

# 层级数据空间经济计量模型估计量的仿真比较

叶倩婷<sup>1,2†</sup>, 龙志和<sup>3</sup>, 林光平<sup>4</sup>, 梁华杰<sup>1</sup>

(1. 华南理工大学 经济与贸易学院, 广州 510006; 2. 东莞银行股份有限公司, 广东 东莞 523000;  
3. 华南理工大学 工商管理学院, 广州 510006; 4. 波特兰州立大学 经济学院, 美国 波特兰 97207)

**摘要:** 在回顾层级数据空间滞后(HSLAG)模型和层级数据空间误差自回归(HSEAR)模型的基础上,构建可同时考虑数据空间误差局部冲击效应与嵌套随机效应的层级数据空间误差移动平均(HSEMA)模型.在广义矩(GMM)估计的框架下,推导出HSEMA模型的18个矩条件元素,并得到各参数的估计量.通过蒙特卡洛仿真实验对比HSEMA模型、HSLAG模型和HSEAR模型各估计量的估计残差分布,以衡量各估计量的估计精度,并比较其有限样本性质.

**关键词:** 层级数据空间经济计量模型; 广义矩估计; 可行的广义最小二乘估计; 蒙特卡洛仿真

**中图分类号:** O212      **文献标志码:** A

## Simulation comparison for estimators of hierarchically spatial econometric models

YE Qian-ting<sup>1,2†</sup>, LONG Zhi-he<sup>3</sup>, LIN Kuan-pin<sup>4</sup>, LIANG Hua-jie<sup>1</sup>

(1. School of Economic and Commerce, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China; 2. Bank of Dongguan, Dongguan 523000, China; 3. School of Business Administration, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China; 4. Department of Economics, Portland State University, Portland 97207, United States)

**Abstract:** This article reviews the existing hierarchically spatial lag (HSLAG) model and the hierarchically spatial autoregressive error (HSEAR) model, then builds up a hierarchically spatial moving average error (HSEMA) model that incorporates the spatial moving average error and the nested random effect. In the framework of generalized moment (GMM) estimation, 18 moment conditions are derived and the corresponding estimators are proposed for the HSEMA model. Furthermore, in order to investigate the precision and finite sample properties of each estimator, Monte Carlo simulation is conducted to make comparisons among the estimation residual distribution of HSEMA, HSLAG, and HSEAR models.

**Keywords:** hierarchically spatial econometric model; GMM estimation; FGLS estimation; Monte Carlo simulation

## 0 引言

在大多数社会现象研究中,同时具备空间效应和层级结构是数据普遍存在的特征.层级结构由嵌套在不同层级内的个体或单位组成<sup>[1-2]</sup>,例如,分析某地房价的区域变动时,由于市与区之间存在嵌套作用使得房价有所不同,不同地区的房价可以按照上级行政区划进行分组;讨论某国绿色经济发展时,由于区域经济发展不平衡,可将不同省份根据经济发展水平划分成不同地区;研究一国企业的产出时,不同的企业可以按省区和行业分组,考察不同省份或不同行业与企业间的嵌套作用;研究某省产业知识溢出效

应时,省内不同城市有不同类型的产业,地市分组允许有不同数量的产业,可识别地市与产业间的嵌套效应.这些嵌套效应能否被测量呢?在非空间框架下嵌套误差分量结构模型的早期研究工作中,Pakes<sup>[3]</sup>发现,美国制造业公司研发强度设置的行业综合水平有非常显著的组相关效应.Wansbeek等<sup>[4]</sup>提供了非平衡面板数据嵌套误差分量模型(ECM)的二次无偏估计(QUE)和极大似然估计(MLE).Baltagi等<sup>[5]</sup>提出了MLE和最小范数二次无偏估计(MINQUE),并对非平衡面板数据嵌套ECM的一系列估计的蒙特卡洛仿真实验结果进行了比较.Antweiler<sup>[6]</sup>指出,可以通过使

收稿日期: 2018-03-04; 修回日期: 2018-06-29.

基金项目: 广东省自然科学基金项目(2015A030313216); 广东省教育厅特色创新项目(2014WTSCX001); 广州市哲学社会科学“十二五”规划课题项目(15G05); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(XZD19); 国家留学基金项目(201606150038); 中国博士后科学基金项目(2019M652913).

责任编辑: 李登峰.

†通讯作者. E-mail: cynthia\_yip@163.com.

用嵌套的ECM引入分层数据结构来控制不可观察的组和子组的影响。

目前,用于分析层级数据的主要技术为多层次模型(Hierarchical / multilevel model)<sup>[7]</sup>。多层次模型不但能为层级数据提供分析框架,还能够同时考虑微观与宏观层级变量的测量结果<sup>[8]</sup>,并度量层级内部与层级间的交互作用<sup>[9]</sup>,研究处于相同层级和不同层级数据之间的交叉效应对因变量的影响。即多层次模型可用于考虑数据中组内相似性和组间差异性,以确保参数估计的准确性。对于多次重复测量的数据,多层次模型允许每次测量可以有不同观测个体数,观测个体可以有不同测量次数<sup>[2]</sup>。因此,多层次模型可用于非平衡面板数据的研究,且让参数的估计精度不受数据缺失的影响。不过,这些研究中数据的空间效应作为先设条件被省略,即不考虑一个地区或多或少与邻近地区存在的相似性。从Cliff等<sup>[10-11]</sup>开始,涌现出许多关于空间计量经济学的理论方法和实证应用的文献,模型发展围绕着空间滞后(SLAg)和空间误差(SEM)模型展开。大量空间计量模型将空间相关的概念规范化,并捕捉邻接地区之间的空间依赖关系。毫无疑问,空间相关性和层级效应如何同时驱使现实世界社会经济运行是一个值得研究的问题。

Corrado等<sup>[12-13]</sup>初步构建出层级数据空间计量模型。Baltagi等<sup>[14-15]</sup>分别构造了三维和五维层级数据空间滞后模型(HSLAg)考察因变量的空间溢出效应与层级效应,并分别使用工具变量与两阶段最小二乘法(本文记作IV-2SLS)以及MLE对参数进行估计。为了捕捉邻接地区的误差冲击与层级效应,叶倩婷等<sup>[16]</sup>提出了层级数据空间误差自回归模型(HSEAR)的基于广义矩(GMM)的可行的广义最小二乘(本文记作GMM-FGLS)估计方法,随后Fingleton等<sup>[17]</sup>将这种方法应用于英格兰的房价实证研究。HSEAR模型在考察层级效应的基础上仅关注邻接地区数据误差的空间自相关关系,这样的误差冲击效应为全局的空间相关性。至此,构建同时评估具有局部空间相关性的地区自身误差冲击效应和层级效应的层级数据空间误差移动平均(HSEMA)模型,成了一个探索性领域。

本文旨在使用蒙特卡洛仿真实验平行评估层级数据空间计量模型各估计量的有限样本特性。在此之前,需建立HSEMA模型,并推导其参数估计量,以完善空间模型与多层次模型之间的研究。以空间误差移动平均(SEMA)模型为基础引入层级效应,已有的文献研究了SEMA模型关于截面数据和面板数

据的参数估计。对于截面数据模型,Haining<sup>[18]</sup>采用极大似然估计(MLE)方法;Fingleton等<sup>[19]</sup>采用文献[20]的方法,得到可行的广义空间两阶段最小二乘(FGS2SLS)估计。对于面板数据模型,Fingleton<sup>[21]</sup>提出了基于文献[22]的GMM估计方法;Baltagi等<sup>[23]</sup>参考文献[24],提出了使用OLS残差取代真实残差的GMM估计。

基于上述文献,本文对以下两个方面做进一步研究:构建HSEMA模型,并提出估计空间误差相关系数和误差分量方差的GMM估计量和总体回归系数的FGLS估计量;比较HSEMA模型与HSLAg和HSEAR模型估计量的仿真实验结果,探讨各模型估计量之间的估计精确度,并比较其有限样本性质。

## 1 层级数据空间计量模型

空间计量经济学中SLAg模型和SEM模型是两类基本模型,其中空间误差模型可划分为空间误差自回归(SEAR)模型和SEMA模型。此处列出它们所对应的层级数据空间计量模型,分别为HSLAg模型、HSEAR模型以及本文提出的HSEMA模型。3个模型分别考虑了不同情况的空间相关结构,以测量“时期-地区(此层级亦可为省份、地级市、县乡)-产业(此层级亦可为学校、家户、个人)”三维数据为例,建立层级数据空间计量模型标量形式如下:

### 1) HSLAg

$$\begin{cases} y_{ijt} = \lambda \sum_{g=1}^N \sum_{h=1}^{m_g} \omega_{ij,gh} y_{ght} + x_{ijt} \beta + \varepsilon_{ijt}, \\ \varepsilon_{ijt} = \alpha_i + \mu_{ij} + \nu_{ijt}. \end{cases}$$

### 2) HSEAR

$$\begin{cases} y_{ijt} = x_{ijt} \beta + u_{ijt}, \\ u_{ijt} = \rho \sum_{g=1}^N \sum_{h=1}^{m_g} \omega_{ij,gh} u_{ght} + \varepsilon_{ijt}, \\ \varepsilon_{ijt} = \alpha_i + \mu_{ij} + \nu_{ijt}. \end{cases}$$

### 3) HSEMA

$$\begin{cases} y_{ijt} = x_{ijt} \beta + u_{ijt}, \\ u_{ijt} = \theta \sum_{g=1}^N \sum_{h=1}^{m_g} \omega_{ij,gh} \varepsilon_{ght} + \varepsilon_{ijt}, \\ \varepsilon_{ijt} = \alpha_i + \mu_{ij} + \nu_{ijt}. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, m_i, t = 1, 2, \dots, T$ ;  $y_{ijt}$ 为第*i*地区第*j*产业在第*t*时期因变量的观测值;  $x_{ijt}$ 为一个 $1 \times K$ 维自变量向量;  $\beta$ 为一个 $K \times 1$ 维参数向量;  $u_{ijt}$ 为第*i*地区第*j*产业在第*t*时期的误差项;在HSLAg模型中, $\lambda$ 为空间滞后因子,衡量因变量在邻接地区(下文称作“邻居”)的行为对系统内地区

行为的影响程度;在HSEAR模型中, $\rho$ 为空间误差自相关系数,衡量在邻居、邻居的邻居,最后回弹到自身的误差冲击效应大小,它只影响在空间权重矩阵非零元素对应的产业间有直接相互作用的位置,这样的冲击效应为全局的空间相关性;在HSEMA模型中, $\theta$ 为空间误差移动平均系数,衡量自身在 $j$ 点的冲击效应大小,它只影响在空间权重矩阵非零元素对应的产业间有直接相互作用的位置,这样的冲击效应为局部的空间相关性; $\varepsilon_{ijt}$ 为第 $i$ 地区第 $j$ 产业在第 $t$ 时期由于未被考虑到的变量所引起的新息误差,具有误差分量结构; $\alpha_i$ 为第 $i$ 地区(高层级)随机效应; $\mu_{ij}$ 为第 $j$ 个产业(低层级)嵌套于第 $i$ 个地区(高层级)中的嵌套随机效应, $\nu_{ijt}$ 为其他误差冲击因素; $\alpha_i$ 、 $\mu_{ij}$ 和 $\nu_{ijt}$ 均满足后文的模型假设.此外,这些模型适用于非平衡面板数据,即允许每个地区的产业数量不相等,地区间可以有不同数量的观测时期.

将HSEMA模型(1)改写为向量形式(HSLAG和HSEAR模型的向量和矩阵形式参见文献[14, 16],此处不再赘述),有

$$\begin{cases} y_t = X_t\beta + u_t, \\ u_t = \theta W_S \varepsilon_t + \varepsilon_t, \\ \varepsilon_t = \text{diag}(l_{m_i})\alpha + \mu + \nu_t. \end{cases} \quad (2)$$

其中: $S = \sum_{i=1}^N m_i$ ;  $y_t$ 为 $S \times 1$ 维因变量向量;  $X_t$ 为 $S \times K$ 维非随机自变量矩阵;  $u_t$ 为 $S \times 1$ 维误差向量;  $W_S$ 为已知的 $S \times S$ 维空间权重矩阵,其主对角线上的元素为0,  $W_S$ 由 $N^2$ 个子矩阵组成,  $W_S = [W_{ig}]$ ,  $i, g = 1, 2, \dots, N$ , 其子矩阵 $W_{ig}$ 的维数为 $m_i \times m_g$ , 即 $W_{ig} = [\omega_{ij,gh}]$ ,  $j = 1, 2, \dots, m_i$ ,  $h = 1, 2, \dots, m_g$ ;  $\mu$ 为 $S \times 1$ 维向量,与 $u_t$ 类似定义;  $\nu_t$ 的维度是 $S \times 1$ ;  $I_S$ 为 $S \times S$ 维单位矩阵;  $l_{m_i}$ 为 $m_i \times 1$ 维全1列向量; 对角矩阵 $\text{diag}(l_{m_i})$ 记为 $\text{diag}(l_{m_1}, l_{m_2}, \dots, l_{m_N})$ .

按照时间维度堆叠,将模型(2)转换为矩阵形式

$$\begin{cases} y = X\beta + u, \\ u = \theta W\varepsilon + \varepsilon, \\ \varepsilon = l_T \otimes \text{diag}(l_{m_i})\alpha + l_T \otimes \mu + \nu. \end{cases} \quad (3)$$

其中: $y$ 为 $TS \times 1$ 维向量;  $X$ 为 $TS \times K$ 维自变量矩阵,假设 $X$ 为列满秩且其元素绝对值一致有界;  $\beta$ 的维度为 $K \times 1$ ,  $u$ 的维度为 $TS \times 1$ ;  $\alpha$ 的维度为 $N \times 1$ ;  $l_T$ 为 $T \times 1$ 维全1列向量;  $W = I_T \otimes W_S$ ,  $I_{TS} = I_T \otimes I_S$ 为 $TS \times TS$ 维单位矩阵,  $\otimes$ 为克罗内克积;  $(I_{TS} + \theta W)$ 为 $TS \times TS$ 维非奇异矩阵,且 $|\theta| < 1$ 成立.

针对HSEMA模型有以下假设.

**假设1** 设 $T \in \mathbf{Z}^+$ ,且为固定值.对于 $\forall 1 \leq t \leq T, 1 \leq i \leq N, N \geq 1, 1 \leq j \leq m_i, m_i \geq 1$ ,有 $\{\nu_{ijt}\}$ 、 $\{\mu_{ij}\}$ 与 $\{\alpha_i\}$ 相互独立,各误差项服从独立同分布, $\nu_{ijt} \sim \text{i.i.d.}(0, \sigma_\nu^2)$ ,  $\mu_{ij} \sim \text{i.i.d.}(0, \sigma_\mu^2)$ ,  $\alpha_i \sim \text{i.i.d.}(0, \sigma_\alpha^2)$ ,并满足 $0 < \underline{b}^{\sigma_\nu} \leq \sigma_\nu^2 \leq \bar{b}^{\sigma_\nu} < \infty$ ,  $0 < \underline{b}^{\sigma_\mu} \leq \sigma_\mu^2 \leq \bar{b}^{\sigma_\mu} < \infty$ ,  $0 < \underline{b}^{\sigma_\alpha} \leq \sigma_\alpha^2 \leq \bar{b}^{\sigma_\alpha} < \infty$ ,即方差皆为有限方差,且存在有限四阶矩.

**假设2** 设 $S = \sum_{i=1}^N m_i$ ,且 $S \in \mathbf{Z}^+$ .对于常数 $\bar{m} < \infty$ ,  $\max_i m_i$ 是有界的,且不依赖于 $N, S$ .当 $N, S \rightarrow \infty$ 时,  $N/S \rightarrow \kappa \in (0, 1)$ .空间权重矩阵 $W_S$ 对角线上元素为零,且其元素为有限常数.空间误差移动平均系数 $\theta$ 的绝对值 $|\theta| < 1$ ,  $(I_S + \theta W_S)$ 为非奇异矩阵.

误差项 $u$ 的方差协方差矩阵基于 $E[u] = 0$ 得出,即

$$\Omega_u = E[uu^T] = (I_{TS} + \theta W)\Omega_\varepsilon(I_{TS} + \theta W^T). \quad (4)$$

由于 $\varepsilon$ 的误差分量结构与HSEAR模型的设定相同,进行谱分解后,得到方差协方差矩阵的逆为

$$\Omega_\varepsilon^{-1} = \xi_1^{-1}Q_1 + \xi_2^{-1}Q_2 + [I_T \otimes \text{diag}(\xi_{3i}^{-1}I_{m_i})]Q_3. \quad (5)$$

其中

$$\xi_1 = \sigma_\nu^2, \xi_2 = \sigma_\mu^2 T + \sigma_\nu^2, \xi_{3i} = \sigma_\alpha^2 T m_i + \sigma_\mu^2 T + \sigma_\nu^2,$$

$$Q_1 = E_T \otimes \text{diag}(I_{m_i}), Q_2 = \bar{J}_T \otimes \text{diag}(E_{m_i}),$$

$$Q_3 = \bar{J}_T \otimes \text{diag}(\bar{J}_{m_i}), J_T = T \bar{J}_T, J_{m_i} = m_i \bar{J}_{m_i},$$

$$E_T = I_T - \bar{J}_T, E_{m_i} = I_{m_i} - \bar{J}_{m_i},$$

$Q_1, Q_2$ 和 $Q_3$ 均为对称幂等矩阵,且两两正交,对应的迹为 $\text{tr}(Q_1) = (T-1)S$ ,  $\text{tr}(Q_2) = S-N$ ,  $\text{tr}(Q_3) = N$ .

## 2 HSEMA模型的GMM估计

文献[21]推导了面板数据SEMA模型矩条件的GMM估计量.本文借鉴Kapoor等<sup>[22]</sup>和Fingleton<sup>[21]</sup>的研究思路,推导HSEMA模型的矩条件,据此定义其参数的最优权重GMM估计量.为记数方便,令

$$\bar{u} = (I_T \otimes W_S)u,$$

$$\bar{\varepsilon} = (I_T \otimes W_S)\varepsilon, \bar{\bar{\varepsilon}} = (I_T \otimes W_S)\bar{\varepsilon}. \quad (6)$$

### 2.1 矩条件元素

$\varepsilon$ 、 $\bar{\varepsilon}$ 、 $Q_1$ 、 $Q_2$ 、 $Q_3$ 所构成的矩条件元素与文献[16]关于HSEAR模型式(14)的9个矩条件一致,而HSEMA模型矩条件构造还涉及到 $\bar{\bar{\varepsilon}}$ ,因此为求得HSEMA的GMM估计,需计算其余9个,共18个矩条件.由假设1和假设2可知,  $\exists T \geq 2$ ,涉及到 $\bar{\bar{\varepsilon}}$ 的GMM估计矩条件元素构造如表1所示.

表1 HSEMA模型涉及 $\bar{\varepsilon}$ 的矩条件元素

$i$	1	2
$\phi$	$\frac{1}{(T-1)S}$	$\frac{1}{S-N}$
$\phi E[\bar{\varepsilon}^T Q_i \varepsilon]$	$\frac{\xi_1}{S} \text{tr}[W_S W_S]$	$\frac{\xi_2}{S-N} \text{tr}[W_S^T W_S^{\dagger T}]$
$\phi E[\bar{\varepsilon}^T Q_i \bar{\varepsilon}]$	$\frac{\xi_1}{S} \text{tr}[W_S W_S W_S^T]$	$\frac{\xi_3 - \xi_2}{S-N} \text{tr}[W_S^T W_S^{\dagger T} W_S J^*] + \frac{\xi_2}{S-N} \text{tr}[W_S W_S^T W_S^{\dagger T}]$
$\phi E[\bar{\varepsilon}^T Q_i \bar{\varepsilon}]$	$\frac{\xi_1}{S} \text{tr}[W_S W_S W_S^T W_S^T]$	$\frac{\xi_3 - \xi_2}{S-N} \text{tr}[W_S^T W_S^{\dagger T} W_S W_S J^*] + \frac{\xi_2}{S-N} \text{tr}[W_S W_S W_S^T W_S^{\dagger T}]$

$i$	3
$\phi$	$\frac{1}{N}$
$\phi E[\bar{\varepsilon}^T Q_i \varepsilon]$	$\frac{\xi_3 - \xi_2}{N} \text{tr}[W_S^T W_S^T J^*] + \frac{\xi_2}{N} \text{tr}[W_S^T W_S^{*T}]$
$\phi E[\bar{\varepsilon}^T Q_i \bar{\varepsilon}]$	$\frac{\xi_3 - \xi_2}{N} \text{tr}[W_S^T W_S^{*T} W_S J^*] + \frac{\xi_2}{N} \text{tr}[W_S W_S^T W_S^{*T}]$
$\phi E[\bar{\varepsilon}^T Q_i \bar{\varepsilon}]$	$\frac{\xi_3 - \xi_2}{N} \text{tr}[W_S^T W_S^{*T} W_S W_S J^*] + \frac{\xi_2}{N} \text{tr}[W_S W_S W_S^T W_S^{*T}]$

表1中

$$\xi_3 = \sigma_\alpha^2 \frac{TS}{N} + \xi_2, J^* = \frac{N}{S} \text{diag}(J_{m_i}),$$

$$W_S^* = \text{diag}(\bar{J}_{m_i}) W_S.$$

由式(3)和(6)可得

$$u = \theta \bar{\varepsilon} + \varepsilon, \bar{u} = \theta \bar{\varepsilon} + \bar{\varepsilon}. \tag{7}$$

记  $\varphi = [\xi_1, \xi_2, \xi_3, \theta \xi_1, \theta \xi_2, \theta \xi_3, \theta^2 \xi_1, \theta^2 \xi_2, \theta^2 \xi_3]^T$ , 矩条件可以改写为由参数  $\theta, \xi_1, \xi_2$  和  $\xi_3$  构成的矩条件函数体系,即

$$\Gamma \varphi - \gamma = 0. \tag{8}$$

设定参数向量为  $\psi = (\theta, \xi_1, \xi_2, \xi_3)$ ,  $\Gamma$  和  $\gamma$  对应的样本估计值为  $G$  和  $g$ , 因为  $\Gamma$  为常数矩阵,  $G = \Gamma$ , 采用OLS估计值残差计算  $g$  的元素,  $\psi \in \Delta$ , 其中  $\Delta = [-a, a] \times [0, b] \times [0, c] \times [0, d]$ ,  $a \geq 1, b \geq b_\nu, c \geq T b_\mu + b_\nu, d \geq \frac{TS}{N} b_\alpha + T b_\mu + b_\nu$ . 矩条件函数体系的样本形式为

$$G\varphi - g = \varsigma(\psi), \tag{9}$$

其中  $\varsigma(\psi)$  为残差向量. 为求得参数的GMM估计量, 增加以下假设.

**假设3** 自变量矩阵  $X$  的元素绝对值一致有界, 上限为  $k_x < \infty$ . 此外, 对于  $i = 1, 2, 3$ , 下式有限:

$$M_{xx}^i = \lim_{S \rightarrow \infty} \frac{1}{ST} X^*(\theta)^T Q_i X^*(\theta)^T.$$

其中:  $X^*(\theta) = (I_{TS} + \theta W)^{-1} X$ ;  $\lim_{S \rightarrow \infty} \frac{1}{ST} X^T X$ ,  $\lim_{S \rightarrow \infty} \frac{1}{NT} X^*(\theta)^T X^*(\theta)$  和  $\lim_{S \rightarrow \infty} \frac{1}{ST} X^*(\theta)^T \Omega_\varepsilon^{-1} X^*(\theta)$  是有限的非奇异矩阵.

**假设4** 空间权重矩阵  $W_S$  与矩阵  $(I_S + \theta W_S)$  的行列元素绝对值之和均为一致有界, 上界分别为

$k_W < \infty$  和  $k_B < \infty$ , 此处  $k_B$  依赖于  $\theta$ .

**假设5** 矩阵  $\Gamma^T \Gamma$  的最小特征值均显著大于零, 即  $\lambda_{\min}(\Gamma^T \Gamma) \geq \lambda_* > 0$  成立, 其中  $\lambda_*$  由  $\psi$  确定.

### 2.2 广义矩估计量

基于 Hansen<sup>[25]</sup> 和 Greene<sup>[26]</sup> 对 GMM 估计的论述, 采用矩条件方差协方差矩阵构建最优权重矩阵, 从而得到渐近有效的 GMM 估计量. GMM 估计令样本矩之间的加权距离达到最小, 最优权重 GMM 估计量  $\hat{\psi} = (\hat{\theta}, \hat{\xi}_1, \hat{\xi}_2, \hat{\xi}_3)$  定义为

$$\hat{\psi} = \arg \min \{ \varsigma(\psi)^T \tilde{\Xi}^{-1} \varsigma(\psi), \psi \in \Delta \}. \tag{10}$$

其中:  $\tilde{\Xi}$  为最优权重矩阵的估计值; 此处要求参数空间  $\Delta$  为紧集, 以保证 GMM 估计量的一致性.

**定理1** 以上假设成立, 且最优权重矩阵的逆  $\tilde{\Xi}^{-1}$  的最小和最大特征根满足  $0 < \bar{\lambda}_* \leq \lambda_{\min}(\tilde{\Xi}^{-1}) \leq \lambda_{\max}(\tilde{\Xi}^{-1}) \leq \bar{\lambda}_{**} < \infty$ . 若  $\hat{\beta}$  和  $\hat{\Xi}$  分别是  $\beta$  和  $\Xi$  的一致估计量, 则最优权重 GMM 估计量  $\hat{\psi}$  是  $\psi$  的一致估计, 即当  $S \rightarrow \infty$  时,  $\hat{\psi} \xrightarrow{P} \psi$ .

### 2.3 基于GMM估计的FGLS估计量

因为模型的方差协方差矩阵  $\Omega_\varepsilon$  不为常数, 考虑式(3)中总体回归系数  $\beta$  的广义最小二乘 (GLS) 估计量, 有

$$\hat{\beta}_{GLS} = \{ X^T [\Omega_u^{-1}(\psi)] X \}^{-1} X^T [\Omega_u^{-1}(\psi)] y = \{ X^*(\theta)^T [\Omega_\varepsilon^{-1}(\xi_1, \xi_2, \xi_3)] X^*(\theta) \}^{-1} \times X^*(\theta)^T [\Omega_\varepsilon^{-1}(\xi_1, \xi_2, \xi_3)] y^*(\theta). \tag{11}$$

其中:  $\Omega_u^{-1}$  由  $\psi$  决定,  $\Omega_\varepsilon^{-1}$  由  $\xi_1, \xi_2, \xi_3$  决定, 且

$$y^*(\theta) = (I_{TS} + \theta W)^{-1} y, X^*(\theta) = (I_{TS} + \theta W)^{-1} X. \tag{12}$$

变量  $y^*(\theta)$  和  $X^*(\theta)$  可看作原始模型 (3) 的空间 Cochrane-Orcutt 形式变换. 由定理 1, 令  $\hat{\theta}, \hat{\xi}_1, \hat{\xi}_2, \hat{\xi}_3$  为  $\theta, \xi_1, \xi_2, \xi_3$  的最优权重 GMM 估计量, 替代 GLS 估计量中的元素  $\theta, \xi_1, \xi_2$  和  $\xi_3$ , 可得到对应  $\beta$  的 FGLS 估计量, 记为  $\hat{\beta}_{FGLS}$ , 即

$$\hat{\beta}_{FGLS} = \{X^*(\hat{\theta})^T [\Omega_\varepsilon^{-1}(\hat{\xi}_1, \hat{\xi}_2, \hat{\xi}_3)] X^*(\hat{\theta})\}^{-1} \times X^*(\hat{\theta})^T [\Omega_\varepsilon^{-1}(\hat{\xi}_1, \hat{\xi}_2, \hat{\xi}_3)] y^*(\hat{\theta}). \quad (13)$$

### 3 蒙特卡洛仿真实验

本节通过蒙特卡洛仿真实验来评价 HSEAR、HSLAG 和 HSEMA 模型估计量的有限样本性质 (蒙特卡洛仿真实验同时得到了各模型估计量的估计偏差 (Bias) 和均方根误差 (RMSE), 均表明层级数据空间计量模型估计量具有良好的有限样本性质, 与本文基于残差分布特征的仿真实验结论一致, 这里不再赘述). 常用于评估模型估计量精确度的指标有残差平方和 (SSE)、均方误差 (MSE) 和均方根误差 (RMSE), 这些值越接近 0, 表明模型拟合效果越好, 估计量的精

确度越高. 根据 SSE、MSE 和 RMSE 定义, 三者均以残差为测量核心, 残差定义为估计值与真实值的差. 本文使用箱线图分析残差的分布特征, 仿真所得估计量的残差分布波动越小, 在相同区间范围内的箱线图越窄, 代表估计量的精确度越高, 该估计量越有效.

#### 3.1 蒙特卡洛仿真实验设计

3 个模型的仿真实验设计如表 2 所示. 为了使 3 个模型的随机仿真实验都能进行平行对照, 实验均为独立重复实验, 自变量的数据生成过程 (DGP) 为

$$x_{ijt} = 5\delta_{ijt} + 5 + 0.5 \times t + \vartheta_{ijt}.$$

其中:  $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, m_i, t = 1, 2, \dots, T; \delta_{ijt} \sim \text{i.i.d.} U[0, 1]; 5\delta_{ijt} + 5$  取值在  $5 \sim 10$ , 以取得稳定的估计值;  $0.5 \times t$  体现了自变量随时间的变动;  $\vartheta_{ijt} \sim \text{i.i.d.} N(0, 1)$ , 保证自变量有充分的随机性; 扰动项  $\varepsilon_{ijt}$  具有误差分量结构, 嵌套随机效应由  $\mu_{ij}$  体现. 假设仿真的理论显著性水平为 5%, 就空间相关系数初值  $\lambda_0, \rho_0, \theta_0$  的不同取值进行 1000 次蒙特卡洛仿真.

表 2 蒙特卡洛仿真实验设计

模型	HSEMA	HSEAR	HSLAG
DGP	$\begin{cases} y_{ijt} = \beta_0 + x_{ijt}\beta_1 + u_{ijt}, \\ u_{ijt} = \theta \sum_{g=1}^N \sum_{h=1}^{m_g} \omega_{ij,gh} \varepsilon_{gh} + \varepsilon_{ijt}, \\ \varepsilon_{ijt} = \alpha_i + \mu_{ij} + \nu_{ijt} \end{cases}$	$\begin{cases} y_{ijt} = \beta_0 + x_{ijt}\beta_1 + u_{ijt}, \\ u_{ijt} = \rho \sum_{g=1}^N \sum_{h=1}^{m_g} \omega_{ij,gh} u_{gh} + \varepsilon_{ijt}, \\ \varepsilon_{ijt} = \alpha_i + \mu_{ij} + \nu_{ijt}, \end{cases}$	$\begin{cases} y_{ijt} = \lambda \sum_{g=1}^N \sum_{h=1}^{m_g} \omega_{ij,gh} y_{gh} + \beta_0 + x_{ijt}\beta_1 + \varepsilon_{ijt}, \\ \varepsilon_{ijt} = \alpha_i + \mu_{ij} + \nu_{ijt}, \end{cases}$
$x_{ijt} = 5\delta_{ijt} + 5 + 0.5 \times t + \vartheta_{ijt}, \delta_{ijt} \sim \text{i.i.d.} U[0, 1], \vartheta_{ijt} \sim \text{i.i.d.} N(0, 1)$			
$W_S$	空间权重矩阵规模分别为 $(36 \times 36, 64 \times 64, 100 \times 100)$ , 且 $W_S$ 为一阶行标准化 Rook 矩阵		
$\beta_0 = 1, \beta_1 = 1, \sigma_\nu = 1, r_1 = 0.2, r_2 = 0.5$			
初始值	$\theta_0$	$\rho_0$	$\lambda_0$
空间相关系数初值 $\{-0.9, -0.75, -0.5, -0.25, 0, 0.25, 0.5, 0.75, 0.9\}$			
样本量	$(S, T) \in \{(36, 5), (36, 8), (36, 10), (64, 5), (64, 8), (64, 10), (100, 5), (100, 8), (100, 10)\}$		
软件	GAUSS Version 15.0		

**注 1** 为设定  $\sigma_\alpha$  和  $\sigma_\mu$  的初值, 令上述由 GMM 矩条件推导出的  $\xi_1, \xi_2, \xi_3$  满足  $0 < \xi_1 < \xi_2 < \xi_3$ , 定义  $r_1 = \xi_1/\xi_3, r_2 = \xi_1/\xi_2$ , 且  $r_1 < r_2$ , 当给定  $r_1$  和  $r_2$  的值满足实验设计所要求的取值条件时, 会得到相近的仿真结果.

参加蒙特卡洛仿真实验的 3 个空间权重矩阵  $W_S$  由图 1 的地理设计构建, 将样本容量设定为  $S \in \{36, 64, 100\}, T \in \{5, 8, 10\}$ , 两两组合, 以考察估计量随样本量大小变化的表现. 在实证研究中可按照

经济区域、政治区域或其他标准分类准则对数据进行组别划分, 此处, 每个小正方形代表一个产业, 不同颜色代表不同地区,  $W_S$  为一阶行标准化 Rook 矩阵, 两个小正方形间的邻接关系由一阶 Rook 邻接准则判定. 蒙特卡洛仿真对比实验通过空间相关性强弱与样本量规模验证 HSEMA、HSEAR 和 HSLAG 模型估计量的有限样本性质, 比照 HSEMA 模型 GMM-FGLS 估计量、HSEAR 模型 GMM-FGLS 估计量和 HSLAG 模型 IV-2SLS 估计量的有效性.

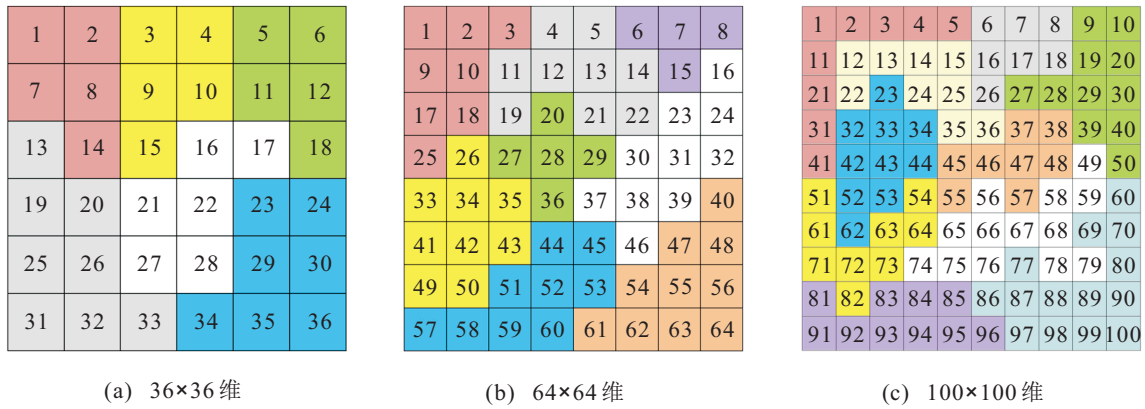


图1 空间权重矩阵  $W_S$  的地理设计

3.2 蒙特卡洛仿真实验结果

图2~图5箱线图组合给出在设定初值  $(\beta_0, \beta_1, \sigma_\nu, r_1, r_2) = (1, 1, 1, 0.2, 0.5)$  情况下,通过HSEMA、HSEAR和HSLAG模型对参数  $\beta_0, \beta_1, \theta(\rho, \lambda), \sigma_\alpha, \sigma_\mu, \sigma_\nu$  的估计(此处HSEMA、HSEAR模型参数  $\theta, \rho, \sigma_\alpha, \sigma_\mu, \sigma_\nu$  的估计为GMM估计量,  $\beta_0, \beta_1$  为基于GMM估

计的FGLS估计量,HSLAG参数  $\sigma_\alpha, \sigma_\mu, \sigma_\nu$  的估计为IV估计量,  $\lambda, \beta_0, \beta_1$  的估计为2SLS估计量),随着对应模型空间相关系数初值  $\theta_0, \rho_0, \lambda_0$  从  $-0.9 \sim 0.9$  变化,各进行1000次蒙特卡洛仿真实验,考察估计量的有效样本性质和准确性.图2~图5中,每个图由9个子图构成,每个子图代表一组样本规模的仿真结果,其

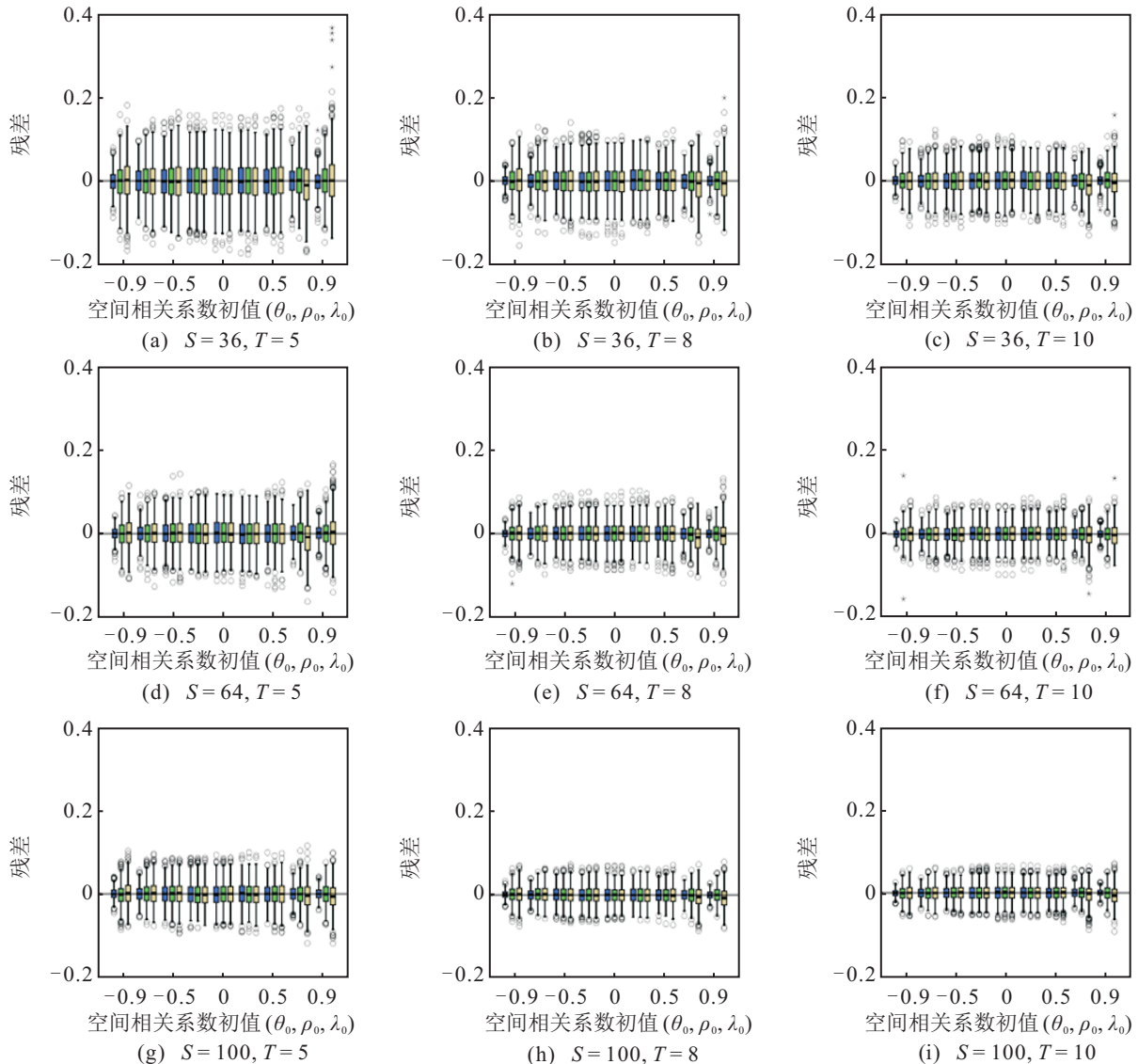


图2 截距项系数估计值  $\hat{\beta}_0$  的残差分布箱线图

中各空间相关系数初值有3个残差分布箱线图,蓝色为HSEMA模型,绿色为HSEAR模型,黄色为HSLAG模型.

首先,考察总体回归系数估计量估计值的残差分布.在实际经济计量研究中,研究者需要说明估计量的经济意义,总体回归系数的估计精确性显得尤为重要,截距系数与斜率系数估计量的残差分布如图2和图3所示.

由图2可见,对于3个模型而言,除了个别异常值,β<sub>0</sub>的残差范围在-0.2~0.2之间,上下四分位数箱体均在-0.05~0.05之间.随着样本量(观测数S或时期数T)增大,上下四分位数箱体变窄,残差分布趋于集中.

当S = 36、T = 5时,随着空间相关系数初值θ<sub>0</sub>的绝对值取值变大,HSEMA模型对应截距项系数的GMM-FGLS估计β<sub>0</sub>残差波动逐渐变小,即误差项的

空间相关系数初值的绝对值越大,截距项系数β<sub>0</sub>的估计结果越精确,估计量未受到空间相关系数绝对值增大的干扰;对于HSEAR模型而言,也有与HSEMA模型相似的性质,但程度没有HSEMA模型明显;而HSLAG模型截距项系数的IV-2SLS估计β<sub>0</sub>残差分布相对分散.

下面考察斜率系数估计量β<sub>1</sub>的残差分布箱线图.就HSLAG模型而言,当空间相关系数初值λ<sub>0</sub>为0.9时,无论样本量多寡,β<sub>1</sub>的残差均出现较多异常值,尤其当S = 36时,其对应T = 5和T = 8的极端异常值的最大值均大于30.对于HSEAR模型,除了当空间相关系数初值ρ<sub>0</sub>为0.9,样本量S = 36、T = 8时,存在一个极端异常值18.0580外,其余残差分布均在[-7,6]之间.而HSEMA和HSEAR模型关于斜率系数的估计值残差分布相对集中,且样本量(S,T)越大,其残差分布越紧凑.

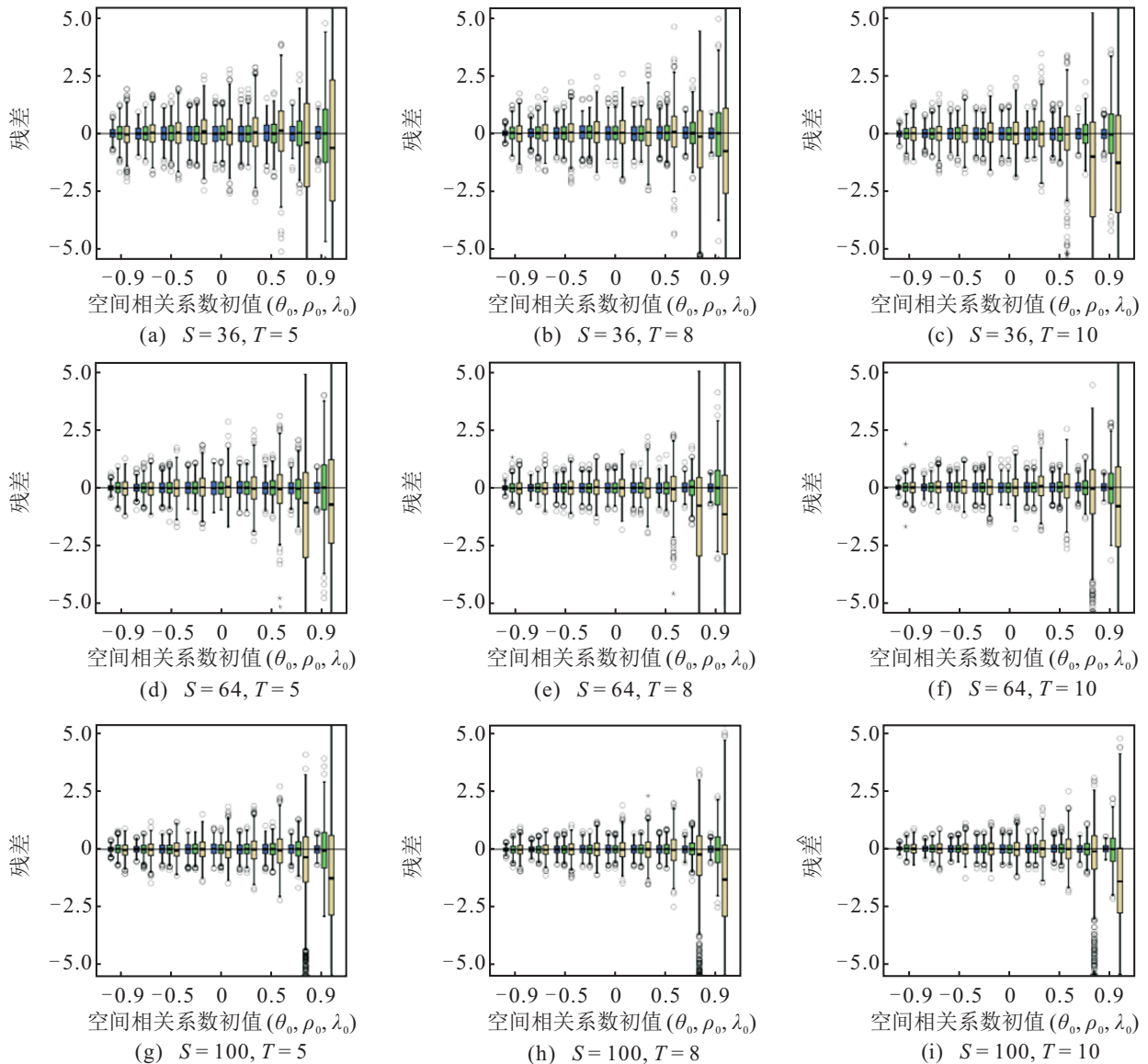


图3 斜率系数估计值β<sub>1</sub>的残差分布箱线图

为了分析方便,选取考察范围为 $[-5, 5]$ .图3是一个经过放大的版本,不难发现,各模型关于 $\hat{\beta}_1$ 残差分布的中位数均接近于0.随着样本量 $S$ 和 $T$ 增大,3个模型关于 $\hat{\beta}_1$ 残差分布箱线图的上下四分位数箱体变窄,残差分布趋于集中.对于HSEMA模型,残差分布均在 $[-2, 2]$ 内,十分稳定.

下面考察3个模型关于 $\hat{\beta}_1$ 的残差分布随空间相关系数初值变化的表现.以 $S = 64, T = 8$ 为例分析,随着空间相关系数初值从 $-0.9$ 增长到 $0.9$ ,HSLAG模型关于 $\hat{\beta}_1$ 的残差分布箱体范围变大,即 $\hat{\beta}_1$ 的精确性变低.对于HSEAR模型,空间相关系数初值 $\rho_0$ 取值越接近 $-0.9$ ,对应的残差分布箱体越小,即空间相关系数往负向取值越大,斜率系数 $\beta_1$ 的估计结果越精确.随着空间相关系数初值 $\theta_0$ 绝对值的增大,HSEMA模型关于 $\hat{\beta}_1$ 的残差分布上下四分位数箱体收窄,空间相关系数大小变化对估计结果的干扰非

常小,估计结果具有较强的精确性和稳定性.总体而言,HSEMA模型关于 $\hat{\beta}_1$ 的残差分布上下四分位数箱体比HSEAR和HSLAG模型窄,表明HSEMA模型对斜率系数 $\beta_1$ 的估计更精确,抗干扰能力更强.

综合图2和图3的箱线图组合可知,当观测数 $S$ 取值恒定时,时期数 $T$ 增大,模型关于 $\hat{\beta}_0$ 和 $\hat{\beta}_1$ 残差分布的箱体变窄;当时期数 $T$ 恒定不变时,观测数 $S$ 增大,模型关于 $\hat{\beta}_0$ 和 $\hat{\beta}_1$ 残差分布的箱体明显收窄.各估计量的残差分布随着 $S$ 或 $T$ 的增大明显变小,表明样本量的增大显著提高了关于 $\beta_0$ 和 $\beta_1$ 估计量的有效性,在实际应用中可选用规模更大的样本,以得到更高的估计精度.3个模型关于截距项系数 $\hat{\beta}_0$ 和斜率系数 $\hat{\beta}_1$ 的估计精确度关系为HSEMA>HSEAR>HSLAG.

如图4所示,将 $\hat{\theta}, \hat{\rho}, \hat{\lambda}$ 的残差分布放大至区间 $[-0.5, 0.5]$ ,考察3个模型空间相关系数的残差分布

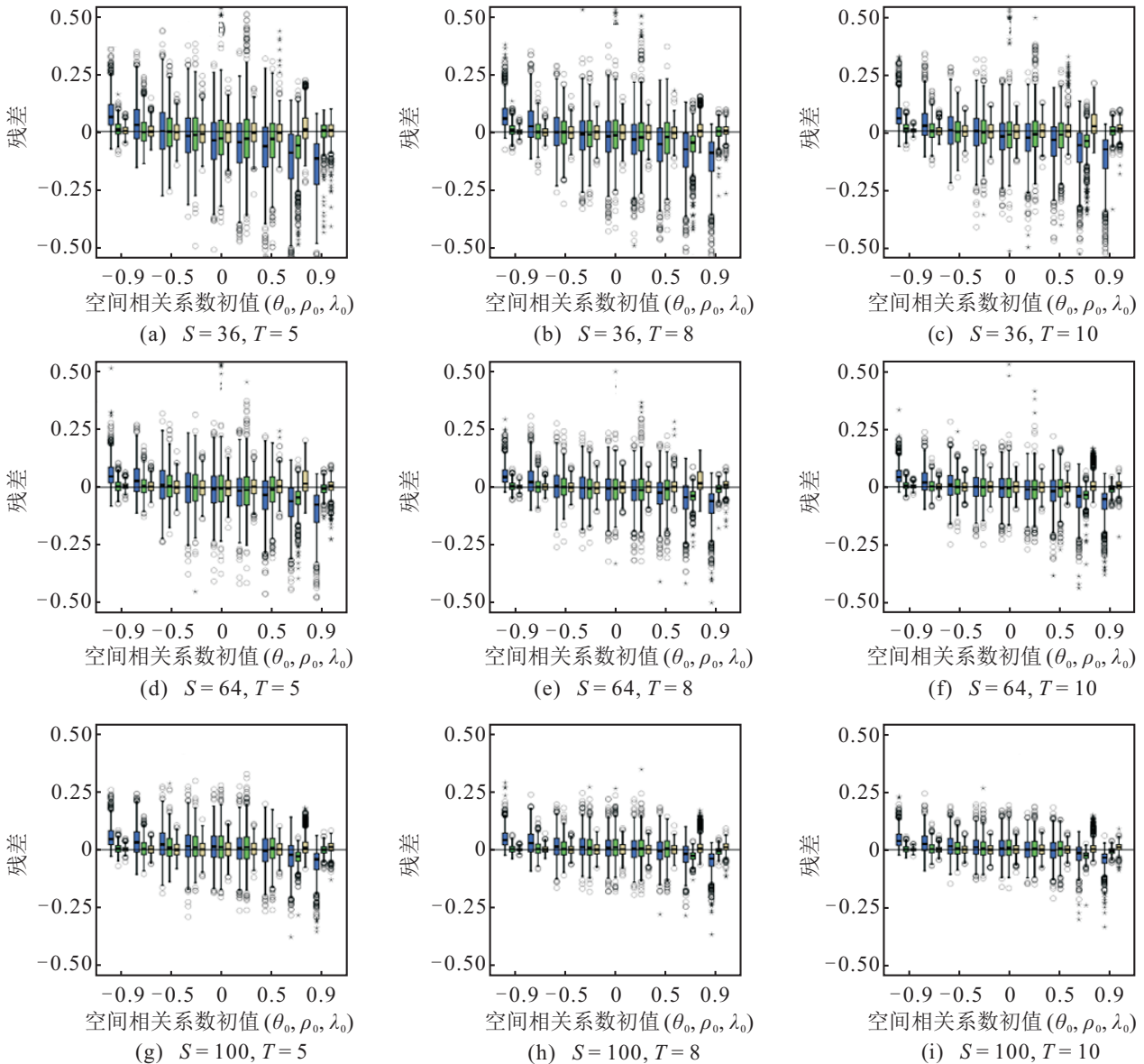


图4 空间相关系数估计值 $\hat{\theta}, \hat{\rho}, \hat{\lambda}$ 的残差分布箱线图

随空间相关系数初值 $(\theta_0, \rho_0, \lambda_0)$ 变化的表现. 由空间相关系数估计值 $\hat{\theta}, \hat{\rho}, \hat{\lambda}$ 的残差分布可以发现, 随着样本量 $S$ 和 $T$ 的增大,  $\hat{\theta}, \hat{\rho}, \hat{\lambda}$ 的残差分布箱体收窄, 且极端异常值减少. HSEMA和HSLAG模型关于 $\hat{\theta}, \hat{\lambda}$ 的箱体基本处于 $[-0.5, 0.5]$ 范围内, 表现较平稳. 而HSEAR模型对应 $\hat{\rho}$ 的残差具有较多极端异常值, 严重的甚至超过了1.5, 即估计结果将显示空间相关系数估计值的绝对值大于1, 有较大概率得出空间不平稳的失实结论.

以 $S = 64, T = 8$ 为例分析, 3个模型在空间相关系数初值的绝对值小于等于0.5时, 其残差分布中位数均在0附近浮动, 表现较稳定. 对于HSEMA模型, 当 $\theta_0$ 等于-0.9时,  $\hat{\theta}$ 残差分布的中位数为0.0448, 上下四分位数区间在0刻度线以上, 表明总体估计结果偏大; 当 $\theta_0$ 等于0.9时,  $\hat{\theta}$ 残差分布的中位数为-0.0611, 上下四分位数区间在0刻度线以下, 表明总体估计结果偏小. 对于HSLAG模型,  $\hat{\lambda}$ 的残差分布值域为 $[-0.2, 0.3]$ , 表现相当稳定. HSLAG和HSEAR模型分别对应 $\hat{\lambda}$ 和 $\hat{\rho}$ 的残差分布中位数与0刻度线的距离均不超过0.05. 就空间相关系数的估计效果而言, 除HSEAR模型存在较多异常值以外, 3个模型的估计结果均接近真实值, 箱线图的箱体跨度基本处于 $[-0.5, 0.5]$ 之间, 残差分布中位数均在0刻度线上下短距离波动, 估计效果都较好. 3个模型关于空间相关系数 $\hat{\theta}, \hat{\rho}, \hat{\lambda}$ 的估计精确度关系为HSLAG>HSEAR>HSEMA.

最后, 考察分别代表地区层级效应、嵌套层级效应以及其他误差冲击因素的误差项系数标准误估计 $\hat{\sigma}_\alpha, \hat{\sigma}_\mu, \hat{\sigma}_\nu$ 的残差分布. 由于 $\hat{\sigma}_\alpha, \hat{\sigma}_\mu, \hat{\sigma}_\nu$ 的残差分布箱图较为相似, 此处仅列出模型较为关注的嵌套层级效应 $\hat{\sigma}_\mu$ 的残差分布, 见图5.

3个模型中代表地区层级间波动的误差项系数标准误估计值 $\hat{\sigma}_\alpha$ 的残差均有一定程度的左偏. 3个模型关于 $\hat{\sigma}_\alpha$ 的残差分布十分相似, 而当空间相关系数初值为-0.9时, HSEMA模型箱线图的上下四分位数区间较其他模型左偏. 箱线图识别出 $\hat{\sigma}_\alpha$ 残差的异常值和极端异常值均处在 $[0.1, 0.75]$ 之间, 由于异常值和极端异常值分别表示大于1.5倍和3倍上下四分位数区间的值, 使得中位数产生了与0刻度线距离低于0.1以内的偏离. 随着样本量 $S$ 和 $T$ 增大, 残差分布箱体变得集中, 异常值的分布向0刻度线聚拢, 估计精确度得到提升.

下面考察代表各省层级间波动的误差项系数标准误估计量 $\sigma_\mu$ . 关于HSEAR模型, 当空间相关系数

初值 $\rho_0$ 为-0.5, 样本量 $S = 36, T = 5$ 时,  $\hat{\sigma}_\mu$ 的残差分布存在一个极端异常值0.5790; 当空间相关系数初值 $\rho_0$ 为0.9, 样本量 $S = 64, T = 8$ 以及样本量 $S = 64, T = 10$ 时,  $\hat{\sigma}_\mu$ 的残差分布分别存在3个和5个远大于0.5的极端异常值; 此外, 其余关于3个模型的 $\hat{\sigma}_\mu$ 残差分布均在 $[-0.5, 0.5]$ 之间. 图5是区间经过放大到 $[-0.5, 0.5]$ 的箱线图组合, 可以发现, 3个模型的残差分布中位数都非常接近0, 且分布形态十分相似. 随着样本量 $S$ 和 $T$ 增大,  $\hat{\sigma}_\mu$ 的残差分布箱体明显收窄. 另外,  $\hat{\sigma}_\mu$ 的残差分布不随空间相关系数初值变化而产生显著变化, 表现出很强的鲁棒性.

最后考察其他误差冲击因素波动的误差项系数标准误估计量 $\sigma_\nu$ . 对于HSEAR模型, 当空间相关系数初值 $\rho_0$ 为-0.9, 样本量 $(S, T) = (64, 5), (64, 8), (64, 10)$ 时,  $\hat{\sigma}_\nu$ 的残差分布分别有1个、3个和7个大于2的极端异常值; 此外, 其他残差的极端异常值均小于0.75. 当样本量 $S = 36, T = 5$ 时, 3个模型关于 $\hat{\sigma}_\nu$ 残差的上下四分位数区间均处在 $[-0.05, 0.05]$ 以内, 其中位数十分靠近0刻度线, 表明 $\hat{\sigma}_\nu$ 的估计相当精确. 随着样本量 $S$ 和 $T$ 的增大,  $\hat{\sigma}_\nu$ 残差分布的箱体进一步缩小, 强化了估计精度随样本量增大而提高的观点.

下面考虑3个模型关于 $\hat{\sigma}_\nu$ 的残差分布随空间相关系数初值变化的表现. 以 $S = 64, T = 8$ 为例分析, 对于HSLAG模型, 当空间相关系数初值 $\lambda_0$ 从-0.9到0.9变化时,  $\hat{\sigma}_\nu$ 的残差分布中位数与0刻度线的距离均小于0.01, 不受空间相关系数变化的干扰, 表现十分稳定. HSEAR模型在 $\rho_0$ 等于0.75时,  $\hat{\sigma}_\nu$ 的残差中位数为0.0100, 其余均小于0.01. HSEMA模型当 $\theta_0$ 等于-0.9和0.9时,  $\hat{\sigma}_\nu$ 的残差分布中位数分别为-0.0224和-0.0290, 上下四分位数区间在0刻度线以下, 表明估计结果偏小. 但总体而言, 偏差绝对值未超过0.05, 表明估计值的残差分布无显著性差异.

综上, 对HSEMA、HSEAR和HSLAG模型的仿真实验残差分布结果分析, 各估计量箱线图随 $S$ 或 $T$ 的增大明显收窄, 表明样本量的增大可以显著提高估计量的有效性. 3个模型的误差分量标准误估计值 $\hat{\sigma}_\alpha, \hat{\sigma}_\mu, \hat{\sigma}_\nu$ 的残差分布都较相似, 其中对 $\hat{\sigma}_\alpha$ 的残差分布由于存在较大的极端异常值, 导致一定程度的左偏, 但偏离程度不大, 估计值的残差分布都处在比较合理的范围. 对于总体回归系数 $\beta_0$ 和 $\beta_1$ 的估计效果, HSEMA模型的GMM-FGLS估计量表现最优, HSEAR模型的GMM-FGLS估计量次之, HSLAG模型的IV-2SLS估计量表现欠佳. 而HSEAR模型对 $\rho$ 、

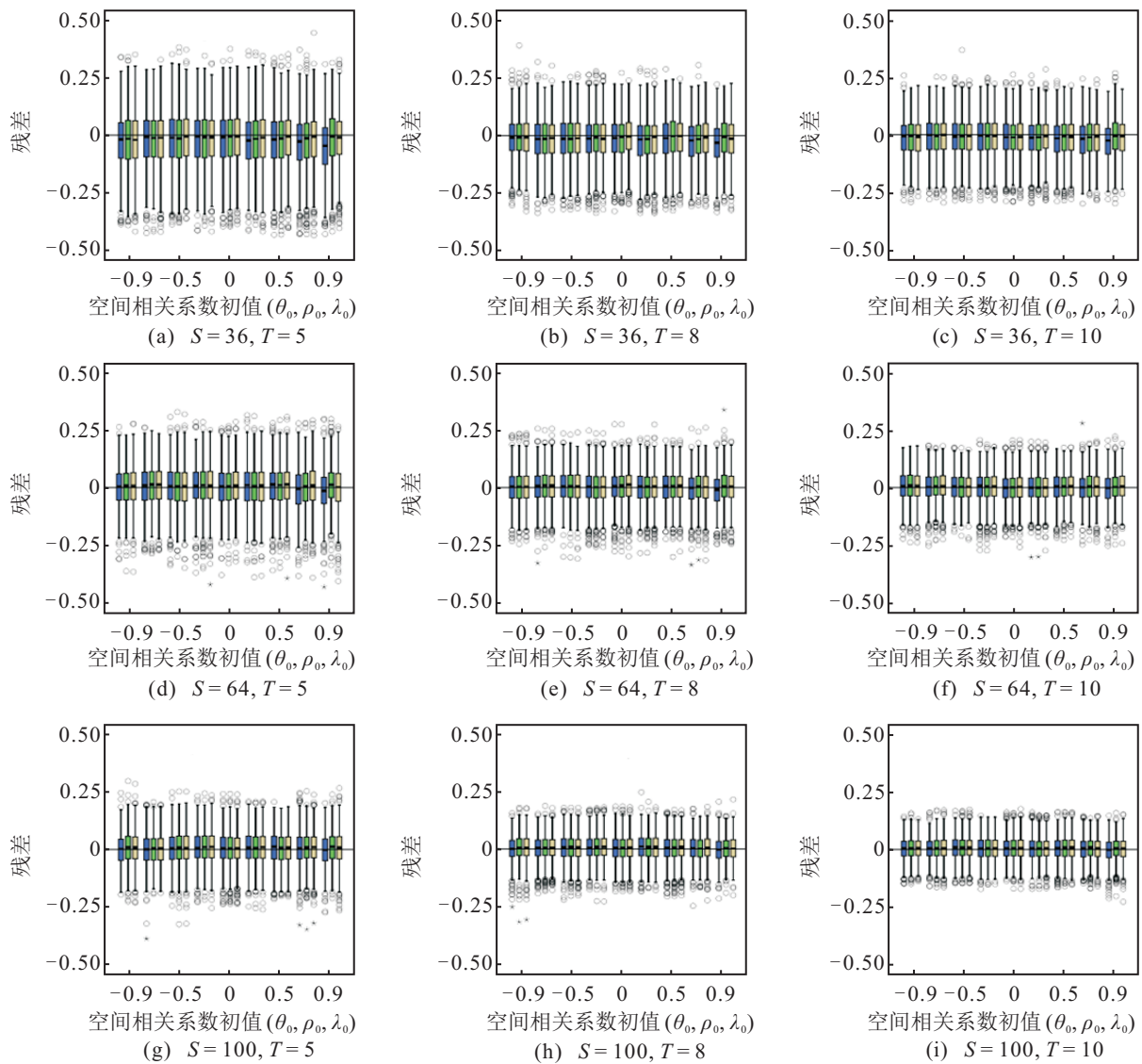


图5 嵌套层级效应标准误估计值  $\hat{\sigma}_\mu$  的残差分布箱线图

$\sigma_\mu$  和  $\sigma_\nu$  的估计结果均存在较多的极端异常值,此外对  $\beta_0$  和  $\beta_1$  的估计结果都较为理想. HSLAG模型关于空间滞后因子  $\lambda$  的估计精确度较其他两个模型要好,对关键的总体回归系数  $\hat{\beta}_0$  和  $\hat{\beta}_1$  的残差分布区间皆比 HSEMA 和 HSEAR 模型大,估计精确度不甚理想;当空间相关系数初值大于 0.5 时,  $\hat{\beta}_1$  的残差甚至超过了 35,上下四分位数区间达到了  $[-2.5, 2.5]$ ,估计效果逊色于 HSEMA 和 HSEAR 模型. 总体而言, HSEMA 模型估计值残差的极端异常值较少,对于关键的总体回归系数  $\hat{\beta}_0$  和  $\hat{\beta}_1$  的残差分布箱线图箱体均为 3 个模型中最小;关于空间误差自回归系数  $\theta$  的估计,对空间相关系数初始值绝对值增大具有一定敏感度,但偏离程度都在小于 0.05 的合理范围内.

#### 4 结论

本文回顾了 HSLAG 模型和 HSEAR 模型,在 SEMA 模型的基础上构建了 HSEMA 模型. HSEMA

模型可以与 HSEAR 模型相结合,完整描述误差外部与内部的冲击效应,使得层级数据空间误差模型的研究得到完善. HSEMA 模型与一般计量经济学模型相比,优势和特色在于可同时满足以下 4 点: 1) 可识别空间误差移动平均系数的大小,即度量研究个体自身的误差冲击; 2) 可以测度地区间差异  $\sigma_\alpha$ ; 3) 可以测度地区内部差异  $\sigma_\mu$ ; 4) 可以处理多维非平衡数据. 在 GMM 估计的框架下,推导得出 HSEMA 模型的 18 个矩条件元素,得到空间误差移动平均系数以及各误差分量标准差的 GMM 估计量;并在此基础上,使用 FGLS 估计得到总体回归系数的估计量. 为了比较 3 个层级数据空间计量模型 (HSEMA、HSEAR 和 HSLAG 模型) 估计量的精确度,进行有限样本的蒙特卡洛仿真实验,通过对空间相关性进行强弱与方向的设置,基于不同的样本规模使用箱线图将仿真估计精确度可视化,对残差分布特征进行了分析. 仿真实验结果表明,总体而言,3 个模型均具有很好的有限样本

性质;就参数的估计精确性而言,3个模型参数估计量各有优劣。

进一步研究可考虑将动态效应引入模型中,构造层级数据动态空间计量模型。在实际应用中,可以考虑模型同时存在空间滞后与空间误差(包括自回归和移动平均)的情形对层级结构数据进行实证研究,亦可结合地理加权回归,对变量的地理坐标进行考察,分析数据的空间异质性。

#### 参考文献(References)

- [1] Kreft I G G, De Leeuw J. Introducing multilevel modeling[M]. London: SAGE, 1998: 2-4.
- [2] Goldstein H. Multilevel statistical models[M]. West Sussex: John Wiley & Sons, 2011: 1-3.
- [3] Pakes A. On group effects and errors in variables in aggregation[J]. The Review of Economics and Statistics, 1983, 65(1): 168-173.
- [4] Wansbeek T, Kapteyn A. Estimation of the error-components model with incomplete panels[J]. J of Econometrics, 1989, 41(3): 341-361.
- [5] Baltagi B H, Song S H, Jung B C. The unbalanced nested error component regression model[J]. J of Econometrics, 2001, 101(2): 357-381.
- [6] Antweiler W. Nested random effects estimation in unbalanced panel data[J]. J of Econometrics, 2001, 101(2): 295-313.
- [7] 王济川, 谢海义, 姜宝法. 多层统计分析模型: 方法与应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2008: 1-41.  
(Wang J C, Xie H Y, Jiang B F. Multilevel models: Methods and applications[M]. Beijing: Higher Education Press, 2008: 1-41.)
- [8] De Leeuw J, Meijer E, Goldstein H. Handbook of multilevel analysis[M]. New York: Springer, 2008: 1-5.
- [9] Snijders T A B, Bosker R J. Multilevel analysis: An introduction to basic and advanced multilevel modeling[M]. London: Sage, 1999: 1-35.
- [10] Cliff A D, Ord J K. Spatial autocorrelation[M]. London: Pion, 1973: 87-104.
- [11] Cliff A D, Ord J K. Spatial processes: Models & applications[M]. London: Pion, 1981: 141-183.
- [12] Corrado L, Fingleton B. Multilevel modeling with spatial effects[R]. Faculty of Economics, University of Strathclyde, 2011: 11-15.
- [13] Corrado L, Fingleton B. Where is the economics in spatial econometrics?[J]. J of Regional Science, 2012, 52(2): 210-239.
- [14] Baltagi B H, Fingleton B, Pirotte A. Spatial lag models with nested random effects: An instrumental variable procedure with an application to english house prices[J]. J of Urban Economics, 2014, 80: 76-86.
- [15] Baltagi B H, Bresson G, Etienne J M. Hedonic housing prices in paris: An unbalanced spatial lag pseudo-panel model with nested random effects[J]. J of Applied Econometrics, 2015, 30(3): 509-528.
- [16] 叶倩婷, 龙志和. 层级数据空间误差自回归模型的估计方法研究[J]. 数量经济技术经济研究, 2016, 33(5): 143-161.  
(Ye Q T, Long Z H. Estimation on hierarchical data model with spatial error autoregressive[J]. J of Quantitative and Technical Economics, 2016, 33(5): 143-161.)
- [17] Fingleton B, Gallo J, Pirotte A. Panel data models with spatially dependent nested random effects[J]. J of Regional Science, 2018, 58(1): 63-80.
- [18] Haining R P. The moving average model for spatial interaction[J]. Transactions of the Institute of British Geographers, 1978, 3(2): 202-225.
- [19] Fingleton B, Le Gallo J. Finite sample properties of estimators of spatial models with autoregressive, or moving average, disturbances and system feedback[J]. Annales d'Économie et de Statistique, 2007: 39-62.
- [20] Kelejian H H, Prucha I R. A generalized spatial two-stage least squares procedure for estimating a spatial autoregressive model with autoregressive disturbances[J]. The J of Real Estate Finance and Economics, 1998, 17(1): 99-121.
- [21] Fingleton B. A generalized method of moments estimator for a spatial model with moving average errors, with application to real estate prices [J]. Empirical Economics, 2008, 34(1): 35-57.
- [22] Kapoor M, Kelejian H H, Prucha I R. Panel data models with spatially correlated error components[J]. J of Econometrics, 2007, 140(1): 97-130.
- [23] Baltagi B H, Liu L. An improved generalized moments estimator for a spatial moving average error model[J]. Economics Letters, 2011, 113(3): 282-284.
- [24] Arnold M, Wied D. Improved gmm estimation of the spatial autoregressive error model[J]. Economics Letters, 2010, 108(1): 65-68.
- [25] Hansen L P. Large sample properties of generalized method of moments estimators[J]. J of the Econometric Society, 1982, 50(4): 1029-1054.
- [26] Greene W H. Econometric analysis[M]. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2012: 455-508.

#### 作者简介

叶倩婷(1988—),女,博士,从事空间计量经济学、金融风险管理等研究, E-mail: cynthia\_yip@163.com;

龙志和(1954—),男,教授,博士生导师,从事空间计量经济学、区域经济与产业发展等研究, E-mail: l-zh720@163.com;

林光平(1948—),男,教授,博士生导师,从事空间计量经济学、计算计量学等研究, E-mail: crkl@pdx.edu;

梁华杰(1988—),男,博士,从事计量经济学、金融工程和公司治理等研究, E-mail: liang\_huajie@163.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)