

基于多尺度时空地理加权回归模型的房价影响因素分析

景昊坤 王合玲 侯 健

(新疆财经大学 统计与数据科学学院, 新疆 乌鲁木齐 830012)

摘要:以乌鲁木齐市2020年房价数据为研究对象,建筑年代为时间变量分别建立时空地理加权回归模型(GTWR)及多尺度时空地理加权回归模型(MGTWR),对房价的空间异质性进行分析。研究结果表明:相比GTWR模型,MGTWR模型的回归结果更为真实可靠,更适用于房价相关研究;在所选指标中,区位是最重要的影响因素且存在较强的空间异质性,次重要的因素依次是绿化率,卧室数、最近公交站距离、最近重点小学距离,一般影响因素有楼层、容积率、最近银行距离、面积,而最近重点中学的影响最小,最近三甲医院距离和最近商场距离的回归系数变化范围较大影响不显著。

关键词: 乌鲁木齐房价; 多尺度时空地理加权回归; 时空异质性

基金项目: 教育部人文社会科学研究规划基金项目“基于空间计量模型的统计学习算法及其应用研究”(19YJA910007); 国家社会科学基金项目“时空数据半参数模型及其应用研究”(16BTJ024)

中图分类号: F012 文献标识码: A

文章编号: 1674-537X (2022) 10. 0100-07

一、引言

随着城市化进程的快速推进,房地产行业蓬勃发展,房价已成为社会热点问题之一。众多学者为分析影响房价的因素,先后提出了不同的模型进行论证。目前,回归分析是主要的研究手段。Lancaster (1966) 和 Rosen (1974) 最早提出特征价格模型(Hedonic Price Model, HPM)^[1-2],该模型的本质是全局回归模型,由于房价本身的异质性,HPM无法准确分析,于是将Brunsdon (1996) 等提出的地理加权回归模型(Geographically Weighted Regression, GWR)引入房价研究^[3]。汤庆园(2012)等利用上海市2010年12月1014个小区的平均房价数据构建GWR模型来揭示上海小区房价的空间分异和不同影响因子的影响^[4];李颖丽(2017)等以重庆市主城区2015年2449个住宅小区平均房价数据为基础,利用GWR模型探索多中心山地城市住房价格影响因子空间异质性^[5]。但以往的GWR模型只考虑了房价的空间变化而忽视了其时间上的异质性,为此Huang (2010)等提出了包含时间维度的时空地理加权回归模型(Geographically and temporally weighted regression, GTWR),以加拿大卡尔加里市房价数据为样本,验证了GTWR模型的有效性^[6];Fotheringham (2015)等提出了面板GTWR,给出了最优时空带宽的选择、计算方法、统计诊断及推断、估计量的性质等^[7],至此GTWR模型成为一套成熟的时空分析模型被正式引入房价研究领域。王新刚(2015)以湖北黄石市2007-2012年房价数据为基础,进行时空建模,研究证实GTWR模型的效果更好,能较准确地解释房价时空变化规律^[8]。张俊杰(2020)等利用GTWR模型分析上海市2000-2018年房价数据,研究证明该模型能有效解决城市房价的时

空异质性问题^[9]。随着研究的深入,尺度问题逐渐被关注。尽管GTWR模型是迄今为止最主流的时空建模方法之一,但Fotheringham (2017)等发现GTWR模型无法分别识别因变量和自变量之间每种关系的尺度(带宽)^[10]。例如,Huang (2010)等人提出的GTWR模型仅使用单个时空带宽,该带宽可被视为不同时空异质性水平的加权平均值,这可能导致模型的各项回归指标的分析中存在部分的夸张或低估;Shen (2017)等提出住房特征价格(如结构、位置和邻里)可以在不同尺度下进行不同变量研究^[11];Tang (2010)等认为特定因素可能会在不同的地方尺度上对房价产生相反的影响^[12]。

综上所述,上述研究都缺乏对影响因素的时空尺度分析。因此,Wu C (2018)等扩展了Huang (2010)等的GTWR模型,提出了多尺度时空地理加权回归模型(Multiscale Geographically and Temporally Weighted Regression, MGTWR),着重强调在时空建模中尺度(带宽)的重要性^[13]。并提出MGTWR模型有以下三个优点(1)可以弥补GTWR测度影响因素在时空尺度方面的不足;(2)适用于生态学、犯罪学、地理学等多领域的研究;(3)应用于房价研究可以从空间角度(即局部和全局)和时间角度(即长期和短期)为城市规划提供新的视角。

二、理论基础

(一) 时空地理加权回归(GTWR)

为了有效解决实际问题中的时空异质性,Huang (2010)等人在原有地理加权回归模型的基础上,将数据的时间特性也嵌入其中,将GWR扩展为GTWR,建立一个三维(经度、纬度和时间)椭圆坐标系,在该坐标系中,除了经度和纬度的两

个水平空间维度外，时间维度是垂直（第三）维度，该模型通过使用与解释变量相关的回归系数来描述空间和时间的影响。其形式如下：

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i, t_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i, t_i) x_{ik} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中 (u_i, v_i, t_i) 是第 i 个样本的时空坐标， $\beta_k(u_i, v_i, t_i)$ 是第 i 个样本的第 k 个变量的估计系数。采用加权最小二乘法（WLS）来校准 GTWR。第 i 个样本的估计系数矩阵表达式可以如公式（2）所示给出：

$$\hat{\beta}_i = (X^T W_i X)^{-1} X^T W_i Y \quad (2)$$

X 是 $n \times (p+1)$ 维自变量矩阵，其第一列为 1，代表截距项的所有元素， Y 是因变量的向量。 W_i 是一个 $n \times n$ 的对角矩阵， $W_i = \text{diag}(W_{i1}, W_{i2}, \dots, W_{ij}, \dots, W_{in})$ 。 W_i 可以使用各种距离衰减函数（例如高斯，双平方和指数）进行测量，本文选择高斯核函数来校准 GTWR：

$$W_{ij} = \exp[-(d_{ij}^{ST}/h^{ST})^2] \quad (3)$$

其中 d_{ij}^{ST} 是样本 i 和样本 j 之间的时空距离，该时空距离可以由时间距离 d_{ij}^T 和空间距离 d_{ij}^S 进行线性组合得出。

$$d_{ij}^{ST} = \sqrt{\lambda(d_{ij}^S)^2 + \mu(d_{ij}^T)^2} \quad (4)$$

其中 λ 和 μ 是比例因子，用于平衡在各自的度量体系中用于测量空间和时间距离的不同影响。

$$d_{ij}^S = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (5)$$

$$d_{ij}^T = \sqrt{(t_i - t_j)^2} \quad (6)$$

因此时空距离可以表示为：

$$d_{ij}^{ST} = \lambda[(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2] + \mu(t_i - t_j)^2 \quad (7)$$

时空带宽 h^{ST} ，空间带宽 h^S 及时间带宽 h^T 之间的关系如下：

$$(h^S)^2 = (h^{ST})^2/\lambda \quad (8)$$

$$(h^T)^2 = (h^{ST})^2/\mu \quad (9)$$

根据 Huang 等人对模型设定的参数，将 λ 的值设置为 1，在减少计算量的同时又不失一般性。因此 μ 用于增大或减小时间距离效应以匹配空间距离。 h^{ST} 和 μ 可以转换为 h^S 和 h^T 。使用 Akaike 信息准则的修正版本 AICc 来获得最佳带宽 h^S 和 h^T ，AICc 的定义如公式（10）所示：

$$AICc = 2n\ln(\sigma) + n\ln(2\pi) + n\left[\frac{n + tr(S)}{n - 2 - tr(S)}\right] \quad (10)$$

其中， n 是样本， σ 是误差项的估计标准偏差， $tr(\cdot)$ 是 S 的轨迹， S 是 GTWR 的帽子矩阵，第 i 个样本的 S 行可表示为：

$$S_i = X_i(X^T W_i X)^{-1} X^T W_i \quad (11)$$

因此，因变量的估计值为：

$$\hat{Y} = SY = X(X^T W_i X)^{-1} X^T W_i Y \quad (12)$$

（二）多尺度时空地理加权回归（MGTWR）

尺度即带宽，所谓 MGTWR 模型，通俗地讲就是各自变量通过模型算法的计算在不同位置下有专属于各自变量“自己”的尺度（带宽），与 GTWR 模型相比，可以直观的看出，各自变量在不同位置的影响程度不同，而不是 GTWR 模型的传统意义上的加权平均过后的带宽。不难看出带宽是 MGTWR 建模过程中的关键。较小的时间和空间带宽倾向于在微观尺度上揭示短期模式，而较大时间和空间带宽倾向于在宏观尺度上揭示长期模式，MGTWR 模型的向量形式为：

$$Y = \beta_{bwtp_{-s0}} + \beta_{bwtp_{-s1}} \otimes x_1 + \beta_{bwtp_{-s2}} \otimes x_2 + \dots + \beta_{bwtp_{-sp}} \otimes x_p + \varepsilon \quad (13)$$

其中“ \otimes ”表示两个向量的逐元素相乘，而 $\beta_{bwtp_{-sp}}$ 表示基于特定空间带宽（ $bwsp$ ）和时间带宽（ $bwtp$ ）的第 p 个变量的估计系数。

对于 MGTWR 模型，带宽的数量随自变量的数量而变化。因此，用来校准 GTWR 模型的 WLS 方法不适用于 MGTWR 模型的校准。由于 MGTWR 模型本质上是一种通用的加性模型，因此采取后向拟合算法（Back fitting），该算法的优势在于假定所有其他项都是已知的，并且分别校准未知项。其算法过程如下

算法：MGTWR 算法流程

输入：自变量矩阵 X ，应变量 Y ，时空地理坐标 (u, v, t) ，最大迭代次数 φ ，阈值 δ

输出： $\hat{Y}^{(K+1)} = \hat{f}_0^{(k+1)} + \hat{f}_1^{(k+1)} + \hat{f}_2^{(k+1)} + \dots + \hat{f}_p^{(k+1)}$

开始

步骤 1：给定 $\beta_{bwtp_{-s0}}, \beta_{bwtp_{-s1}} \otimes x_1, \beta_{bwtp_{-s2}} \otimes x_2, \dots, \beta_{bwtp_{-sp}} \otimes x_p$ 的初值并将其记为 $\hat{f}_0^{(0)}, \hat{f}_1^{(0)}, \hat{f}_2^{(0)}, \dots, \hat{f}_p^{(0)}$ 。计算初始残差 $\varepsilon^{(0)} = y - \hat{f}_0^{(0)} - \hat{f}_1^{(0)} - \hat{f}_2^{(0)} - \dots - \hat{f}_p^{(0)}$ 。

步骤 2：设定结束迭代的标准。 φ 应该是足够大的数，以避免无休止迭代； δ 是用于确定是否迭代的阈值。可以基于残差平方和 (COS_{RSS}) 的比例变化或加性项 (COS_{CAT}) 变化来计算每个连续迭代之间的得分变化 (COS)：

$$COS_{RSS}^{(k+1)} = \frac{|RSS^{(K+1)} - RSS^{(K)}|}{RSS^{(K+1)}}$$

$$COS_{CAT}^{(k+1)} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^p \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{f}_{ij}^{(k+1)} - \hat{f}_{ij}^{(k)})^2}{n}}{\sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^p \hat{f}_{ij}^{(k+1)})^2}}$$

步骤 3：将每个 \hat{f} 与当前应变量 Y 进行回归，误差项 $\varepsilon_p^{(k+1)}$ 对应项更新，其中 $\varepsilon_0^{(k+1)} = \varepsilon_p^{(k)}$ 。

步骤 4：当达到最大迭代次数 φ 时或 (COS) 小于阈值 δ 时停止迭代

结束

由于 MGTWR 校准的反拟合算法在计算上要求很高且计算量很大。MGTWR 的计算效率在很大程度上取决于步骤 1 中各项的初始估算。Wu C 等采用一个单独的反向拟合过程的 GTWR 的估计参数，其相对宽松的阈值 $\delta' = 10^{-3}$ 作为 MGTWR 的初始值，并为 MGTWR 校准定义了 $\delta = 10^{-5}$ 。

三、实证分析

(一) 数据来源及指标体系

本文采用互联网提取的住宅价格和相关影响因素等数据支

撑分析研究，经过比较选取房天下 (<https://xj.fang.com/>) 作为房价信息获取来源。通过网络爬虫技术获取了乌鲁木齐市六区一县（达坂城区除外，是由于近些年暂无该区的房地产交易数据）2020 年的 4562 条房价信息数据，时间跨度（建筑年份）为 1991 年至 2020 年，主要信息包括房屋的位置、面积、楼层、建成年份、卧室数、绿化率和容积率等，在剔除房屋信息残缺、明显有误的数据之后，最终得到研究区域内 300 条完整的样本点数据，研究区域及部分样本点分布情况如图 1 所示。

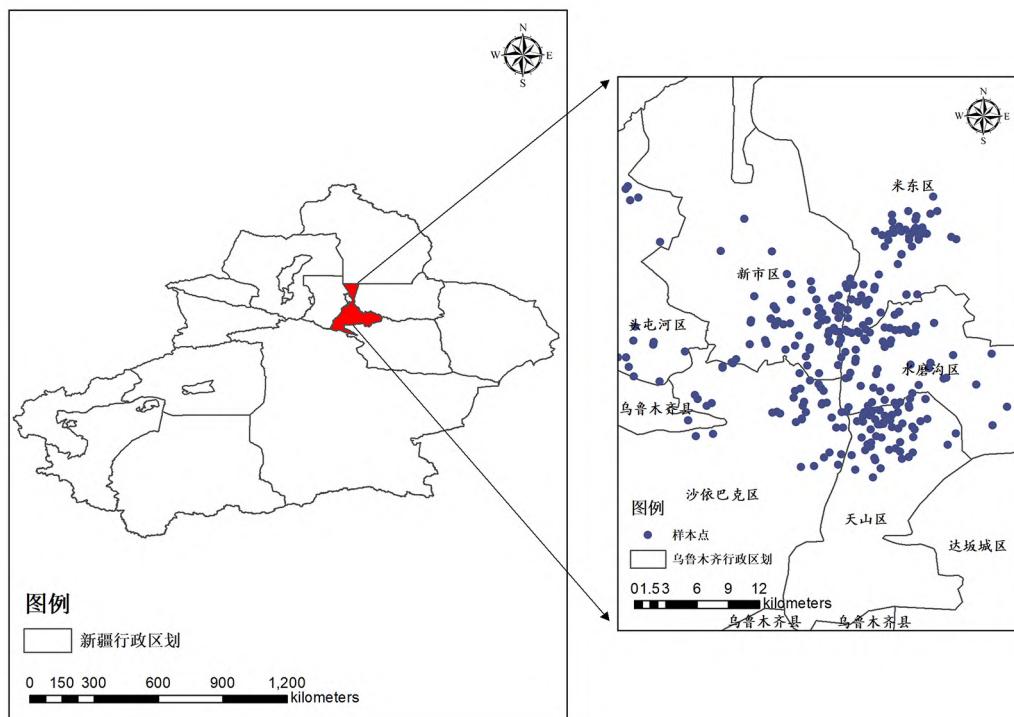


图 1：研究区域及部分样本点分布图

通过查阅以往的文献选取包括房屋基本属性、教育培训、交通设施、购物、金融在内的各项指标，共计 14 个^[12-16]，详见表 1。样本点自身属性数据确定后，还需对其周边影响因素进行提取，经过比较使用百度地图获取距样本点最近的重点小

学、重点中学、三甲医院等指标的欧式距离和经纬度坐标等作为房价分析的影响因素。选取住宅的建筑年份为时间变量，以 1991 年为基准，借助 Huang (2010)、Wu C (2018) 等提出的 GTWR 模型、MGTWR 模型，对所有样本进行计算。

表 1：模型变量数据描述

变量名称	英文简写	单位	变量描述
常数项	Constant	万元	模型的截距项，反映了区位的影响
房价	Price	万元	样本点的销售价格
面积	Area	平方米	样本点建筑面积
楼层	Floor	分值	样本点所在楼层（1 为低楼层，2 为中楼层，3 为高楼层）
建筑年份	Age	年	以 1991 年为基准
卧室数	Bed	间	样本点的卧室数量
绿化率	Green	百分数	居住区用地范围内各类绿地的总和与居住区用地的比率
容积率	Plot	百分数	居住区的地上总建筑面积与净用地面积的比率

最近三甲医院距离	Hospital	千米	样本点到最近三甲医院的距离（直线距离）
最近重点小学距离	Pschool	千米	样本点到最近重点小学的距离（直线距离）
最近重点中学距离	Mschool	千米	样本点到最近重点中学的距离（直线距离）
最近公交站距离	Bus	千米	样本点到最近公交站距的距离（直线距离）
最近商场距离	Shopping	千米	样本点到最近商场的距离（直线距离）
最近银行距离	Bank	千米	样本点到最近银行的距离（直线距离）

(二) 多重共线性检验及空间自相关检验结果
对选取的 11 个影响因素进行多重共线性检验，得到各自变量的方差膨胀因子的值均小于 3，如表 2 所示。检验结果表

明各自变量均通过多重共线性检验，可进行进一步的全局莫兰指数检验。

表 2：多重共线性检验结果

	Area	Floor	Bed	Green	Plot	Hospital	Pschool	Mschool	Bus	Shopping	Bank
VIF	2.51	1.04	2.52	1.13	1.04	1.20	1.69	1.01	1.33	1.35	1.01

对样本点房价进行空间自相关检验，得到样本点的房价数据的空间自相关结果如表 3 所示。莫兰指数为 0.377，Z 得分为 8.715 远大于阈值 1.65，且 P 值小于 0.05，说明样本点的房价数据存在明显的空间正自相关，可进行进一步的回归分析。

表 3：空间自相关检验结果

Moran's I	预期指数	Var	Z-score	P-value
0.377	-0.003	0.002	8.715	0.000

(三) 模型结果对比分析

为了使模型的带宽选择更加灵活且真实有效，在高斯核函数的基础上，选用自适应高斯核函数确定模型带宽，选取 R^2 、 adj_R^2 、RSS、AICc 指数、MAE、MSE、RMSE 作为模型的性能评价指标，详见表 4。回归结果显示，MGTWR 模型比 GTWR 模型的 R^2 提高 0.26，RSS 降低 499261.995，AICc 指数降低 119.709，MAE 降低 1.143，MSE 降低 1669.995，RMSE 降低 18.848。由此可见，多尺度（带宽）的选择对 GTWR 模型的拟合有了明显的改进，因此本文选用 MGTWR 模型进行研究论证。

表 4：模型评价指标

	GTWR	MGTWR
R^2	0.873	0.899
adj_R^2	0.760	0.866
RSS	863011.782	363749.787
AICc	3300.695	3180.986
MAE	25.457	24.314
MSE	2886.233	1216.238
RMSE	53.724	34.875

由表 5 可知，MGTWR 能够直接反映出各变量的差异化作用尺度，而 GTWR 只能反映出各变量作用尺度的均值。而通过计算 MGTWR，发现不同影响因素的尺度差异很大，Pschool，Bus，Bed，Bank，Plot 这五个影响因素的时空带宽比很大，表明这些影响因素在空间上是全局性的，而其他影响因素的时空带宽比较小，代表不同水平的时空变化。

表 5：GTWR 与 MGTWR 的时空带宽比

Name	GTWR 时空带宽比	MGTWR 时空带宽比
Constant	7	174.1823
Area	7	4.4925
Floor	7	170.0052
Bed	7	296.0926
Green	7	167.0210
Plot	7	204.0295
Hospital	7	28.2887
Pschool	7	299.0776
Mschool	7	180.2334
Bus	7	299.0776
Shopping	7	26.4439
Bank	7	289.7705

(四) 影响因素分析

MGTWR 模型是典型的非参数模型，由 GTWR 模型推广而来，因此与 GTWR 模型相同的是在每一个样本点上都存在着回归系数，其总数达到了 300×11 个，限于篇幅，仅给出其描述性统计，详见表 6。

表 6: MGTWR 回归系数统计表

	Mean	Std	Min	Q _{25%}	Q _{50%}	Q _{75%}	Max
Constant	-40.038	0.833	-41.307	-40.761	-40.382	-38.961	-38.759
Area	1.713	0.312	0.652	1.555	1.701	1.804	2.795
Floor	-5.882	0.350	-6.366	-6.199	-5.973	-5.456	-5.306
Bed	19.770	0.035	19.710	19.735	19.786	19.800	19.816
Green	34.952	1.951	32.066	33.290	33.903	37.333	38.153
Plot	-0.915	0.086	-1.035	-0.984	-0.947	-0.818	-0.779
Hospital	4.572	5.732	-6.206	0.962	3.993	7.153	17.694
Pschool	-10.872	0.011	-10.885	-10.879	-10.874	-10.868	-10.837
Mschool	-0.036	0.003	-0.042	-0.039	-0.037	-0.033	-0.033
Bus	-7.715	0.123	-7.987	-7.744	-7.651	-7.633	-7.629
Shopping	0.154	4.647	-6.758	-4.556	0.734	1.801	11.124
Bank	-0.129	0.002	-0.131	-0.131	-0.130	-0.127	-0.125

在 MGTWR 的回归系数中，Constant , Area , Floor , Bed , Green , Plot , Pschool , Mschool , Bus , Bank 这 10 个因素的回归系数整体显著。

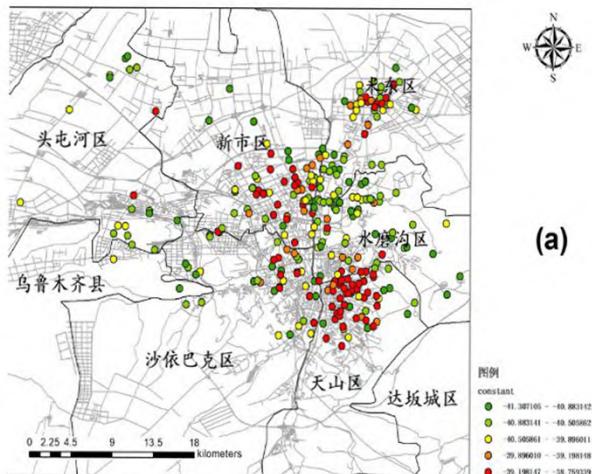
常项数 (Constant) 表示区位对房价的影响，区位是指房屋基本属性、邻里等因素。表 6 反映出区位对房价为负向影响，且有明显中心聚集四周离散的趋势，如图 2a 所示。高值主要聚集在天山区 (市中心) ，其次新市区、米东区，沙依巴克区较为零散。从地理位置来看，符合客观规律，市中心区位影响较强，周围区域区位影响相对较弱，从回归系数绝对值看，影响程度最强。

面积 (Area) 因素显著，且正向影响房价，如图 2b 所示。可以看出靠近天山区 (市中心) 的住宅小区，房价与面积的相关性相对其他因素来说较强。由于越是靠近市中心的区域，各类教育、商圈、医疗的公共资源比周边地区更为完善，房价相

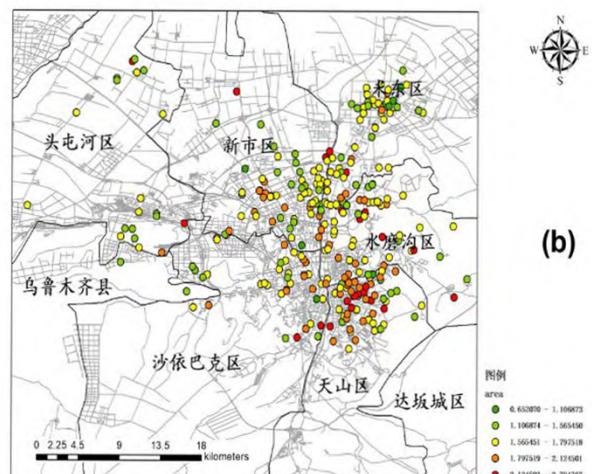
对较高，反之亦然。从回归系数绝对值看，影响程度较小。

楼层 (Floor) 因素显著，且负向影响房价，如图 2c 所示。主要集中在天山区、新市区和米东区，其余区域影响很小。这说明在市中心及新兴发展地区，人们更倾向于购买低楼层的房屋，普遍低楼层的价格要高于高楼层，是影响城区房价的重要因素之一。这种现象的产生可能是购房者家中有老人和小孩，出于安全考虑，更倾向于购买低楼层。从回归系数绝对值看，影响程度一般。

卧室数 (Bed) 反映出购房者对房屋结构的不同喜好，总体上卧室数正向影响房屋价格，如图 2d 所示。面积相差不大情况下，购房者更倾向于购买卧室数更多的房屋，以求得到更多的实用面积，从而导致这一类房屋的价格更高。从回归系数绝对值上看，卧室数对房价的影响程度较强。



(a)



(b)

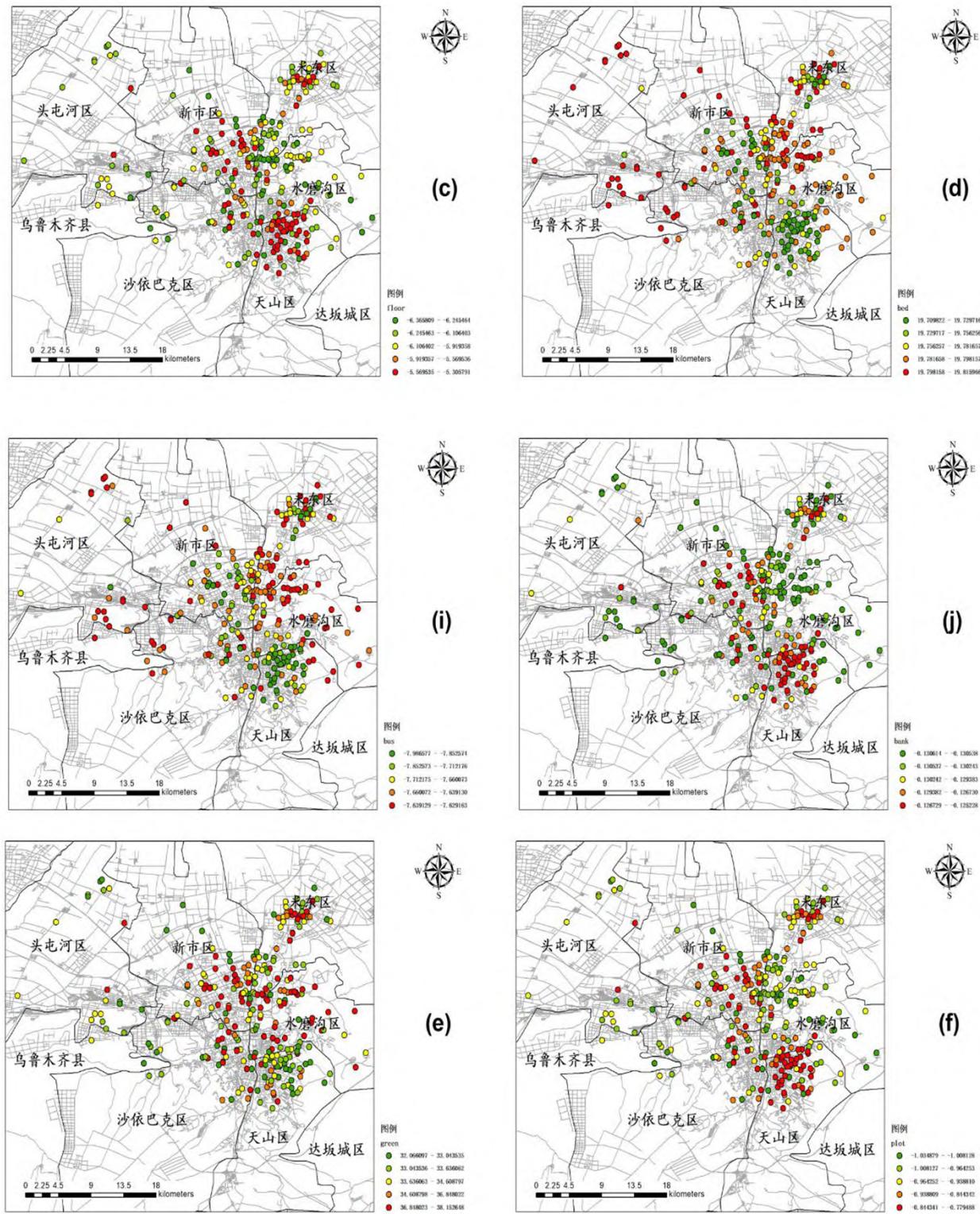


图 2: MGTWR 模型回归系数的空间格局

绿化率 (Green) 因素显著，且正向影响房价，如图 2e。绿化率代表小区的绿化生态情况，绿化率越高对房价的上涨有促进作用。高值主要集中在水磨沟区、新市区和米东区。水磨

沟区是乌鲁木齐市最早打造的风景旅游区，而新市区及米东区属于政府规划的新兴发展区域，政府为了吸引人才，地产商为了提升房价都会将区域内绿化率提高。从回归系数绝对值看，

其影响程度较强，仅次于区位。

容积率(Plot)影响较为显著，但负向影响房价，如图2f所示。容积率与一个地区的宜居性直接相关，高容积率对房价有负面影响，反之低容积率对房价有正向影响。从购房者的角度来看，容积率越大，说明开发商对土地的开发强度越大，相对的居住的舒适度会随之降低，进而该住宅区的宜居性降低，因此居民倾向于选择容积率较低的房地产，即没有过度开发且规划合理及噪音和居民过度聚集且舒适度良好的居住环境。从回归系数绝对值上看，其影响程度较为一般。

最近重点小学距离(Pschool)和最近重点中学距离(Mschool)反映出的是就学便利性问题，对房价呈现负向影响，如图2g, 2h所示。这与实际情况相符，表明小区与重点学校之间的距离影响很显著，距离越近，房价就越高，距离越远，房价越低。高值主要集中在天山区。水磨沟区、新市区和米东区，这几个区域的重点学校分布较为密集，对学区的敏感度更高，从二者的回归系数绝对值看，最近重点小学距离影响程度较强，最近重点中学距离影响程度最小。这与实际情况相符，对于重点小学来说，主要看居住地是否位于该学区，而对于重点中学来说，主要是通过中考成绩这一硬性指标来决定，与是否是学区影响不大。

最近公交站距离(Bus)负向影响房价，距离样本点小区越近，房价越高，如图2i所示。最近公交站距离反映出的是交通的便利性，交通便利性越强，对房价的影响就越高。从图中可以看出，天山区为主的市中心的交通便利性最强，其次是新进开发的新市区和米东区，沙依巴克区及水磨沟区的交通便利性一般。从回归系数绝对值看，其影响程度较强。

最近银行距离(Bank)负向影响房价，距离样本点小区越近，房价越高，反之越低，如图2j所示。最近银行距离反映出的是金融便利性，金融便利性越强，对房价的影响也就越强。从图中可以看出，高值主要集中在新兴发展的新市区和米东区及位于市中心的较为繁华的天山区，从回归系数绝对值看，其影响程度一般。

四、结论

本文将MGTWR模型应用于房价的实证分析，结合乌鲁木齐市2020年住宅价格数据，对乌鲁木齐市2020年住宅价格的时空尺度及异质性进行研究，得出以下几点结论：首先，相比以往的GTWR模型，MGTWR模型的拟合程度及其他评价指标更优，且考虑到不同带宽对模型的结果和分析产生的影响，回归结果更为真实可靠。其次，在众多影响因素中，房价对区位的变化最为敏感，同时存在较强的空间异质性，其影响尺度在所有影响因素中是最大的，其他影响因素尺度由大到小分别是最近公交站距离、最近重点小学距离、卧室数、最近银行距离、容积率、最近重点中学距离、楼层、绿化率、面积。最后，在所有显著影响房价的变量中，面积、绿化率、最近公交站距离、最近银行距离正向影响房价，而区位、楼层、卧室数、容积率、最近重点小学距离、最近重点中学距离负向影响房价。所有变量中，区位是影响房价的主要因素，其次是绿化率，接着是卧室数、最近公交站距离、最近重点小学距离，一般影响因素有楼层、容积率、最近银行距离、面积，而最近重点中学的影响最小。

研究证明，MGTWR模型的回归结果相较于GTWR模型的回归结果有进一步的提升，更适用于对房价的影响因素研究。

(本文通讯作者：王合玲)

参考文献：

- [1] LANCASTER K J. A new approach to consumer theory [J]. Journal of Political Economy ,1966 ,74(2) : 132 – 157.
- [2] ROSEN S. Hedonic prices and implicit markets: product differentiation in pure competition [J]. Journal of Political Economy ,1974 ,82(1) : 34 – 55.
- [3] BRUNSDON C ,FOTHERINGHAM A S ,and CHARLTON M E . Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity. Geographical Analysis ,1996 ,28 (4) ,281 – 298.
- [4] 汤庆园 徐伟 艾福利. 基于地理加权回归的上海市房价空间分异及其影响因子研究[J]. 经济地理 2012 ,32(02) : 52–58.
- [5] 李颖丽 刘勇 刘秀华. 重庆市主城区住房价格影响因子的空间异质性[J]. 资源科学 2017 ,39(02) : 335–345.
- [6] HUANG B ,WU B ,and BARRY M ,2010. Geographically and temporally weighted regression for modeling spatio – temporal variation in house prices. International Journal of Geographical Information Science ,24 (3) ,383 – 401.
- [7] FOTHERINGHAM A S ,CRESPO R ,and YAO J . 2015. Geographical and temporal weighted regression(GTWR) . Geographical Analysis ,47 (4) ,431–452.
- [8] 王新刚. 城市住房价格时空模型分析[D]. 河南大学 2015.
- [9] 张俊杰 杨毅 蒋廷臣 徐胜华. 时空异质性探测的上海市房价演进分析[J]. 测绘科学 2020 ,45(12) : 175–180+196.
- [10] Fotheringham A S ,Yang W ,Wei K . Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR) [J]. Annals of the American Association of Geographers ,2017 ,107(6) : 1247–1265.
- [11] SHEN Y. and KARIMI K . 2017. The economic value of streets: mix-scale spatio-functional interaction and housing price patterns. Applied Geography 79 ,187 – 202.
- [12] TANG B. S. and YIU C. Y . ,2010. Space and scale: a study of development intensity and housing price in Hong Kong Landscape and Urban Planning 96 (3) ,172 – 182.
- [13] WU C ,REN F ,HU W ,et al. Multiscale geographically and temporally weighted regression: exploring the spatiotemporal determinants of housing prices [J]. International Journal of Geographical Information Science ,2018 ,33(3) : 1–23.
- [14] 王梦晗. 基于时空地理加权回归模型的北京市房价影响因素研究[D]. 山东农业大学 2018.
- [15] 沈体雁 于瀚辰 周麟 古恒宇 何泓浩. 北京市二手住宅价格影响机制——基于多尺度地理加权回归模型(MGWR) 的研究[J]. 经济地理 2020 ,40(03) : 75–83.
- [16] 侯健 田茂再. 基于变量选择的混合时空地理加权参数估计[J]. 数学的实践与认识 2021 ,51(07) : 110–118.