

混合时空地理加权回归及参数的两步估计

赵阳阳^{1,2} 刘纪平^{1,2} 杨毅² 张福浩² 仇阿根²

(辽宁工程技术大学 阜新 123000)¹ (中国测绘科学研究院 北京 100830)²

摘要 针对全局平稳特征和时空非平稳特征同时存在的现象,提出了混合时空地理加权回归方法(Mixed Geographically and Temporally Weighted Regression, MGTWR),给出了 MGTWR 的数学定义和回归参数的两步估计。同时,介绍了调整型带宽选择机制下的权重计算方法和基于 Akaike 信息准则(Akaike Information Criterion, AIC)的参数优化方法。采用复杂程度不同的模拟数据来测试方法的性能。结果表明,MGTWR 和 GTWR 的 R^2 大于 0.8,能模拟全局平稳特征和时空非平稳特征的现象,但 MGTWR 显著优于 GTWR。MGWR 因无法探测时间非平稳特征,模拟效果最差。此外,数据复杂程度影响 MGTWR,GTWR 和 MGWR 的性能,数据越简单模拟效果越好。

关键词 混合时空地理加权回归,时空地理加权回归,两步估计

中图分类号 TP301.6 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.03.056

Mixed Geographically and Temporally Weighted Regression and Two-step Estimation

ZHAO Yang-yang^{1,2} LIU Ji-ping^{1,2} YANG Yi² ZHANG Fu-hao² QIU A-gen²

(Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)¹

(Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100830, China)²

Abstract In response to a phenomenon that both global stationary characteristics and spatial-temporal non-stationary characteristics exist at the same time, an approach named mixed geographically and temporally weighted regression (MGTWR) was proposed. This paper showed mathematical definition of MGTWR and gave the formula of regression parameters by using two-step estimation method. Besides, the weight calculation method and the parameter optimization method based on Akaike information criterion (AIC) were introduced. Some simulated data with different degrees of complexity were adopted to test the performance of method. Result shows that R^2 are more than 0.8 when MGTWR and GTWR are used. Both MGTWR and GTWR can deal with the phenomenon that both global stationary characteristics and spatial-temporal non-stationary characteristics have. What's more, MGTWR is better than GTWR. As MGWR cannot detect temporal non-stationary characteristics, the results of MGWR are bad. In addition, the complexity of the data affects the performance of MGTWR, GTWR and MGWR. The simpler the data are, the better the results will be.

Keywords MGTWR, GTWR, Two-step estimation

1 引言

1996年 Fotheringham A S, Brunson C 和 Charlton M 等基于局部光滑思想,提出了地理加权回归(Geographical Weight Regression, GWR)^[1]。GWR 能有效地探测事物的空间非平稳特征,被广泛应用于社会经济学、城市地理学、气象学等多个领域^[2-6]。1999年 Brunson C 等在局部回归的基础

上考虑全局要素,推导出了混合地理加权回归模型(Mixed Geographically Weighted Regression, MGWR)^[7]。MGWR 同时考虑了全局平稳特征和空间非平稳特征,是普通线性回归(Ordinary Linearity Regression, OLR)和 GWR 的综合抽象。2010年 Huang 在 GWR 的基础上考虑时间变化因素,提出了时空地理加权回归模型(Geographically and Temporally Weighted Regress, GTWR)^[8]。该方法基于面板数据,研究事

到稿日期:2016-09-14 返修日期:2016-11-20 本文受公益性行业科研专项(201512032),国家重点研发计划(总体设计与标准规范,2016YFC0803101)资助。

赵阳阳(1987—),女,博士生,主要研究方向为政府地理信息服务、空间分析;刘纪平(1967—),男,研究员,博士生导师,主要研究方向为电子政务地理信息服务、空间信息决策分析、互联网地理信息挖掘、地理国情统计分析等;杨毅(1986—),男,博士,主要研究方向为时空数据挖掘;张福浩(1973—),男,研究员,硕士生导师,主要研究方向为地理信息系统与电子政务;仇阿根(1977—),男,副研究员,主要研究方向为地理信息系统与电子政务。

物的空间非平稳特征和时间非平稳特征,为分析事物的时空特性提供了支持。

综上所述,现有的回归方法对解决全局平稳特征、空间非平稳特征和时空非平稳特征问题具有良好的适应性。然而,现实中也有全局平稳特征和时空非平稳特征同时存在的现象,例如 PM2.5 浓度既与地区的经济发展水平、人口数量有关,也与温度、相对湿度、风速等气象因素有关^[9]。经济发展水平一般用 GDP 表示,人口数量一般采用常住人口数量表示,这两个指标都反映一定范围内的整体情况,若在这个范围内无变化,则为所谓的全局平稳特征。而气象因素是随着位置和时间不断变化的,即所谓的时空非平稳特性。对于这类现象,传统的 GWR, MGWR, GTWR 已不适用。因此,本文提出了一种混合时空地理加权回归(Mixed Geographically and Temporally Weighted Regression, MGTWR)方法。它将普通线性回归和时空地理加权回归结合在一起来表达因变量的变化,通过普通线性回归了解全局平稳特征的影响,利用时空地理加权回归分析局部时空非平稳特征的影响,从而解决全局平稳特征和局部时空非平稳特征同时存在的问题。

2 MGTWR 原理

2.1 MGTWR 定义

为了解决全局平稳特征和局部时空非平稳特征同时存在的问题,MGTWR 模型将特征变量分成两部分:1)全局特征变量;2)是时空非平稳特征变量。前者用于反映全局平稳特性,可以用普通线性回归模型表示;后者用于反映时空非平稳特性,可以用 GTWR 模型表示。因此,MGTWR 模型表达式可以表示为:

$$y_i = \sum_{k=1}^{P_a} \beta_k^{(a)} x_{ik}^{(a)} + \sum_{l=1}^{P_b} \beta_l^{(b)} (\mu_i, \nu_i, t_i) x_{il}^{(b)} + \epsilon_i \quad (1)$$

其中, $P_a + P_b = P$, $\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ 。($y_i; x_{i1}^{(a)}, x_{i2}^{(a)}, \dots, x_{iP_a}^{(a)}, x_{i1}^{(b)}, x_{i2}^{(b)}, \dots, x_{iP_b}^{(b)}$)表示在第 t_i 时刻位于 (μ_i, ν_i) 点的观测值 $(i=1, 2, \dots, n)$, y_i 表示因变量, $x^{(a)}$ 表示全局自变量, $x^{(b)}$ 表示局部自变量, $\beta^{(a)}$ 表示常参数, $\beta^{(b)}$ 表示变参数。令:

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \beta^{(a)} = \begin{bmatrix} \beta_1^{(a)} \\ \beta_2^{(a)} \\ \vdots \\ \beta_{P_a}^{(a)} \end{bmatrix}, \beta^{(b)} = \begin{bmatrix} \beta_1^{(b)} \\ \beta_2^{(b)} \\ \vdots \\ \beta_{P_b}^{(b)} \end{bmatrix}, \epsilon = \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{bmatrix}$$

$$X^{(a)} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11}^{(a)} & \vdots & x_{1P_a}^{(a)} \\ 1 & x_{21}^{(a)} & \vdots & x_{2P_a}^{(a)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{n1}^{(a)} & \vdots & x_{nP_a}^{(a)} \end{bmatrix}$$

$$X^{(b)} = \begin{bmatrix} x_{11}^{(b)} & x_{12}^{(b)} & \vdots & x_{1P_b}^{(b)} \\ x_{21}^{(b)} & x_{22}^{(b)} & \vdots & x_{2P_b}^{(b)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1}^{(b)} & x_{n2}^{(b)} & \vdots & x_{nP_b}^{(b)} \end{bmatrix}$$

$$m = \begin{bmatrix} \sum_{l=1}^{P_b} \beta_l^{(b)} x_{1l}^{(b)} \\ \sum_{l=1}^{P_b} \beta_l^{(b)} x_{2l}^{(b)} \\ \vdots \\ \sum_{l=1}^{P_b} \beta_l^{(b)} x_{nl}^{(b)} \end{bmatrix} \quad (2)$$

那么式(1)可简化为:

$$y = X^{(a)} \beta^{(a)} + m + \epsilon \quad (3)$$

式(3)右侧第一项表示全局变化特征,第二项表示时空变化特征。如果式(3)中没有全局变量,表达式就变成了 GTWR 模型;如果没有时空变量,表达式就变成了普通线性回归。需要说明的是,当截距全局稳定时,截距项应位于全局变量中,特征变量表达式如式(2)的 $X^{(a)}$, $X^{(b)}$ 。当截距局部非平稳时,截距项应位于局部变量中,需要将 $X^{(a)}$ 的第一列放到 $X^{(b)}$ 的第一列。

2.2 MGTWR 的两步估计

在得到 MGTWR 模型后,需要计算回归系数和估计值。根据 MGTWR 特征变量的分类,回归系数被分为常回归系数和时空变回归系数。在同一个 MGTWR 模型中,常回归系数是一个常数,变回归系数是一组 n 维向量。由于回归系数的维度不一致,导致无法直接运用最小二乘法求解,因此需要对 MGTWR 的回归系数分步求解,本文采用两步估计法对 MGTWR 进行求解。主要思路如下。

假设 MGTWR 中的常参数已知,式(3)可变为如下形式:

$$y - X^{(a)} \beta^{(a)} = m + \epsilon \quad (4)$$

将式(4)左侧看作一体,这是标准的 GTWR 模型,估计值

\hat{m} 可表示为:

$$\hat{m} = S(y - X^{(a)} \beta^{(a)}) \quad (5)$$

其中,

$$S = \begin{bmatrix} X_1^{(b)} (X^{(b)'} W_1 X^{(b)})^{-1} X^{(b)'} W_1 \\ X_2^{(b)} (X^{(b)'} W_2 X^{(b)})^{-1} X^{(b)'} W_2 \\ \vdots \\ X_n^{(b)} (X^{(b)'} W_n X^{(b)})^{-1} X^{(b)'} W_n \end{bmatrix},$$

$$W_i = \begin{bmatrix} W_{i1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & W_{i2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & W_{in} \end{bmatrix}, W_i \text{ 表示时空影响权重矩阵,计}$$

算方法将在第 3 节介绍。

将式(5)带入式(4),整理得:

$$(I - S)y = (I - S)X^{(a)} \beta^{(a)} \quad (6)$$

式(6)是普通线性回归,可采用最小二乘法估计参数:

$$\hat{\beta}^{(a)} = [X^{(a)'} (I - S)' (I - S) X^{(a)}]^{-1} X^{(a)'} (I - S)' (I - S) y \quad (7)$$

将式(7)带入式(4),可得变参数估计值:

$$\hat{\beta}_i^{(b)} = (X^{(b)'} W_i X^{(b)})^{-1} X^{(b)'} W_i (y - X^{(a)} \hat{\beta}^{(a)}) \quad (8)$$

因变量估计值为:

$$\hat{y} = (S + (I - S) X^{(a)} (X^{(a)'} (I - S)' (I - S) X^{(a)})^{-1} X^{(a)'} (I - S)' (I - S)) y \quad (9)$$

S^* 为帽子矩阵, $S^* = S + (I - S) X^{(a)} (X^{(a)'} (I - S)' (I - S) X^{(a)})^{-1} X^{(a)'} (I - S)' (I - S)$.

3 权重计算方法

在 MGTWR 模型中,时空非平稳特征变量对因变量的影响是随着时间和位置变化的。当两个观测点的时空距离超过一定阈值时,认为这两个点之间没有影响;当两个观测点的时空距离在这个阈值内时,认为这两个点之间相互影响,影响的程度可以用一个函数来刻画,这个函数称为时空核函数,常用的有高斯(Gauss)核函数和近高斯(Bi-square)核函数^[10]。时空距离的阈值称为带宽, Fotheringham 提出了固定型和调整型两种带宽。固定型带宽是指在全局设置同一个带宽,它适用于观测点均匀分布的情况。调整型带宽是指带宽随观测点分布的疏密程度而发生调整,它能确保任意点在带宽范围内的观测点个数相同,即最近邻点个数相同。调整型带宽在点密集处的带宽值较小,在稀疏处的带宽值较大,它适用于观测点非均匀分布的情况。研究表明,调整型核函数比固定型更灵活^[1]。下面介绍调整型时空核函数和带宽选择方法。

3.1 时空核函数

时空核函数的正确选取对 MGTWR 模型的正确估计非常重要。常用方法包括距离阈值法、距离反比法、Gauss 核函数和 Bi-square 核函数。距离阈值法的函数不连续,估计时会出现随着回归点的改变,参数估计因为一个观测点的移入或移出窗口而发生突变的情况^[1]。距离反比法中当回归点本身也是观测点时,会出现回归点观测值的权重无穷大的情况,若删除观测点又会大大降低参数估计精度,因此这两种方法不宜直接采用。本文给出调整型带宽下 Gauss 核函数和 Bi-square 核函数的计算公式。

调整型高斯核函数下数据点 (μ_i, ν_i, t_i) 对数据点 (μ_j, ν_j, t_j) 的权重 W_{ij} 为:

$$W_{ij} = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{d_N^2}\right) \quad (10)$$

调整型近高斯核函数下数据点 (μ_i, ν_i, t_i) 对数据点 (μ_j, ν_j, t_j) 的权重 W_{ij} 为:

$$W_{ij} = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{d_{ij}}{d_N}\right)^2\right]^2, & \text{当 } j \text{ 位于点 } i \text{ 最近的 } N \text{ 个点内时} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (11)$$

其中, d_{ij} 表示点 (μ_i, ν_i, t_i) 到点 (μ_j, ν_j, t_j) 的时空距离, d_N 表示数据点 (μ_i, ν_i, t_i) 到最近邻第 N 个点的时空距离。定义点 (μ_i, ν_i, t_i) 和点 (μ_j, ν_j, t_j) 之间的时空距离为:

$$d_{ij} = \sqrt{\lambda[(\mu_i - \mu_j)^2 + (\nu_i - \nu_j)^2] + \mu(t_i - t_j)^2} \quad (12)$$

其中, λ 和 μ 是比例因子,表示平衡时间距离和空间距离的影

响。只要选择合适比例因子, d_{ij} 就能够度量时空距离^[11]。

3.2 带宽选择方法

带宽和时空比例因子是计算时空权重矩阵的重要因素。如何确定带宽和时空比例因子是需要解决的一个问题。Fotheringham 等采用 Akaike 信息准则 (Akaike Information Criterion, AIC) 确定地理加权回归模型的最优带宽。AIC 是 Akaike 在极大似然估计原理的基础上提出的一种模型选择准则,最早用于模型选择。一般地,当两个模型的 AIC 值相差 3 时,认为两个模型之间存在明显差异,且 AIC 最小的模型被认为是最优模型^[12]。将 AIC 准则应用于 MGTWR 模型,其计算公式为:

$$AIC = 2n \ln(\hat{\sigma}^2) + n \ln(2\pi) + n \left[\frac{n + \text{tr}(S^*)}{n - 2 - \text{tr}(S^*)} \right] \quad (13)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{y'(I - S)'(I - S^*)y}{n - 2\text{tr}(S^*) + \text{tr}(S^* S^*)} \quad (14)$$

根据式(13)、式(14)可知 AIC 是关于帽子矩阵的函数,而帽子矩阵是关于最近邻点个数(或带宽)和时空比例因子的函数。令 $\lambda=1$, 给出最近邻点个数和时间影响因子的有限取值范围,计算所有情况下的 AIC,当 AIC 最小时,对应的最近邻点个数为最优最近邻点个数,时间因子为最优时间因子。除了 AIC 准则外,还可以利用交叉验证法^[13]进行参数最优化,本文不再赘述。

4 算法流程

根据 MGTWR 原理和权重计算方法,本文给出了 MGTWR 模型的算法流程。整体上 MGTWR 模型的计算过程分为两部分:选择带宽和两步估计参数值,如图 1 所示,左侧部分是选择带宽,右侧部分是两步估计参数值。

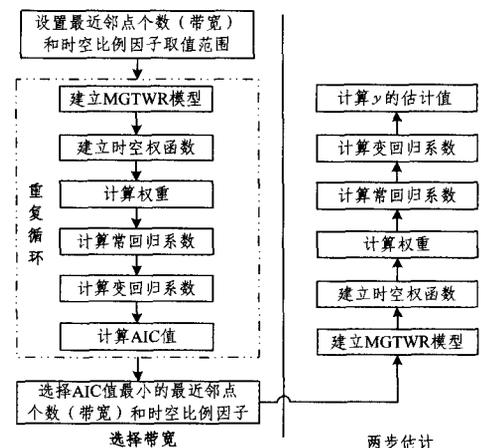


图 1 MGTWR 模型的算法流程

事实上,带宽选择需要计算给定的若干带宽对应的 AIC 值,其中最小 AIC 值对应的带宽为最优带宽,而每计算一次 AIC 值,也即进行一次两步估计,因此带宽选择耗时较长。下面给出具体步骤。

(1) 选择带宽

1) 设置最近邻点个数(或带宽)和时空比例因子的取值范围,形成有限个数的取值组合。

2) 针对每一组取值组合重复以下步骤:

- a. 建立 MGTWR 模型;
 - b. 建立时空权函数;
 - c. 计算权重;
 - d. 计算常回归系数;
 - e. 计算变回归系数;
 - f. 计算 AIC 值。
- 3)选择 AIC 值最小时对应的最近邻点个数(或带宽)和时空比例因子作为最优的参数,进行模拟估计。

(2)两步估计参数值

- 1)利用最优最近邻点个数(或带宽)和时空比例因子,建立 MGTWR 模型。
- 2)建立时空权函数。
- 3)计算权重。
- 4)计算常回归系数。
- 5)计算变回归系数。
- 6)计算 y 的估计值。

5 实验

在 Matlab 环境下,本文基于调整型高斯核函数的权重计算方法实现了 MGTWR,GTWR 和 MGWR,并采用模拟数据评估了 MGTWR 的性能。

5.1 模拟数据

模拟数据参考覃文忠测试 MGWR 的数据集^[10],在其基础上增加时间变量,具体方法是:设研究的时空区域是边长为 $m+1$ 个距离单位的正方体,观测点分布在正方体内,正方体的水平面表示空间位置变化,分别用 u 和 v 表示,垂直于水平面的方向表示时间变化,用 t 表示,空间距离和时间距离单位长度均为 1。各组模拟数据的公式如表 1 所列,其中自变量服从 $(0,1)$ 上的均匀分布, $\epsilon \sim N(0,1)$ 。

表 1 模拟数据公式说明

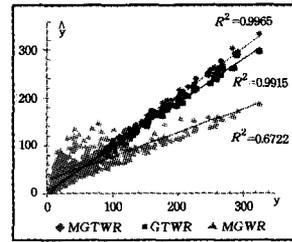
编号	公式	x 的取值范围
Data1	$y=6+ux_1+x_2+\epsilon$	$x_1, x_2 \sim U(0,1)$ $u, v, t \sim U(0,20)$
Data2	$y=\sqrt{uv}+ux_1+vx_2+x_3+\epsilon$	$x_1, x_2, x_3 \sim U(0,1)$ $u, v, t \sim U(0,20)$
Data3	$y=0.79+1.27x_1+ux_2+vx_3+tx_4+\epsilon$	$x_1, x_2, x_3, x_4 \sim U(0,1)$ $u, v, t \sim U(0,20)$

5.2 方法对比

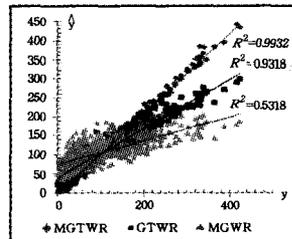
对上述模拟数据采用 AIC 计算最优近邻点个数和时间比例因子,利用两步估计法计算估值,同时计算了均方误差 (Mean Square Error, MSE)、拟合优度 R^2 和 AIC 值等评价指标。每次实验随机生成模拟数据, m 值为 20,数据量为 500,按照 70%和 30%的比例分为实验数据集和测试数据集。重复实验 50 次,取 R^2 最优的结果作为最终结果。

图 2 示出了各组模拟数据在 MGTWR,GTWR 和 MGWR 方法下的估值与真实值的二值图,其中 x 轴表示真实值, y 轴表示各方法的估计值,图中的直线为趋势线, R^2 表示拟合优度。从图 2 可以看出,采用 MGTWR 方法时各组模拟数据的 R^2 在 0.98 以上,说明 MGTWR 能很好地模拟全局特征变量和时空特征变量的现象。采用 GTWR 方法时各组模拟

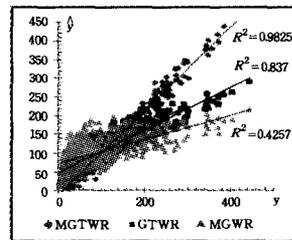
数据的 R^2 在 0.83 以上,说明 GTWR 也可以在一定程度上模拟全局特征变量和时空特征变量的现象,但模拟效果比 MGTWR 差。采用 MGWR 方法时 3 组模拟数据的 R^2 分别为 0.6722,0.5318 和 0.4257,模拟效果不好,这是由于 MGWR 不能探测时间变化特征造成的,也说明模拟数据的时间不稳定特征比全局特征的影响程度大。



(a)Data1 结果



(b)Data2 结果



(c)Data3 结果

图 2 MGTWR,GTWR 和 MGWR 方法下估值与真实值的对比

表 2 记录了各组模拟数据在 MGTWR,GTWR 和 MGWR 方法下的评价指标结果。通过对 MSE 和 AIC 值的观察也可得到图 2 的结论。此外,图 2(a)中,Data1 在 MGTWR 和 GTWR 下的 R^2 都在 0.99 以上,相差不大。从表 2 中观察 Data1 的评价指标,采用 MGWR 方法的 AIC 值比采用 GTWR 方法的小 474.6,根据 AIC 值相差大于 3 则模型存在显著差异的原则,说明两种方法存在显著差异,MGTWR 明显优于 GTWR。Data1 在 MGTWR 下的 MSE 为 13.53,在 GTWR 下的 MSE 为 35.89,提升了 165.26%,也证明了 MGTWR 显著优于 GTWR。

表 2 GTWR,MGWR 及 MGTWR 的评价指标

	GTWR		MGWR		MGTWR	
	MSE	AIC	MSE	AIC	MSE	AIC
模拟数据 1	35.89	3745.80	1269.90	5038.80	13.53	3271.20
模拟数据 2	92.46	4259.70	4573.10	5698.70	76.56	4206.90
模拟数据 3	115.20	4349.80	4793.60	5731.10	91.62	4197.10

此外,模拟数据的复杂程度对方法的性能有影响。表 1 的公式反映了数据的复杂程度,Data1 最简单,Data3 最复杂。

(下转第 312 页)

- niton. Columbus, 2014; 1194-1201.
- [14] ZHANG X D, CHEN Z H, HU L M, et al. Object tracking method based on sparse representation of joint template[J]. Control and Decision, 2015, 30(9): 1696-1700. (in Chinese)
张旭东, 陈仲海, 胡良梅, 等. 基于联合模板稀疏表示的目标跟踪算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(9): 1696-1700.
- [15] BAI T, LI Y F. Robust visual tracking with structured sparse representation[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(6): 2390-2404.
- [16] JIA X, LU H C, YANG M H. Visual tracking via adaptive structural local sparse appearance model[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI, IEEE, 2012; 1822-1829.
- [17] ZHONG W, LU H, Yang M H. Robust object tracking via sparsity-based collaborative model[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI, IEEE, 2012; 1838-1845.
- [18] EVERINGHAM M. The Pascal visual object classes (voc) challenge[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88(2): 303-338.
- [19] BAI T, LI Y F. Robust visual tracking with structured sparse representation[J]. Pattern Recognit, 2012, 45(6): 2390-2404.

(上接第 277 页)

观察图 2 和表 2 可知,在同一方法下,Data1 的计算结果最好,Data3 的结果最差,这说明模拟数据的复杂程度影响 MGTWR, GTWR 和 MGWR 的性能,数据越简单模拟效果越好,数据越复杂模拟效果越差。

结束语 本文针对全局平稳特征和时空非平稳特征同时存在的现象,提出了 MGTWR 方法。该方法继承了普通线性回归和时空地理加权回归的优势,能在一个表达中反映全局平稳特征变量和时空非平稳变量对因变量的影响。同时,针对 MGTWR 参数估计方法和估计过程中涉及的时空权函数和带宽等问题,进一步对其进行了阐述。通过模拟数据分析了 MGTWR, GTWR 和 MGWR 的性能。研究发现, MGTWR 和 GTWR 都能反映时空特征,具有较好的模拟效果, MGTWR 因考虑更全面,其模拟效果更好。MGWR 因无法反映时间变化特征,模拟效果不好,该方法更适合截面数据的回归模拟。另外,实验发现, MGTWR, GTWR 和 MGWR 的性能都受数据复杂程度影响,数据越简单模拟结果越好,数据越复杂模拟结果越差。本文提出的 MGTWR 方法和适用于 MGTWR 的带宽选择方法具有一定的创新性,能应用于研究事物全局平稳和局部的时空非平稳特性中,从而为分析较复杂的时空现象提供方法支持。

参 考 文 献

- [1] FOTHERINGHAM A S, BRUNSDON C, CHARLTON M. Geographically Weighted Regression, the Analysis of Spatially Varying Relationships[M]. New York: John Wiley & Sons, LTD, 2002; 34-45.
- [2] COXKCKX K, CANTERS F. Incorporating Spatial Non-stationarity to Improve Dasymetric Mapping of Population[J]. Applied Geography, 2015, 63: 220-230.
- [3] IMRAN M, STEIN A, ZURITA-MILLA R. Using Geographically Weighted Regression Kriging for Crop Yield Mapping in West Africa[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2015, 29(2): 234-257.
- [4] ROBINSON D P, LLOYD C D, MCKINLEY J M. Increasing the Accuracy of Nitrogen Dioxide (NO₂) Pollution Mapping Using Geographically Weighted Regression (GWR) and Geostatistics [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 21: 374-383.
- [5] SONG W, JIA H, HUANG J, et al. A Satellite-based Geographically Weighted Regression Model for Regional PM_{2.5} Estimation over the Pearl River Delta Region in China[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 154: 1-7.
- [6] LV P, ZHEN H. Affecting Factors Research of Beijing Residential Land Price Based on GWR Model[J]. Economic Geography, 2010(3): 472-478. (in Chinese)
吕萍, 甄辉. 基于 GWR 模型的北京市住宅用地价格影响因素及其空间规律研究[J]. 经济地理, 2010(3): 472-478.
- [7] BRUNSDON C, AITKIN M, FOTHERINGHAM A, et al. A Comparison of Random Coefficient Modeling and Geographical Weighted Regression for Spatially Non-stationary Regression Problems[J]. Geographical and Environmental Modeling, 1999(3): 47-62.
- [8] HUANG B, WU B, BARRY M. Geographically and temporally weighted regression for modeling spatio-temporal variation in house prices[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2010, 24(3): 383-401.
- [9] GUO J P, ZHANGX Y, CHE H Z. Correlation between PM Concentrations and Aerosol Optical Depth in Eastern China[J]. Atmospheric Environment, 2009, 43: 5876-5886.
- [10] TAN W Z. The Basic Theoretics and Application Research on Geographically Weighted Regression[D]. Shanghai: Tongji University, 2007. (in Chinese)
覃文忠. 地理加权回归基本理论与应用研究[D]. 上海: 同济大学, 2007.
- [11] WU B, LI R R, HUANG B. A Geographically and Temporally Weighted Autoregressive Model with Application to Housing Prices[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2014, 28(5): 1186-1204.
- [12] LU B B, CHARLTON M, HARRIS P, et al. Geographically Weighted Regression with a Non-Euclidean Distance Metric; a Case Study Using Hedonic House Price Data[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2014, 28(4): 660-681.
- [13] XUAN H Y, LUO S H, WANG D B. Selecting Weighting Function and Determining Bandwidth Parameter of GWR Model[J]. Journal of Gansu Lianhe University (Natural Sciences), 2008(3): 10-12. (in Chinese)
玄海燕, 罗双华, 王大斌. GWR 模型中权函数的选取与窗宽参数的确定[J]. 甘肃联合大学学报(自然科学版), 2008(3): 10-12.