空间权重；n 为要素总数；G_i^* 统计即 Z 得分，无需做进一步计算。

经过冷热点分析后，每个地级市均包含概率（P 值）和 Z 得分两种属性，当其小于某阈值时，说明该空间聚类特征几乎不可能由随机过程产生，二者均与标准正态分布相关。一般情况下，若 Z 得分的绝对值大于1.65且置信度高于90%（$P<0.1$），则该要素可体现具有统计显著性的空间聚类结构，即不仅该区域的POI密度为高值，而且被密度高值区域包围，因此该格网单元为显著性单元。

3）相关性分析。Pearson相关系数是一种衡量连续变量相关性的指标，对数据进行假设的参数检验，检验效能高，计算公式为：

$$\rho_{X,Y}=\frac{\mathrm{cov}(X,Y)}{\sigma_X\sigma_Y} \tag{5}$$

$$\mathrm{cov}(X,Y)=E\left[\left(X-\mu_X\right)\left(Y-\mu_Y\right)\right] \tag{6}$$

式中，μ_X、μ_Y 为变量 X、Y 的均值（期望）；σ_X、σ_Y 为变量 X、Y 的标准差；$\rho_{X,Y}$ 的范围为[-1,1]，$0\leqslant\left|\rho_{X,Y}\right|<0.3$ 为低相关，$0.3\leqslant\left|\rho_{X,Y}\right|<0.8$ 为中相关，$0.8\leqslant\left|\rho_{X,Y}\right|\leqslant1$ 为高相关。

4）多元回归分析[23]是指在相关变量中将一个变量视为因变量，其他一个或多个变量视为自变量，建立多个变量之间线性或非线性数学模型数量关系式，并利用样本数据进行分析的统计分析方法。总体回归模型为：

$$Y=\beta_0+\beta_1X_1+\beta_2X_2+\cdots+\beta_kX_k+\varepsilon \tag{7}$$

式中，Y 为医院数量；X_i 为人口数量、GDP、绿地面积、路网密度等；β 为回归系数；ε 为样本预测值与测量值的差值。

2　研究结果与分析

2.1　总体情况

我国三级甲等医院主要分布在中部地区，西部地区数量较少，东北部和中部地区各省平均数量接近，西部地区各省平均数量与其他地区相差较大。2020年西部地区三级甲等医院数量显著增加，东部地区各省平均增加数量远小于西部地区，东西部地区的不均衡分布态势有所缓解（表1）。我国东部地区各城市基本实现卫生院全覆盖，与西部地区呈现两极分化特征。根据《2020中国人口普查分县资料》划分规则，按照城区人口数量将城市规模等级划分为超大城市、特大城市、Ⅰ型大城市、Ⅱ型大城市、中等城市、Ⅰ型小城市、Ⅱ型小城市7类。按照城市规模等级统计卫生院平均数量发现（表2）：①超大城市卫生院平均数量断崖式高于其他等级城市；②城市规模等级越高，卫生院平均数量越多；③等级越高城市的卫生院增加数量越多，不同等级城市之间卫生院数量的差距越来越大。截至2020年，全国卫生院整体分布数量仍为东部地区多、西部地区少，各地区卫生院数量均显著增加，医疗资源分配已有向西部地区倾斜的趋势（表3）。

表1　2018年、2020年全国三级甲等医院按地区统计情况/个

地区	总数量		平均数量	
	2018年	2020年	2018年	2020年
中部地区	316	345	52.67	57.50
西部地区	383	462	31.92	38.50
东部地区	578	605	57.80	60.50
东北地区	165	168	55.00	56.00

表2　全国卫生院按城市规模等级统计情况/个

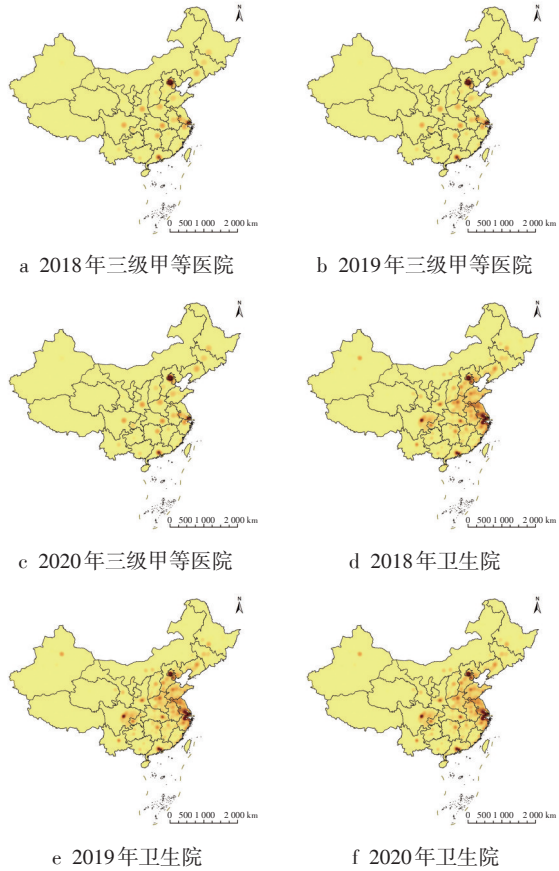
规模等级	2018年	2019年	2020年
超大城市	1 483.14	1 657.71	1 824.57
特大城市	792.07	889.64	976.43
Ⅰ型大城市	608.79	679.64	742.07
Ⅱ型大城市	438.85	485.18	534.30
中等城市	242.57	271.96	300.93
Ⅰ型小城市	143.42	157.81	172.83
Ⅱ型小城市	64.42	70.13	79.51

表3　全国卫生院按地区统计情况

地区	2018年数量/个	2018年占比/%	2020年数量/个	2020年占比/%
中部地区	24 033	23.59	29 495	23.62
西部地区	25 435	24.97	31 620	25.32
东部地区	45 223	44.39	55 373	44.34
东北地区	7 178	7.05	8 405	6.73

2.2　核密度分析

为直观反映各类医疗资源集聚的范围和大小，本文通过核密度分析法探测全国范围内医疗资源的集聚状态（图1）。2018年三级甲等医院在京津冀地区、华东长三角地区、华南珠三角地区的集聚程度最高；西南地区的成都市，华中地区的武汉市、长沙市，西北地区的西安市呈现点状集聚特征；各类医疗资源从各地高密度区向外围递减，其空间格局以人口分布核心区集聚为主。2020年三级甲等医院整体集聚状态未出现明显变化，只是以高密度区为核心，向外辐射的低密度带范围变大。2018年卫生院高聚集地区与三级甲等医院相似，除高密度区外，以省会为核心形成了多个次高密度区，如以沈阳市、长春市、哈尔滨市为中心，东北地区形成了一个次高密度带；以昆明市、贵阳市为中心，西南地区形成了一个次高密度带；华北地区的山东省、江苏省医疗资源聚集程度普遍较高。2020年卫生院集聚状态没有明显变化。2018—2020年三级甲等医院和卫生院在西藏自治区、新疆维吾尔自治区、青海省、内蒙古自治区均无高密度区，仅在乌鲁木齐市周边呈现较低点状聚集程度。



a 2018年三级甲等医院　b 2019年三级甲等医院

c 2020年三级甲等医院　d 2018年卫生院

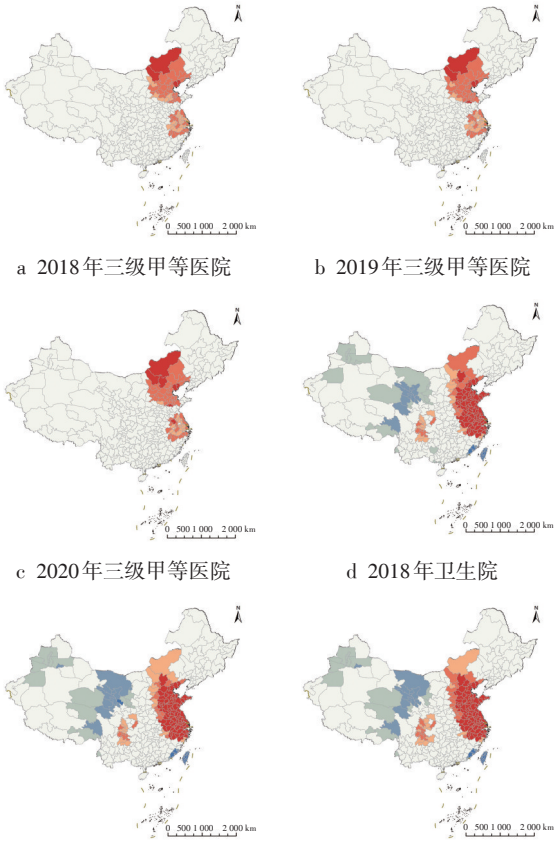
e 2019年卫生院　f 2020年卫生院

图1　2018—2020年全国医疗资源核密度分析结果

审图号：GS(2025)1128

2.3　冷热点分析

2018—2020年全国范围内的多层级医疗资源呈现较显著的聚集状态（图2），三级甲等医院存在一个以



a 2018年三级甲等医院　b 2019年三级甲等医院
c 2020年三级甲等医院　d 2018年卫生院
e 2019年卫生院　f 2020年卫生院

图2 2018–2020年全国医疗资源冷热点分析结果

审图号：GS(2025)1128

长三角地区为核心的热点高显著区，基本不存在冷点区；卫生院以长三角地区、京津冀地区为核心形成热点高显著区，以新疆维吾尔自治区、西藏自治区、福建省和中国台湾省为核心形成4个冷点区，在潞西市、河池市、防城港市、北海市形成3个跳跃式冷点低显著区。2020年三级甲等医院新增厦门市和金门县两个冷点低显著区；新增多个热点区，皆位于东部地区，三级甲等医院在东部地区高值聚集的分布态势更加显著。2020年卫生院在西部地区的冷点区显著程度增加，东部地区的热点区显著程度无明显变化，四川省内城市及其周边城市高值聚集程度加深，其余地区变化较小，东北地区无明显变化。

2.4 相关性分析

本文通过Pearson相关系数分析了2018—2020年三级甲等医院和卫生院与人口、GDP、路网密度、绿地面积、城市建设用地面积、普通高等学校数量、污染物排放量的相关性（表4）。各省三级甲等医院数量与其人口数量和GDP之间存在高相关性，$|P| \geqslant 0.8$。2018—2020年三级甲等医院数量与人口数量的相关性逐年增强，与GDP的相关性较稳定，略有减弱。各城市卫生院数量与其人口数量和GDP存在高相关性，与绿地面积、城市建设用地面积、污染物排放量、普通高等学校数量存在中相关性，与路网密度存在低相关性。2018—2020年卫生院数量与人口数量、GDP、绿地面积和路网密度的相关性逐年增强，与城市建设用地面积的相关性逐年减弱。

表4 相关性分析结果

影响因素	三级甲等医院			卫生院		
	2018年	2019年	2020年	2018年	2019年	2020年
人口	0.883**	0.884**	0.853**	0.865**	0.846**	0.874**
2018年GDP	0.864**	0.848**	0.848**	0.869**	0.877**	0.879**
2019年GDP	0.848**	0.831**	0.837**	0.868**	0.877**	0.877**
2020年GDP	0.902**	0.829**	0.836**	0.872**	0.880**	0.880**
路网密度	–	–	–	0.287**	0.293**	0.294**
绿地面积	–	–	–	0.619**	0.626**	0.623**
城市建设用地面积	–	–	–	0.767**	0.751**	0.665**
污染物排放量	–	–	–	0.442**	0.452**	0.303**
普通高等学校数量	–	–	–	0.690**	0.702**	0.638**

2.5 多元回归分析

医疗资源的区域差异受经济、社会、政策、生活环境等因素的综合影响[24]，因此采用城市总GDP代表城市经济水平，年末户籍人口数量代表人口规模，路网密度、城市建设用地面积代表城镇化发展水平，绿地面积、工业废水排放量和二氧化硫及氮氧化物排放量代表生活环境水平，普通高等学校数量代表教育水平，以各地级市卫生院数量为因变量，各地级市人口数量、GDP、路网密度、绿地面积为自变量进行多元线性回归分析。结果表明（表5），人口数量、GDP、绿地面积、城市建设用地面积为各地级市卫生院数量的影响因素（P <0.05）；路网密度、污染物排放量和普通高等学校数量不会影响卫生院数量；绿地面积呈负向影响，GDP、城市建设用地面积和人口数量呈正向影响，其中人口数量的影响最大。

表5　各地级市卫生院多元线性回归分析结果

影响因素	B（标准化系数）	P
绿地面积	−0.293	0.000
人口数量	0.527	0.000
路网密度	−0.036	0.190
GDP	0.450	0.000
城市建设用地面积	0.181	0.001
污染物排放量	0.046	0.101
普通高等学校数量	−0.002	0.962

3　研究建议

3.1　不同地区三级甲等医院数量差异较大

2020年我国三级甲等医院共有1 580所，东部地区数量占比为38.29%，西部地区数量占比为29.24%。2018—2020年宁夏回族自治区、西藏自治区、青海省三地的三级甲等医院数量最少。虽然西部地区三级甲等医院数量占比呈上升趋势，但由于基数太小、增长幅度差距并不明显，因此2020年三级甲等医院分布状况仍为东部地区远高于西部地区。东部地区存在更多发展程度更高的省份，经济实力的支撑和高水平医生的流入使得相对发达的城市更容易建立起高层级医疗设施。建立分级诊疗制度是合理配置医疗资源、促进基本医疗卫生服务均等化的重要举措，要做到“大病不出省”，就需要省内具有高层级医疗设施，因此在国家政策的支持下，部分高层级医疗设施极度匮乏的省份也应适当增加高层级医疗资源配置。

3.2　“以点带面”拓宽医疗资源设施高密度带

全国范围内三级甲等医院和卫生院均以四大城市群以及武汉市、长沙市、西安市为核心聚集，形成高密度点或高密度带。三级甲等医院高密度点清晰可辨、高密度带寥寥无几，说明三级甲等医院数量分布的高聚集性，其原因可能是城市发展程度、人口数量和经济水平的共同影响。卫生院分布也以上述地区为高密度点，部分点之间以低密度带相连。因此，可以高密度点为中心，提高周围城市多层级医疗设施分布的数量，将高密度点发展为高密度带，逐步增加各地区医疗设施数量，直至各密度带相连，由点状聚集发展为片状聚集，使我国医疗资源分布更加均衡。

3.3　根据医疗资源集聚现状进行合理调整

2018年三级甲等医院形成了以长三角地区为核心的热点高显著区。2018—2020年卫生院在四川省、重庆市的热点显著程度增加，在东部地区的热点显著程度不变，西北地区的冷点区略有增加，说明西部部分地区卫生院数量有所增加，但卫生院资源仍较匮乏。结合卫生院的分布变化，各级政府及相关部门应通过宏观政策加快推进西北地区分级诊疗制度的建立，增加西部地区高层次医疗设施分布数量，可结合实际情况，充分考虑地理、人口等因素，优先将医疗资源向人口规模较大或经济状态更好的城市倾斜，以点带面，逐步提高西部地区医疗资源配置水平，加速推进全国范围内分级诊疗制度，实现东、西部地区多层级医疗资源的合理配置。

3.4　考虑多种因素对多层级医疗设施分布数量的影响

通过相关性分析和多元回归分析可知，人口数量、GDP对各层级医疗设施数量的影响较大，而人口数量、GDP与各层级医疗设施数量存在高相关性，说明医院数量大致按照人口数量和GDP分布，我国医疗设施配置较为合理。城市建设用地面积对医疗设施数量也有正向影响，说明城镇化建设将增加医疗设施数量，对于医疗设施数量较小的城市可以多管齐下、因地制宜，从多方面提高当地的医疗水平。

本文引入全国不同等级医疗设施时空大数据进行研究，但受限于大数据的采集要求、搜集时间等，仍存在一些不足：①仅分析了省级、地级市尺度医疗资源的分布与均衡度状况，未对不同等级医疗设施的具体条件进行分析与模式对比，未来将引入医疗床位数、医师数量等数据，开展全国多尺度不同医疗资源的评估与对比，并分析医疗条件的影响因素；②未考虑地理位置等其他因素，未来可结合更多的影响因素对医疗设施的分布情况进行深度分析。

参考文献

[1] 国务院办公厅关于印发“十四五”国民健康规划的通知:国办发[2022]11号[R].

[2] 闫超群,刘亚静. 基于GIS的唐山市主城区医疗资源空间格局分析[J]. 华北理工大学学报(自然科学版),2021,43(1):15-20

[3] Tao Y H, Shen Y. Spatial Difference of Medical Facility Accessibility and Influencing Factors: A Comparative Study of Registered and Floating Populations in Shanghai[J]. Progress in Geography,2018,37(8):1 075-1 085

[4] 雷鹏,冯志昕,丁荆妮,等. 中国医疗资源配置与服务利用现状评价[J]. 卫生经济研究,2019,36(5):50-55

[5] 林建鹏. 中国医疗资源配置与服务利用协调发展的时空演化:基于机构分层分析框架[J]. 地理科学,2022,42(2):284-292

[6] Amare D, Sibhatu B, Della B, et al. Capacity of Health Facilities for Diagnosis and Treatment of HIV/AIDS in

Ethiopia[J]. BMC Health Services Research, 2018, 18(1): 535

[7] 李颖,陈清凝,曾荣俊,等. 基于大数据的医疗设施分布与使用特征分析[C]//中国城市规划学会,杭州市人民政府. 共享与品质:2018中国城市规划年会论文集(05城市规划新技术应用). 中国建筑工业出版社,2018

[8] 张伊博,王璨,赵芳兴. 基于GIS的吉林市主城区医疗设施空间布局研究[J]. 地理空间信息,2024,22(2):48-51

[9] 张晶宇. 基于可达性的城市医疗资源分布均衡性研究[D]. 大连:大连理工大学,2021

[10] 李欣. 基于POI要素空间聚集特征的城市多中心结构识别:以郑州市为例[J]. 北京大学学报(自然科学版),2020,56(4):692-702

[11] 王书平,黄二丹. 基于泰尔指数和聚集度的北京市功能区域医疗卫生资源配置研究[J]. 中国卫生经济,2020,39(4):44-48

[12] 刘春雨,龚超,薄云鹊,等. 基于基尼系数和聚集度的天津市卫生资源配置公平性分析[J]. 中国医院,2022,26(9):32-35

[13] 徐伟平,武宁,张光鹏,等. 我国卫生管理人员资源聚集度评价分析[J]. 中国卫生经济,2022,41(4):41-45

[14] 李漱洋,蔡志昶,唐寄翁. 健康韧性视角下社区医疗设施空间布局分析:以南京市中心城区为例[J]. 现代城市研究,2021(7):45-52

[15] 霍青兰,唐新明,王鸿燕,等. 六盘山地区医疗设施空间分布及可达性研究[J]. 测绘科学,2021,46(7):189-195

[16] Silverman B W. Density Estimation for Statistics and Data Analysis[M]. London: Chapman and Hall,1986

[17] Modak S. A New Measure for Assessment of Clustering Based on Kernel Density Estimation[J]. Communications in Statistics: Theory and Methods,2023,52(17):5 942-5 951

[18] Tobler W R. A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region[J]. Economic Geography,1970,46(S1):234-240

[19] 夏圣洁,陈慧儒,张钧韦,等. 基于ArcGIS-GeoDa的城市群生态用地动态演变与热环境的空间自相关分析:以山西中部城市群为例[J/OL]. (2023-09-08)[2023-10-11]. https://doi. org/10. 19674/j. cnki. issn1000-6923.20230908.015

[20] 徐增阳,杜亚楠. 中国基本公共服务质量的时空变化及影响因素分析[J]. 统计与决策,2023,39(9):80-84

[21] Yamada H. Geary's c and Spectral Graph Theory[J]. Mathematics,2021,9(19):2 465

[22] Sukmaniar B, Andri K, Agus J P. Population Characteristics and Distribution Patterns of Slum Areas in Palembang City: Getis-Ord Gi* Analysis[C]. E3S Web of Conferences, 2020,200:4 005

[23] 杨博学,刘傲寒,张宗光. 县域医疗卫生资源配置评价与分析:以河北省石家庄市为例[J]. 卫生经济研究,2018,35(5):38-40

[24] 黄艳霞,段炼,韦英岸. 我国专科医院分布特点及影响因素探究[J]. 测绘与空间地理信息,2022,45(5):91-94

(上接第4页)

[12] Simonyan K , Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-scale Image Recognition[J]. arXiv preprint arXiv:1409.1556,2014

[13] Zhang R, Wan Z, Zhang Q, et al. DSAT-Net: Dual Spatial Attention Transformer for Building Extraction from Aerial Images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023,20:6 008 405

[14] Guo H , Du B , Zhang L , et al. A Coarse-to-fine Boundary Refinement Network for Building Footprint Extraction from Remote Sensing Imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2022,183:240-252

[15] Guo M H, Lu C Z, Hou Q, et al. Segnext: Rethinking Convolutional Attention Design for Semantic Segmentation[J]. Advances in Neural Information Processing Systems,2022,35:1 140-1 156

[16] Ronneberger O , Fischer P , Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C]//Proceedings of Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention-MICCAI,Munich,Germany,2015:234-241

[17] Chen L C , Zhu Y , Papandreou G , et al. Encoder-decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV),2018:801-818

[18] Yu C , Gao C , Wang J , et al. Bisenet v2: Bilateral Network with Guided Aggregation for Real-time Semantic Segmentation[J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129:3 051-3 068

[19] Fu J , Liu J , Tian H , et al. Dual Attention Network for Scene Segmentation[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition , 2019: 3 146-3 154

[20] Huang Z , Wang X , Huang L , et al. Ccnet: Criss-cross Attention for Semantic Segmentation[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019:603-612