空间误差模型的稳健检验

张进峰[1]　方　颖[2]

（厦门大学王亚南经济研究院）

【摘要】 本文构建了一个用来检验空间误差模型的稳健统计量，它以 Bera 和 Yoon(1993)的理论为基础，渐进具有 $C(\alpha)$ 检验统计量的良好大样本性质。这种检验方法不仅可以有效减少空间滞后效应对统计推断的影响，而且在很大程度上简化了计算。作为比较，我们发现当真实模型中存在显著的空间滞后效应时，Anselin et al(1996)提出的检验统计量会产生明显的偏误而我们的检验统计量依然有效。蒙特卡罗模拟的结果与本文的预期一致。

关键词　　空间误差模型　极大似然估计　稳健检验

中图分类号　F224.0　　　　　文献标识码 A

A Robust Test for Spatial Errors Models

Zhang Jinfeng　Fang Ying

(The Wang Yanan Institute for Studies in Economics, Xiamen University)

Abstract: This paper extends Bera and Yoon (1993) to spatial econometric models considering spatial errors and spatial lag dependence simultaneously. We propose a robust test for spatial errors which shares the optimal asymptotic properties of a $C(\alpha)$ test. The test we proposed is robust to spatial lag dependence and can immensely reduce the computation burden for a medium or large sample size. Simulation studies demonstrate that Anselin et al (1996) will have serious size and power distortion with the presence of spatial lag dependence, while our test is not.

Key words: Spatial Errors Model, $C(\alpha)$ test, MLE.

通讯作者：方颖，经济学博士（2006 年），厦门大学王亚南经济研究院助理教授、院长助理，复旦大学中国经济国际竞争力研究国家哲学社会科学创新基地驻所副研究员。通讯地址：厦门大学经济楼 A306 室，邮政编码 361005，手机 18959281763，传真 0592-2187708，电子邮箱 yifst1@gmail.com.

本论文受到国家自然科学基金“半参数 STAR 模型及其在宏观经济预测中的应用”（项目批准号 70971113）的资助。

[1] 张进峰：男，1980 年出生，汉族，山东省菏泽市人，研究方向为计量经济学，通讯地址为厦门大学王亚南经济研究院 2007 博士 张进峰（收），邮编 361005，电话 15860723021，E-mail: zjf80125@163.com。

[2] 方 颖：男，1973 年出生，汉族，厦门大学王亚南经济研究院助理教授，研究方向为计量经济学，E-mail: yifst1@gmail.com。

一、引 言

近年来，空间计量模型被广泛应用到经济学的各个领域，如经济增长理论，区域经济学、国际经济学、劳动经济学、城市和房地产经济学、农业和环境经济学等。这一方面得益于空间计量经济学理论的快速发展，另一方面也是由于空间计量模型打破了传统计量模型需要个体之间相互独立的假定，更加贴近现实。国内代表性的文献主要包括林光平等（2005）、吴玉鸣（2006）、苏良军和王芸（2007）、张征宇和朱平芳（2009）以及钟昌标（2010）等。

根据 Anselin(1988a)的定义，空间效应可分为空间异质性和空间相关性。空间异质性主要表现为空间相关的函数形式及参数随个体变化而变化，通常可通过传统的计量经济学方法解决;空间相关性则主要表现为误差项之间存在序列相关或因变量存在空间溢出效应，相应的模型分别为空间误差模型、空间滞后模型以及同时包含两种空间相关性的空间联合联合模型[1] 。

在实际应用中，为了寻找适合的模型，必须进行相应的设定检验。Moran(1950)提出的 Moran's I 检验可看做是最早的空间相关性检验，这种方法简单易行且对空间相关性有较强的检测能力，但该检验没用相应的备则假设，即使拒绝了不存在空间相关的原假设，仍然无法确定该选择哪种模型。Burridge(1980)建议采用一种基于拉格朗日乘子的检验(LM 检验)，该检验可以用来检测空间误差模型且渐进等同于 Moran's I 检验[2]。但是这种检验方法只适用于不存在空间滞后效应的模型。为了解决这一问题，Anselin(1988b)认为可以事先假定存在空间滞后效应并在原假设下估计空间滞后参数，为此他推导出一种考虑空间滞后效应的空间误差模型检验。应用这种方法的难点在于该检验需要用极大似然估计法来估计空间滞后模型的参数[3]。Anselin et al(1996)通过允许空间滞后参数在零附近的局部范围内变化，巧妙地避免了对空间滞后参数的估计。该检验方法的不足之处在于它只适用于空间滞后参数不大的情况，一旦存在显著的空间滞后效应，这种方法将不再有效。

在本文中，我们将建议一种新的检验方法，这种检验方法既避免了 Anselin (1988b)方法计算上的繁琐又有效解决了 Anselin et al(1996)方法适用范围受限的缺陷。它以 Bera and Yoon(1993)的理论为基础，渐进具有 $C(\alpha)$检验统计

[1] 本文没有考虑空间移动平均模型，具体可参考 Anselin 和 Florax (1995)。

[2] Cliff 和 Ord (1972)也提出了一种渐进等同于 Moran's I 检验的检验统计量，不过他们的检验为似然比率检验，需估计原假设和备则假设两种情况下的模型。

[3] 采用极大似然法估计空间滞后模型时需要非线性最优化技术或数值搜索技术，当样本量较大时，会有非常大的计算困难，见 Anselin 和 Hudak （1992）。

量的局部最优（Local optimal）大样本性质。

本文的具体安排如下，第二部分对现有空间误差模型设定检验做简要的回顾及评述；第三部分提出我们的稳健检验方法；第四部分为蒙特卡罗模拟；最后为结论及研究建议。

二、理论回顾及评述

考虑如下空间联合模型：

$$y=\rho W_1 y+X\beta+\varepsilon \tag{1}$$

$$\varepsilon=\lambda W_2\varepsilon+u \tag{2}$$

其中，$u\sim N\left(0,\sigma^2 I\right)$，$y$ 是因变量，X 为 $N\times k$ 自变量，$W_1 y$ 为空间滞后效应，$W_2\varepsilon$ 为空间误差效应，ρ 和 λ 分别为空间滞后参数和空间误差参数，β 为自变量参数，W_1 和 W_2 为 $N\times N$ 外生的空间权重矩阵。定义 $\theta=\left(\beta',\sigma^2,\rho,\lambda\right)'$，$\eta=\left(\beta',\sigma^2,\rho\right)'$。同时，为便于表述，假定 $A=I-\rho W_1$，$G_A=W_1A^{-1}$，$B=I-\lambda W_2$。上述空间联合模型的对数极大似然函数可表述为：

$$\ln L=-\frac{N}{2}\ln 2\pi-\frac{N}{2}\ln\sigma^2+\ln|A|+\ln|B|-\frac{u'u}{2\sigma^2} \tag{3}$$

其中，$\ln|A|$ 和 $\ln|B|$ 为雅克比项。

为了检验（1）式中是否存在空间误差效应，我们将原假设定义为 $H_\lambda:\lambda=0$，相应的备则假设为 $H_\lambda^a:\lambda\neq 0$。在原假设下，（3）式中参数的一阶导数向量和信息矩阵可分别表述为：

$$d(\theta)=\begin{pmatrix} d_\beta \\ d_{\sigma^2} \\ d_\rho \\ d_\lambda \end{pmatrix}=\begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma^2}X'u \\ -\frac{N}{2\sigma^2}+\frac{u'u}{2\sigma^4} \\ \frac{1}{\sigma^2}u'W_1y-tr\left(G_A\right) \\ \frac{1}{\sigma^2}u'W_2u \end{bmatrix} \tag{4}$$

$$J(\theta)=\frac{1}{N\sigma^2}\begin{pmatrix} X'X & 0_{k\times 1} & X'G_AX\beta & 0_{k\times 1} \\ 0_{1\times k} & \frac{N}{2\sigma^2} & tr\left(G_A\right) & 0_{1\times 1} \\ \left(G_AX\beta\right)'X & tr\left(G_A\right) & \sigma^2T_{AA}+\left(G_AX\beta\right)'\left(G_AX\beta\right) & \sigma^2T_{A2} \\ 0_{1\times k} & 0_{1\times 1} & \sigma^2T_{2A} & \sigma^2T_{22} \end{pmatrix} \tag{5}$$

其中，$tr\left(G_A\right)$ 表示 G_A 的迹，$T_{AA}=tr\left[\left(G_A+G'_A\right)G_A\right]$，$T_{22}=tr\left[\left(W_2+W_2'\right)W_2\right]$，

$T_{A2}=T_{2A}=tr\left[\left(W_2+W_2^{'}\right)G_A\right]$。

从（4）式可以看出，一阶导数的值依赖于如何估计η。（5）式则表明，由于T_{A2}的存在，空间滞后效应和空间误差效应之间存在相关性。也就是说，在检验原假设$H_\lambda:\lambda=0$时，我们必须考虑ρ的存在对检验结果的影响。如果忽略空间滞后效应的存在而检验空间误差模型，极有可能得到错误的推断。为讨论的方便，定义$H_\rho:\rho=0$和$H_\rho^a:\rho=\delta/\sqrt{N}$，其中$\delta$为常数。

Burridge(1980)提出的检验方法完全没有考虑空间滞后参数ρ，即默认H_ρ为正确。为了检验原假设H_λ，他提出的检验统计量为：

$$LM_\lambda^B=\frac{\left(\tilde{u}'W_2\tilde{u}/\tilde{\sigma}^2\right)^2}{T_{22}} \tag{6}$$

其中，$\tilde{u}=y-X\tilde{\beta}$，为普通最小二乘法的残差，$\tilde{\sigma}^2=\tilde{u}'\tilde{u}/N$。不难看出，(6)式只适用于真实模型不存在空间滞后效应的模型，当空间滞后效应的确存在时，LM_λ^B统计量的均值和方差都会发生变化，不再服从中心化的χ^2分布，导致检验的 Size 及 Power 都会受到不同程度的扭曲。

Anselin(1988b)的检验方法考虑了空间滞后效应，相应的检验统计量为：

$$LM_\lambda^A=\frac{\left(\hat{u}'W_2\hat{u}/\hat{\sigma}^2\right)^2}{T_{22}-\left(T_{2A}\right)^2\operatorname{var}\left(\hat{\rho}\right)} \tag{7}$$

其中，$\hat{u}=y-\hat{\rho}W_1y-X\hat{\beta}$，$\left(\hat{\beta}',\hat{\sigma}^2,\hat{\rho}\right)'$为用极大似然估计法得到的估计量，$\operatorname{var}\left(\hat{\rho}\right)$为$\hat{\rho}$的方差。相对于（6）式，在考虑空间滞后效应后，（7）式对λ一阶导数的方差进行了调整。这种检验方法的优点是充分地考虑了空间滞后效应的影响。但是，由于在估计过程中需要计算雅克比项$\ln|A|$，当空间权重矩阵非对称且样本量较大时，因为计算量非常大，对参数的估计几乎不可能。

Anselin et al(1996)认为，如果允许空间滞后参数在零附近的一个局部范围内存在，通过一定的变换就可以既避免（7）式计算复杂的问题又在一定范围内控制空间滞后效应的影响。也就是说，虽然他们默认$H_\rho^a:\rho=\delta/\sqrt{N}$为正确，但并不对$\rho$进行估计。在原假设$H_\lambda$为真的情况下，他们的检验统计量为：

$$LM_\lambda^L=\frac{\left[\tilde{u}'W_2\tilde{u}/\tilde{\sigma}^2-T_{21}\left(N\tilde{J}_{\rho\cdot\gamma}\right)^{-1}\tilde{u}'W_1y/\tilde{\sigma}^2\right]^2}{T_{22}-\left(T_{21}\right)^2\left(N\tilde{J}_{\rho\cdot\gamma}\right)^{-1}} \tag{8}$$

其中，$\tilde{u}=y-X\tilde{\beta}$，$\tilde{\beta}$为采用普通最小二乘法得到的估计量，$\tilde{\sigma}^2=\tilde{u}'\tilde{u}/N$，$\tilde{J}_{\rho\cdot\gamma}=\frac{1}{N\tilde{\sigma}^2}\left[\left(W_1X\tilde{\beta}\right)'M\left(W_1X\tilde{\beta}\right)+T_{11}\tilde{\sigma}^2\right]$，$M=I-X\left(X'X\right)^{-1}X'$。这种检验方法

的优点是，它只需估计当$\lambda=0$和$\rho=0$时的模型，计算非常简单。但是该检验依赖于空间滞后参数的大小，正如 Anselin et al(1996)所说，只有当空间滞后参数小于 0.4 时，用这种检验方法才是有效的。

三、稳健检验方法

不同于 Anselin et al (1996)的假定，我们定义$H_\rho^a:\rho=\rho_0+\delta/\sqrt{N}$和$H_\rho:\rho=\rho_0$，其中，$\rho_0$为$\rho$的一致估计量。根据 Bera 和 Yoon (1993)的理论，给定ρ_0，如果ρ满足H_ρ^a，在原假设H_λ下，稳健检验统计量可表示为：

$$\begin{aligned} LM_\lambda=\frac{1}{N}&\left[d_\lambda\left(\tilde{\theta}\right)-J_{\lambda\rho\cdot\gamma}\left(\tilde{\theta}\right)J_{\rho\cdot\gamma}^{-1}\left(\tilde{\theta}\right)d_\rho\left(\tilde{\theta}\right)\right]' \\ &\times\left[J_{\lambda\cdot\gamma}\left(\tilde{\theta}\right)-J_{\lambda\rho\cdot\gamma}\left(\tilde{\theta}\right)J_{\rho\cdot\gamma}^{-1}\left(\tilde{\theta}\right)J_{\lambda\rho\cdot\gamma}\left(\tilde{\theta}\right)\right]^{-1} \\ &\times\left[d_\lambda\left(\tilde{\theta}\right)-J_{\lambda\rho\cdot\gamma}\left(\tilde{\theta}\right)J_{\rho\cdot\gamma}^{-1}\left(\tilde{\theta}\right)d_\rho\left(\tilde{\theta}\right)\right]\end{aligned} \tag{9}$$

其中，$\tilde{\theta}=\left(\tilde{\beta}',\tilde{\sigma}^2,\rho_0,0\right)'$为在$\lambda=0$和$\rho=\rho_0$时的极大似然估计值，$J_{\lambda\rho\cdot\gamma}=J_{\lambda\rho}-J_{\lambda\gamma}J_\gamma^{-1}J_{\gamma\rho}$，$J_{\lambda\cdot\gamma}=J_\lambda-J_{\lambda\gamma}J_\gamma^{-1}J_{\gamma\lambda}$，$J_{\rho\cdot\gamma}=J_\rho-J_{\rho\gamma}J_\gamma^{-1}J_{\gamma\rho}$。

在(9)式中，Bera 和 Yoon (1993)通过调整分子和分母，把不服从中心化χ^2分布的检验统计量转化为服从中心化分布的χ^2分布，从而修正了 Size 及 Power 的扭曲。他们还证明，在大样本情况下，(9)式渐进等价与 Neyman (1959)年提出的$\mathrm{C}(\alpha)$检验统计量，因而具有$\mathrm{C}(\alpha)$检验统计量局部最优的大样本性质。

要将（9）式应用到空间误差模型的设定检验，首先需要得到ρ的一致估计量ρ_0，从第二部分的分析可知，不同的ρ_0会得到不同的结果。如果ρ_0是通过极大似然方法得到的估计量，$d_\rho\left(\tilde{\theta}\right)=0$，（9）式将简化为（7）式；如果假定 0 是$\rho$的一致估计量，$J_{\lambda\rho\cdot\gamma}=\frac{1}{N}T_{21}$，$J_{\lambda\rho\gamma}=\frac{1}{N}T_{22}$，（9）式将等同于（8）式。为了避免（7）式计算复杂的问题及（8）式强加假定的限制，我们建议首先采用工具变量法估计空间滞后模型以得到ρ的一致估计量ρ_0，然后依据（9）式构造检验统计量。

根据（4）式和（5）式，我们可以得到：

$$d_\lambda = \frac{1}{\sigma^2} u' W_2 u$$

$$d_\rho = \frac{1}{\sigma^2} u' W_1 y - tr\left(G_A\right)$$

$$J_{\lambda\rho\cdot\gamma} = \frac{1}{N} T_{2A}$$

$$J_{\lambda\cdot\gamma} = \frac{1}{N} T_{22}$$

$$J_{\rho\cdot\gamma} = \frac{1}{N}\left[T_{AA} - \frac{2}{N} tr^2\left(G_A\right) + \frac{1}{\sigma^2}\left(G_A X\beta\right)' M\left(G_A X\beta\right)\right]$$

其中，$M = I - X\left(X'X\right)^{-1} X'$。

我们的稳健检验统计量可表示为：

$$LM_\lambda^R = \frac{\left\{\tilde{u}' W_2 \tilde{u} / \tilde{\sigma}^2 - \tilde{T}_{2A}\left(N\tilde{J}_{\rho\cdot\gamma}\right)^{-1}\left[\tilde{u}' W_1 y / \tilde{\sigma}^2 - tr\left(\tilde{G}_A\right)\right]\right\}^2}{T_{22} - \left(\tilde{T}_{2A}\right)^2\left(N\tilde{J}_{\rho\cdot\gamma}\right)^{-1}} \qquad (10)$$

其中，$\tilde{\gamma} = \left(\tilde{\beta}', \tilde{\sigma}^2\right)'$ 为 $\lambda = 0$ 和 $\rho = \rho_0$ 时模型的极大似然估计量，$\tilde{u} = y - \rho_0 W_1 y - X\tilde{\beta}$，$\tilde{\sigma}^2 = \tilde{u}'\tilde{u}/N$，$\tilde{G}_A = W_1\left(I - \rho_0 W_1\right)^{-1}$，$\tilde{T}_{2A} = tr\left[\left(W_1 + W'_1\right)\tilde{G}_A\right]$ $N\tilde{J}_{\rho\cdot\gamma} = \tilde{T}_{AA} - \frac{2}{N} tr^2\left(G_A\right) + \frac{1}{\tilde{\sigma}^2}\left(\tilde{G}_A X\tilde{\beta}\right)' M\left(\tilde{G}_A X\tilde{\beta}\right)$, $\tilde{T}_{AA} = tr\left[\left(\tilde{G}_A + \tilde{G}'_A\right)\tilde{G}_A\right]$。

（10）式不同于（8）式的地方在于（10）式充分考虑了空间滞后效应的影响。在 $\rho_0 = 0$ 的假定下，$G_A = W_1$，$tr\left(G_A\right) = 0$，$T_{AA} = T_{11}$，（10）式简化为（8）式。如果 $\rho_0 \neq 0$，（8）式会因为没有考虑上述因素而得到错误的结论。因此，我们建议的稳健统计量比 Anselin et al (1996)的检验统计量有更广的适用范围。

概括起来，构造稳健统计量的步骤为：

1．以 $W_1 X$ 作为 $W_1 y$ 的工具变量，用最小二乘法估计（1）式，得到 β 和 ρ 的一致估计量 $\tilde{\beta}$ 和 $\tilde{\rho}$；

2．计算残差 $\tilde{u} = y - \tilde{\rho} W_1 y - X\tilde{\beta}$，得到 σ^2 的估计量 $\tilde{\sigma}^2 = \tilde{u}'\tilde{u}/N$；

3．根据（10）式构造稳健检验统计量：

值得说明的是，（10）式虽然只需要 ρ 的一致估计量，但仍然需要 γ 的极大似然估计量。在我们的工具变量法估计中，模型是恰好识别的，$\tilde{\beta}$ 和通过极大似然方法得到的估计量是相同的，因此不必再次用极大似然法估计 β。如果使用多个工具变量，首先需要用两阶段最小二乘法得到 ρ 的一致估计量 $\tilde{\rho}$，然后还需用极大似然法估计模型 $\left(y - \tilde{\rho} W_1 y\right) = X\beta + \varepsilon$，以得到 γ 的极大似然估计量 $\tilde{\gamma}$。

四、蒙特卡罗模拟

上述分析表明，在理论上，我们建议的检验统计量具有良好的大样本性质。为了验证这一论断并探讨在小样本情况下该检验统计量的性质，本部分通过蒙特卡罗模拟方法模拟在 5%的显著性水平下，我们建议的检验统计量拒绝原假设的概率。

数据生成过程为 $y=\rho W_1 y+X_1\beta_1+X_2\beta_2+X_3\beta_3+\varepsilon,\varepsilon=\lambda W_2\varepsilon+u$，其中，$u\sim N(0,I)$，$(\beta_1,\beta_2,\beta_3)=(1,1,1)$，解释变量 X_1 为常数项，X_3 和 X_2 均服从[0,10]上的均匀分布。空间权重矩阵 $W_1=W_2$ 且满足 Rook 规则。我们考虑 ρ 等于 0、0.1、0.2、0.3、0.4、0.5、0.6、0.7、0.8、0.9 共 10 种情形。对每种情况，考察的样本量为 N=49，121，256，模拟次数为 1000 次。同时，为便于比较，我们给出了 Anselin et al (1996)检验的模拟结果[1]。

表 1　　检验统计量的 Size

ρ	N=49		N=121		N=256	
	LM_λ^L	LM_λ^R	LM_λ^L	LM_λ^R	LM_λ^L	LM_λ^R
0.0	0.058	0.051	0.041	0.041	0.038	0.041
0.1	0.061	0.054	0.043	0.049	0.055	0.049
0.2	0.064	0.054	0.059	0.049	0.051	0.050
0.3	0.047	0.043	0.045	0.044	0.043	0.053
0.4	0.043	0.051	0.040	0.049	0.045	0.053
0.5	0.042	0.045	0.024	0.042	0.026	0.044
0.6	0.021	0.043	0.013	0.047	0.021	0.054
0.7	0.019	0.044	0.007	0.049	0.005	0.052
0.8	0.015	0.060	0.001	0.058	0.000	0.056
0.9	0.006	0.049	0.000	0.045	0.000	0.048

注：在 5%的显著性水平下，如果模拟次数为 1000 次，样本的标准差为 0.069，相应的置信区间为[0.431，0.569]。

表 1 给出了两种检验统计量的 Size 情况，其中，LM_λ^L 为 Anselin et al (1996)提出的检验统计量，LM_λ^R 为我们建议的稳健检验统计量。可以看出，在 5%的显著性水平下，当 $\rho\le 0.4$ 且样本量为 121 时，LM_λ^L 和 LM_λ^R 表现相似，拒绝原假设的概率基本在置信区间之内；但当样本量为 49 时，LM_λ^R 的表现略优于 LM_λ^L，这表明即使在小样本情况下，我们建议的检验也有很好的 Size。当 $\rho>0.4$ 时，LM_λ^R

[1]在本文的蒙特卡罗模拟中，由于考虑了的空间滞后效应的影响，Brridge （1980）的检验统计量是存在问题的，因此不予考虑；Anselin（1988b）的检验统计量由于会涉及到很大的计算量，本文没有给出相应结果。

明显优于LM_{λ}^{L}，因为LM_{λ}^{L}存在较大的Size扭曲，而且这种扭曲并不随样本量的增大而缓解，这一结论与 Anselin 和 Florax(1995)和 Anselin et al(1996)的蒙特卡罗结果是一致的。相反，LM_{λ}^{R}不存在这个问题，即使当样本量为49时，除了$\rho=0.8$时拒绝原假设的概率为0.06，其余情况均在置信区间之内。

表 2　　　　　检验统计量的 Power：N=49

λ	检验	ρ									
		0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
0.1	LM_{λ}^{L}	0.048	0.042	0.050	0.033	0.032	0.026	0.022	0.014	0.006	0.009
	LM_{λ}^{R}	0.043	0.035	0.047	0.033	0.033	0.052	0.053	0.046	0.045	0.057
0.2	LM_{λ}^{L}	0.086	0.086	0.066	0.035	0.025	0.009	0.014	0.005	0.004	0.010
	LM_{λ}^{R}	0.085	0.090	0.084	0.090	0.072	0.088	0.092	0.088	0.084	0.083
0.3	LM_{λ}^{L}	0.186	0.155	0.113	0.068	0.038	0.025	0.008	0.006	0.012	0.002
	LM_{λ}^{R}	0.187	0.180	0.166	0.167	0.161	0.183	0.188	0.194	0.198	0.187
0.4	LM_{λ}^{L}	0.319	0.277	0.199	0.118	0.080	0.038	0.016	0.004	0.006	0.002
	LM_{λ}^{R}	0.297	0.296	0.286	0.289	0.325	0.322	0.292	0.329	0.334	0.347
0.5	LM_{λ}^{L}	0.488	0.459	0.355	0.233	0.131	0.060	0.025	0.010	0.007	0.001
	LM_{λ}^{R}	0.474	0.494	0.506	0.461	0.465	0.452	0.482	0.460	0.523	0.526
0.6	LM_{λ}^{L}	0.699	0.647	0.494	0.353	0.233	0.119	0.054	0.032	0.013	0.006
	LM_{λ}^{R}	0.672	0.671	0.647	0.648	0.664	0.686	0.668	0.680	0.683	0.709
0.7	LM_{λ}^{L}	0.821	0.775	0.691	0.538	0.370	0.208	0.095	0.060	0.020	0.009
	LM_{λ}^{R}	0.817	0.814	0.807	0.809	0.807	0.803	0.814	0.820	0.817	0.850
0.8	LM_{λ}^{L}	0.936	0.897	0.835	0.713	0.548	0.367	0.205	0.111	0.038	0.031
	LM_{λ}^{R}	0.936	0.926	0.919	0.908	0.922	0.909	0.907	0.910	0.920	0.919
0.9	LM_{λ}^{L}	0.973	0.969	0.900	0.808	0.628	0.482	0.299	0.172	0.098	0.052
	LM_{λ}^{R}	0.966	0.977	0.962	0.946	0.958	0.938	0.946	0.945	0.935	0.951

表2、表3和表4为样本量分别为49、121和256时检验统计量的Power。为了考察空间滞后效应对空间误差效应的影响，我们列出了λ在各种情况下的检验。比如，当$\lambda=0.1$时，我们考虑了ρ从0到0.9各种情况下的检验。当ρ较小时，LM_{λ}^{R}和LM_{λ}^{L}均有正确的Power，即随着λ的逐渐增加，LM_{λ}^{R}和LM_{λ}^{L}拒绝原

假设的能力也逐渐增加，且二者拒绝原假设的概率相差不大。但随着ρ的增加，LM_λ^L拒绝原假设的能力明显低于LM_λ^R。例如，样本量为 256 且$\rho=0.8$，当$\lambda=0.4$时，LM_λ^L拒绝原假设的概率只有 0.027 而LM_λ^R高达 0.988。虽然上述问题会随着λ的增大而得到一定程度的缓解，但在小样本情况下，即使$\lambda=0.9$，问题依然会存在。例如，样本量为 49 且$\lambda=0.9$时，当$\rho=0.1$，LM_λ^L拒绝原假设的概率为 0.969，与LM_λ^R拒绝原假设的概率 0.977 相差 0.008；但当$\rho=0.8$时，LM_λ^L拒绝原假设的概率只有 0.098，与LM_λ^R拒绝原假设的概率 0.935 相差 0.837； 因此，即使在小样本情况下，我们提出的检验统计量LM_λ^R也能够很好地检验空间误差模型。

五、结论与研究建议

本文提出的空间误差模型检验扩展了 Anselin et al(1996)提出的检验方法，有效克服了其只适用于空间滞后效应不显著情况的局限。我们的检验方法以 Bera 和 Yoon(1993)的理论为基础，渐进等价于 Neyman(1959)提出的$\mathrm{C}(\alpha)$检验。这意味着我们的检验方法也具有$\mathrm{C}(\alpha)$检验统计量的局部最优大样本性质。蒙特卡罗模拟的结果很好地支持了这一结论。同时，蒙特卡罗模拟的结果还表明，即使在小样本情况下，我们的检验也相当稳健。

不过，我们的设定检验没有考虑扰动项不服从正态分布的情况，根据 Breslow(1990)的分析，采用拟极大似然函数法构建非正态分布情况下的$\mathrm{C}(\alpha)$检验是可行的。因此，在本文所设定的理论框架下，研究非正态分布扰动项情况下检验统计量的性质值得考虑。Fang, Park 和 Zhang(2010)构造了 Anselin et al(1996)检验在非正态分布情况下的显著性统计量。此外，随着广义矩估计方法在空间计量模型中的应用及$\mathrm{C}(\alpha)$检验在广义矩估计中的扩展，构建基于广义矩估计量的检验也成为未来的一个研究方向。

表 3　　　　　　　　　　检验统计量的 Power：N=121

λ	检验	ρ									
		0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
0.1	LM_{λ}^{L}	0.095	0.092	0.073	0.051	0.045	0.017	0.009	0.003	0.002	0.002
	LM_{λ}^{R}	0.090	0.095	0.090	0.082	0.090	0.076	0.084	0.081	0.085	0.075
0.2	LM_{λ}^{L}	0.244	0.238	0.188	0.144	0.091	0.039	0.020	0.009	0.001	0.001
	LM_{λ}^{R}	0.235	0.250	0.250	0.254	0.250	0.220	0.246	0.258	0.236	0.290
0.3	LM_{λ}^{L}	0.547	0.480	0.394	0.298	0.205	0.120	0.048	0.014	0.002	0.002
	LM_{λ}^{R}	0.537	0.528	0.493	0.520	0.512	0.524	0.522	0.523	0.521	0.545
0.4	LM_{λ}^{L}	0.814	0.744	0.639	0.510	0.367	0.212	0.089	0.025	0.006	0.000
	LM_{λ}^{R}	0.811	0.770	0.765	0.783	0.795	0.750	0.778	0.756	0.787	0.803
0.5	LM_{λ}^{L}	0.936	0.905	0.841	0.741	0.604	0.427	0.230	0.074	0.017	0.001
	LM_{λ}^{R}	0.934	0.932	0.929	0.917	0.945	0.919	0.931	0.934	0.928	0.941
0.6	LM_{λ}^{L}	0.995	0.985	0.963	0.908	0.795	0.613	0.414	0.189	0.058	0.005
	LM_{λ}^{R}	0.994	0.985	0.984	0.986	0.988	0.987	0.989	0.984	0.989	0.993
0.7	LM_{λ}^{L}	0.999	0.999	0.997	0.975	0.936	0.838	0.620	0.351	0.105	0.031
	LM_{λ}^{R}	0.999	0.999	0.999	0.997	0.997	1.000	0.998	0.999	0.999	0.998
0.8	LM_{λ}^{L}	0.999	1.000	1.000	0.997	0.988	0.940	0.795	0.513	0.241	0.068
	LM_{λ}^{R}	1.000	1.000	1.000	0.999	0.999	1.000	1.000	0.999	1.000	0.999
0.9	LM_{λ}^{L}	1.000	1.000	1.000	1.000	0.996	0.970	0.874	0.649	0.345	0.099
	LM_{λ}^{R}	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.997	0.989	0.983

表 4　　　　　　　　　　　检验统计量的 Power：N=256

λ	检验	ρ									
		0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
0.1	LM_λ^L	0.156	0.139	0.120	0.108	0.083	0.067	0.041	0.009	0.000	0.000
	LM_λ^R	0.158	0.160	0.146	0.173	0.167	0.153	0.168	0.150	0.170	0.196
0.2	LM_λ^L	0.516	0.485	0.402	0.331	0.254	0.156	0.100	0.038	0.001	0.001
	LM_λ^R	0.519	0.519	0.505	0.516	0.513	0.503	0.518	0.525	0.522	0.534
0.3	LM_λ^L	0.882	0.850	0.774	0.643	0.512	0.396	0.204	0.071	0.008	0.001
	LM_λ^R	0.881	0.873	0.864	0.862	0.865	0.852	0.884	0.847	0.861	0.885
0.4	LM_λ^L	0.985	0.976	0.950	0.885	0.815	0.639	0.434	0.204	0.027	0.003
	LM_λ^R	0.985	0.977	0.982	0.982	0.984	0.988	0.989	0.983	0.988	0.989
0.5	LM_λ^L	1.000	1.000	0.996	0.986	0.945	0.855	0.703	0.433	0.091	0.008
	LM_λ^R	1.000	1.000	0.999	1.000	1.000	0.999	0.999	0.999	1.000	1.000
0.6	LM_λ^L	1.000	1.000	1.000	1.000	0.996	0.972	0.889	0.681	0.211	0.019
	LM_λ^R	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
0.7	LM_λ^L	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.999	0.982	0.858	0.445	0.056
	LM_λ^R	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	LM_λ^L	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.998	0.952	0.661	0.134
	LM_λ^R	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
0.9	LM_λ^L	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.964	0.734	0.216
	LM_λ^R	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.996	0.988

参考文献

[1] Anselin, L., 1988a, Spatial Econometrics: Methods and Models [M], Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.

[2] Anselin, L., 1988b, Lagrange multiplier test diagnostics for spatial dependence and spatial heterogeneity [J], *Geographical Analysis*, 20, 1–17.

[3] Anselin, L., 2001, Rao's score test in spatial econometrics [J], *Journal of Statistical Planning and Inference*, 97, 113–139.

[4] Anselin, L., A. K. Bera, R. Florax, and M. J. Yoon, 1996, Simple diagnostic tests for spatial dependence [J], *Regional Science and Urban Economics*, 26, 77–104.
[5] Anselin, L., and R. Florax, 1995, Small sample properties of tests for spatial dependence in regression models: some further results [C], *New directions in spatial econometrics*, Berlin : Springer Verlag.
[6] Anselin, L., and S. Hudak, 1992, Spatial econometrics in practice, a review of software options [J], *Regional Science and Urban Economics*, 22, 509–536.
[7] Bera, A. K., and M. J. Yoon, 1993, Specification testing with locally misspecified alternatives [J], *Econometric Theory*, 9, 649–658.
[8] Burridge, P., 1980, On the Cliff-Ord test for spatial correlation [J], *Journal of the Royal Statistical Society. Series B*, 42, 107–108.
[9] Cliff, A., and J. K. Ord, 1972, Testing for spatial autocorrelation among regression residuals [J], *Geographical Analysis*, 4, 267–284.
[10] Moran, P. A., 1950, A test for the serial dependence of residuals [J], *Biometrika*, 37, 178–181.
[11] Breslow, N., 1990, Tests of hypotheses in overdispersed Poisson regression and other quasilikelihood models [J], Journal of the American Statistical Association, 85, 565-571.
[12] Fang, Y., S. Park, and J. Zhang, 2010, A simple spatial dependence test robust to local parametric and distributional misspecifications [J], working paper, Wang Yanan Institute for Studies in Economics (WISE), Xiamen University.
[13] 林光平、龙志和、吴梅：《我国地区经济收敛的空间计量实证分析1978—2002年》[J]，《经济学（季刊）》2005年第10期。
[14] 吴玉鸣：《空间计量经济模型在省域研发与创新中的应用研究》[J]，《数量经济技术经济研究》2006 年第5期。
[15] 苏良军、王芸：《中国经济增长空间相关性研究—基于“长三角”与“珠三角”的实证》[J]，《数量经济技术经济研究》2007 年第12期。
[16] 张征宇、朱平芳：《空间动态面板模型拟极大似然估计的渐近效率改进》[J]，《数量经济技术经济研究》2009 年第5期。
[17] 钟昌标：《外商直接投资地区间溢出效应研究》[J]，《经济研究》2010年第1期。