

이원오차성분을 갖는 패널회귀모형의 모형식별검정*

송석현¹⁾ 김영지²⁾ 황선영³⁾

요약

본 논문에서는 이원오차성분을 갖는 패널회귀모형에서 모형식별을 위하여 LM 검정통계량을 유도하고 검정통계량의 연산을 위하여 인공회귀방법(Double-Length Artificial Regression, DLR)을 이용한다. 모의실험 결과, 소표본의 경우에는 Outer-Product Gradient(OPG)에 근거한 LM 검정통계량은 유의수준이 과대기각하는 경향을 보인 반면 DLR에 근거한 LM 검정통계량은 명목유의수준을 잘 유지하고 검정력도 높게 나타났다.

주요용어: Box-Cox 변환된 패널회귀모형, 모형식별, LM검정, DLR

1. 서론

현실적으로 다수의 경영·경제 자료들을 살펴보면 여러 측면에서 패널모형의 응용이 적절히 이용되고 있는 가운데 기존의 연구사례를 살펴보면 대부분의 연구에서 패널모형의 선형성을 가정하고 있다(Balatgi, 2002; Baltagi et al., 2001, 2002a, b). 그러나 실제 사용되는 자료에 대하여 모형의 선형성을 가정하는 것은 통계적 추론에 앞서 모형설계에 큰 오류를 범할 수 있게 한다. 그러므로 패널자료들은 선형 패널회귀모형으로 통계적 추론을 해야할지 또는 비선형 패널회귀모형으로 추론을 해야하는지의 문제를 갖게 된다. 더불어 패널회귀모형에서는 이러한 모형의 형태에 대한 식별뿐만 아니라, 개체효과와 시간효과의 존재에 따른 복잡한 모형식별의 문제를 해결해야 한다. 최근 송석현과 최충돈(2002)은 오차항이 일원오차성분모형을 따르는 패널자료인 경우, 패널회귀모형의 함수형태와 랜덤효과들의 존재여부를 알아보기 위하여 검정방법을 제안하였다. 본 논문에서는 위의 논문을 확장하여 오차항이 이원오차성분을 따르는 패널자료에 대하여 랜덤 개체효과와 시간효과의 존재여부와 선형/비선형에 관한 모형식별을 동시에 검정할 수 있는 Double-Length Artificial Resression(DLR)과 Outer-Product Gradient(OPG)에 근거한 Lagrange Multiplier(LM)검정통계량을 제안한다. 더불어 이 동시검정의 경우에도 단점이 존재하게 된다. 그러므로 한 효

* 본 연구는 KRF(2005-070-C00022) 연구비 지원에 의하여 수행되었음.

1) (136-701) 서울시 성북구 안암동 5-1, 고려대학교 통계학과, 교수

E-mail: ssong@korea.ac.kr

2) (100-180) 서울시 중구 249-1 LG화재 기업요율상품팀

E-mail: endless04@empal.com

3) (140-742) 서울시 용산구 효창원길 52, 숙명여자대학교 통계학과, 교수

E-mail: shwang@sookmyung.ac.kr

과가 존재한다는 조건 하에서 다른 효과의 존재여부와 모형식별에 관한 검정을 하기 위해 조건부검정을 실시한다. 조건부 검정은 세 가지로 구분하여 고려한다. 첫째, 랜덤 개체효과와 시간효과가 모두 존재하는 경우 패널회귀모형의 함수형태가 선형 또는 비선형인가에 대한 모형식별을 위한 검정을 한다. 둘째, 랜덤 시간효과가 존재한다는 가정 하에서 랜덤 개체효과와 선형/비선형에 관한 모형식별 검정을 한다. 셋째, 랜덤 개체 효과가 존재한다는 가정 하에서 시간효과와 선형/비선형에 관한 모형식별 검정을 한다. 조건부 검정에서도 DLR과 OPG에 근거한 LM검정통계량을 유도하고 모의실험을 통해 소표본에서의 검정통계량들의 성질을 알아보하고자 한다.

본 논문의 2장에서는 Box-Cox 변환된 패널회귀모형을 다룬다. 3장에서는 동시검정과 조건부 검정을 위하여 LM 검정통계량을 유도한다. 그러나 유도한 검정통계량에 사용되는 정보행렬의 추정에 어려움이 있어 검정통계량의 계산을 위하여 정보행렬의 일치추정량으로 OPG와 DLR을 이용한 LM 검정통계량을 제안하였다. 4장에서는 모의실험을 통해서 각 검정 통계량의 유의수준과 검정력을 제시하였다. 마지막으로 5장에서는 본 연구의 결과를 정리하였다.

2. Box-Cox 변환된 패널회귀모형

본 장에서는 다음과 같은 Box-Cox 변환(Box and Cox, 1964)된 패널회귀모형을 고려한다.

$$B(y_{it}, \lambda) = \sum_{k=1}^K \beta_k B(X_{itk}, \lambda) + \sum_{s=1}^S \gamma_s Z_{itk} + u_{it} \quad (2.1)$$

여기서, y_{it} 는 i 번째 개체(개인, 가구 등)의 시점 t 에서의 반응값이고, x_{itk} 는 설명변수이다. β 는 $K \times 1$ 인 회귀계수이다. 또한 $B(y_{it}, \lambda)$ 는 다음과 같은 Box-Cox 변환을 나타낸다.

$$B(y_{it}, \lambda) = \begin{cases} (y_{it}^\lambda - 1)/\lambda, & \lambda \neq 0 \\ \log y_{it}, & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

y_{it}, X_{itk} 는 Box-Cox 변환이 사용되므로 항상 양의 값을 가져야 한다. Z_{it} 는 Box-Cox 변환을 사용하지 않으며 성별, 인종, 지역 등과 같은 더미변수를 포함할 수 있다. 패널회귀모형 (2.1)은 $\lambda = 1$ 이면 선형모형을 따르고, $\lambda = 0$ 에 대해서는 로그선형모형을 얻게 된다. 모형 (2.1)에서 오차항 u_{it} 는 다음과 같은 이원오차성분모형(Two-way error components model)을 갖는다고 가정한다.

$$u_{it} = \mu_i + \lambda_t + \nu_{it} \quad (2.3)$$

여기에서 μ_i 는 관측할 수 없는 i 번째 개체효과(individual specific effect)를 나타내고, λ_t 는 시간효과(time specific effect)를 나타내는 확률변수이며, ν_{it} 는 나머지 오차항을 나타낸다. μ_i, λ_t 와 ν_{it} 는 서로 독립이며 각각 $\mu_i \sim i.i.d.N(0, \sigma_\mu^2), \lambda_t \sim i.i.d.N(0, \sigma_\lambda^2), \nu_{it} \sim i.i.d.N(0, \sigma_\nu^2)$ 라고 가정하자. 식 (2.3)을 행렬로 표현하면 다음과 같다.

$$u = (I_N \otimes i_T)\mu + (i_N \otimes I_T)\lambda + \nu \tag{2.4}$$

여기서 I_N, I_T 는 N, T 차원의 단위행렬이고, i_N, i_T 는 N, T 차원의 모든 원소가 1인 벡터이다. \otimes 는 크로네커곱을 나타낸다. 식(2.4)에 대한 분산공분산 행렬은 다음과 같다.

$$\Omega = \sigma_\mu^2(I_N \otimes J_T) + \sigma_\lambda^2(J_N \otimes I_T) + \sigma_\nu^2(I_N \otimes I_T) \tag{2.5}$$

여기서 $J_N = i_N i_N'$, $J_T = i_T i_T'$ 은 N 과 T 차원의 모든 원소가 1인 행렬이다.

3. DLR 검정통계량과 OPG 검정통계량

모형 (2.1)에서 우도비검정(LR)을 이용하여 선형과 로그선형을 구별하는 모형식별 검정은 제한된 모형과 제한되지 않은 모형에서의 추정을 필요로 하기 때문에 계산적으로 매우 복잡하다. 때문에 모형의 식별을 위하여 단지 제한된 모형에서의 최대우도추정만을 요구하는 LM 검정을 이용하려 한다. 이러한 LM검정통계량도 모형 (2.1)의 경우에는 여러 개의 모수가 비선형의 관계를 형성하고 있어서 LM 검정법에 사용되는 정보행렬의 추정은 대단히 어렵다. 따라서 본 장에서는 이러한 문제의 해결을 위해서 정보행렬의 일치추정량으로 Godfrey and Wickens(1981)가 제안한 OPG를 이용한 LM검정통계량과 Davidson and MacKinnon(1984, 1988, 1990)이 제안한 DLR에 근거한 LM검정통계량을 유도한다.

3.1. Box-Cox 변환된 패널모형에서 DLR 검정통계량

식 (2.5)에서 오차항의 상관성을 제거하기 위하여 모형 (2.1)에 Fuller and Battese(1974)의 변환을 적용하면 다음과 같다.

$$B^*(y_{it}, \lambda) = \sum_{k=1}^K \beta_k B^*(X_{itk}, \lambda) + \sum_{s=1}^S \gamma_s Z_{itk}^* + u_{it}^* \tag{3.1}$$

여기서

$$B^*(y_{it}, \lambda) = \left[B(y_{it}, \lambda) - \theta_1 \sum_{t=1}^T \frac{B(y_{it}, \lambda)}{T} - \theta_2 \sum_{t=1}^T \frac{B(y_{it}, \lambda)}{N} + \theta_3 \sum_{t=1}^T \frac{B(y_{it}, \lambda)}{NT} \right]$$

$$B^*(X_{itk}, \lambda) = \left[B(X_{itk}, \lambda) - \theta_1 \sum_{t=1}^T \frac{B(X_{itk}, \lambda)}{T} - \theta_2 \sum_{t=1}^T \frac{B(X_{itk}, \lambda)}{N} + \theta_3 \sum_{t=1}^T \frac{B(X_{itk}, \lambda)}{NT} \right],$$

$$Z_{its}^* = Z_{its} - \frac{\theta_1 \bar{Z}_{i..s} + \theta_2 \bar{Z}_{.ts} + \theta_3 \bar{Z}_{..s}}{1}, \quad u_{its}^* = u_{its} - \frac{\theta_1 \bar{u}_{i..s} + \theta_2 \bar{u}_{.ts} + \theta_3 \bar{u}_{..s}}{1},$$

$$\theta_1 = 1 - \frac{1}{\sqrt{T\rho_1 + 1}}, \quad \theta_2 = 1 - \frac{1}{\sqrt{N\rho_2 + 1}}, \quad \theta_3 = \theta_1 + \theta_2 + \frac{1}{\sqrt{T\rho_1 + N\rho_2 + 1}},$$

$$\rho_1 = \sigma_\mu^2 / \sigma_\nu^2, \quad \rho_2 = \sigma_\lambda^2 / \sigma_\nu^2.$$

DLR의 적용을 위해서(이에 대한 자세한 설명은 Davidson and MacKinnon(1984, 1988)을 참조), 식 (3.1)의 양변을 σ_ν 로 나눔으로써 다음과 같이 얻어진다.

$$f_{it}(y_{it}, \phi) = \frac{1}{\sigma_\nu} [B^*(y_{it}, \lambda) - \sum_{k=1}^K \beta_k B^*(X_{itk}, \lambda) - \sum_{s=1}^S \gamma_s Z_{itk}^*] \quad (3.2)$$

여기서 $\phi = (\beta, \lambda, \theta_1, \theta_2, \sigma_\nu)$ 이고 $\varepsilon_{it} \sim i.i.d.N(0, 1)$ 이다.

식 (3.2)에서 it 번째 관측치의 로그우도함수에 대한 기여도는 다음과 같다.

$$l_{it} = constant - \frac{1}{2} f_{it}^2(y_{it}, \phi) + J_{it}(y_{it}, \phi) \quad (3.3)$$

여기서 $J_{it}(y_{it}, \phi) = \log|\partial f_{it}(y_{it}, \phi)/\partial y_{it}|$ 는 y_{it} 를 ε_{it} 로 변환할 때 발생하는 자코비안 항이다.

F 와 J 를 다음과 같이 정의하자

$$F_{itj}(y_{it}, \phi) = \frac{\partial f_{it}(y_{it}, \phi)}{\partial \phi_j}, \quad J_{itj}(y_{it}, \phi) = \frac{\partial J_{it}(y_{it}, \phi)}{\partial \phi_j} \quad (3.4)$$

더불어 $F_{itj}(y_{it}, \phi)$, $J_{itj}(y_{it}, \phi)$ 를 원소로 하는 $NT \times (K+4)$ 행렬을 각각 $F(y, \phi)$ 와 $J(y, \phi)$ 라 정의하자. 또한 $f(y, \phi)$ 와 i_{NT} 는 각각 원소가 $f_{it}(y_{it}, \phi)$ 와 1인 $NT \times 1$ 벡터로 정의하자. 그러면 $2NT$ 개의 관찰치(이는 최초의 관측치의 두배의 길이)를 갖는 DLR 회귀모형은 다음과 같이 표현할 수 있다(Davidson and MacKinnon, 1984).

$$\begin{bmatrix} f(y, \phi) \\ i_{NT} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -F(y, \phi) \\ J(y, \phi) \end{bmatrix} b + Residuals \quad (3.5)$$

즉, 다음과 같이 표현된다.

$$r(\phi) = R(\phi)b + Residuals \quad (3.6)$$

Davidson and MacKinnon(1984)은 각각의 관측치가 로그우도함수에 대해서 두 개의 기여도를 만든다고 하였다. 그 중 하나는 제곱합항 $-\frac{1}{2}f_{it}^2$ 이고, 나머지 하나는 자코비안항 J_{it} 이다. 이 같은 DLR의 속성 중에 하나는 귀무가설 하에서 모수 ϕ 의 최대우도 추정치가 $\hat{\phi}$ 로 추정될 때, LM 검정통계량이 식 (3.6)의 회귀제곱합(SSR)으로 유도된다는 점이다. 식 (3.6)에서 귀무가설 하에서의 총제곱합(SST)은 언제나 $2NT$ 이다. 그러므로 LM 검정통계량은 총제곱합-잔차제곱합(SSE);($2NT-SSE$)로 얻을 수 있으며 이는 다음의 LM 검정통계량과 동일하다.

$$LM_{DLR} = [R(\phi)'r(\phi)][R(\phi)'R(\phi)]^{-1}[R(\phi)'r(\phi)] \quad (3.7)$$

식 (3.7)에 나타난 DLR에 근거한 LM 검정통계량은 귀무가설 하에서 근사적으로 χ^2 분포를 따르며 자유도는 제한된 모수의 수와 동일하다.

a) DLR을 이용한 동시 LM 검정통계량

식 (3.1)에서 패널회귀모형이 선형이며 동시에 개체효과와 시간효과가 존재하지 않는 경우, 즉 귀무가설이 $H_0^a : \lambda = 1$ and $\rho_1 = 0, \rho_2 = 0$ 인 경우와 패널회귀모형이 로그선형이며 동시에 두 랜덤효과가 존재하지 않는 경우, $H_0^b : \lambda = 0$ and $\rho_1 = 0, \rho_2 = 0$ 에 대하여 각각 DLR을 이용한 동시 LM 검정통계량을 유도하기 위하여 식 (3.7)의 자코비안항의 Regressors와 제곱합의 Regressors를 구하면 다음과 같다. 표 3.1의 원소들을 식 (3.7)에 대입하여 얻어지는 각각의 LM_{DLR} 검정통계량은 각각의 귀무가설 H_0^a 와 H_0^b 하에서 근사적으로 $\chi^2(3)$ 를 따른다.

b) DLR을 이용한 조건부 LM 검정통계량

동시검정 하에서 귀무가설이 기각될 경우 모형의 형태에 의해 기각되었는지, 두 개의 오차 성분 중 어느 성분이 존재하기 때문에 기각되었는지 판단하기 어렵다. 그렇기 때문에 다양한 형태의 조건에 따른 모형식별을 위한 여러 형태의 검정이 필요하다. 따라서 주어진 조건 하에서 모형식별을 위하여 DLR을 이용한 LM 검정통계량을 유도하고자 한다.

표 3.1: 동시검정을 위한 $F(y, \phi)$ 와 $J(y, \phi)$

	모수	$\rho_1 = \rho_2 = 0$ and $r = 1$	$\rho_1 = \rho_2 = 0$ and $r = 0$
$F(y, \phi)$	β_k	$(X_{itk} - 1)/\hat{\sigma}_\nu$	$\log(X_{itk})/\hat{\sigma}_\nu$
	γ_s	$Z_{itk}/\hat{\sigma}_\nu$	$Z_{itk}/\hat{\sigma}_\nu$
	σ_ν	$\hat{v}_{it}/\hat{\sigma}_\nu^2$	$\hat{v}_{it}/\hat{\sigma}_\nu^2$
	λ	$\frac{C(y_{it}, 1) - \sum_{k=1}^K C(X_{itk}, 1)\hat{\beta}_k}{\hat{\sigma}_\nu}$	$\frac{C(y_{it}, 0) - \sum_{k=1}^K C(X_{itk}, 0)\hat{\beta}_k}{\hat{\sigma}_\nu}$
$J(y, \phi)$	β_k	0	0
	γ_s	0	0
	σ_ν	$-1/\hat{\sigma}_\nu$	$-1/\hat{\sigma}_\nu$
	λ	$\log(y_{it})$	$\log(y_{it})$

여기서 $C(y_{it}, 1) = y_{it} \log(y_{it}) - (y_{it} - 1)$, $C(X_{itk}, 1) = X_{itk} \log(X_{itk}) - (X_{itk} - 1)$ 이며, 로피탈 정리를 이용하면 $C(y_{it}, 0) = \log(y_{it})^2$, $C(X_{itk}, 0) = \log(X_{itk})^2$ 이다.

첫 번째로 개체효과와 시간효과가 모두 존재한다는 가정하에서 식 (3.1)이 패널선형회귀모형인 경우, 즉 귀무가설이 $H_0^c : \lambda = 1$ ($\sigma_\mu^2 > 0$ 와 $\sigma_\lambda^2 > 0$)인 경우와 패널로그선형모형인 경우, $H_0^d : \lambda = 0$ ($\sigma_\mu^2 > 0$ 와 $\sigma_\lambda^2 > 0$)에 대하여 각각 DLR을 이용한 조건부 LM검정통계량 (LM_{DLR})을 유도하기 위하여 식 (3.7)의 원소를 구하면 표 3.2와 같이 구해진다.

여기서 $A = -\frac{T}{2}((T\rho_1 + 1)^{-3/2}Q_2 + (T\rho_1 + N\rho_2 + 1)^{-3/2}Q_4)$, $B = -\frac{N}{2}((N\rho_2 + 1)^{-3/2}Q_2 + (T\rho_1 + N\rho_2 + 1)^{-3/2}Q_4)$, $M = Q_1 + Q_2/\sqrt{T\rho_1 + 1} + Q_3/\sqrt{N\rho_2 + 1} + Q_4/\sqrt{T\rho_1 + N\rho_2 + 1}$,
 $Q_1 = E_N \otimes E_T, Q_2 = E_N \otimes \bar{J}_T, Q_3 = \bar{J}_N \otimes E_T, Q_4 = \bar{J}_N \otimes \bar{J}_T, E_N = I_N - \bar{J}_N = I_N - J_N/N, E_T = I_T - \bar{J}_T = I_T - J_T/T.$

표 3.2: 조건부 검정을 위한 $F(y, \phi)$ 와 $J(y, \phi)$

	모수	$\lambda = 1$ ($\rho_1 > 0$ and $\rho_2 > 0$)	$\lambda = 0$ ($\rho_1 > 0$ and $\rho_2 > 0$)
$F(y, \phi)$	β_k	$B^*(X_{itk}, \lambda)(X_{itk} - 1)/\hat{\sigma}_\nu$	$B^*(X_{itk}, \lambda)\log(X_{itk})/\hat{\sigma}_\nu$
	γ_s	$Z_{its}^*/\hat{\sigma}_\nu$	$Z_{its}^*/\hat{\sigma}_\nu$
	σ_ν	$u_{its}^*/\hat{\sigma}_\nu^2$	$u_{its}^*/\hat{\sigma}_\nu^2$
	ρ_1	$A\hat{u}_{its}/\hat{\sigma}_\nu$	$A\hat{u}_{its}/\hat{\sigma}_\nu$
	ρ_2	$B\hat{u}_{its}/\hat{\sigma}_\nu$	$B\hat{u}_{its}/\hat{\sigma}_\nu$
	λ	$M[C(y_{it}, 1) - \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_k C(X_{itk}, 1)]/\hat{\sigma}_\nu$	$M[C(y_{it}, 0) - \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_k C(X_{itk}, 0)]/\hat{\sigma}_\nu$
$J(y, \phi)$	β_k	0	0
	γ_s	0	0
	σ_ν	$-1/\hat{\sigma}_\nu$	$-1/\hat{\sigma}_\nu$
	ρ_1	$-\frac{N-1}{2N(T\hat{\rho}_1+1)} - \frac{1}{2N(T\hat{\rho}_1+N\hat{\rho}_2+1)}$	$-\frac{N-1}{2N(T\hat{\rho}_1+1)} - \frac{1}{2N(T\hat{\rho}_1+N\hat{\rho}_2+1)}$
	ρ_2	$-\frac{N-1}{2T(N\hat{\rho}_1+1)} - \frac{1}{2T(T\hat{\rho}_1+T\hat{\rho}_2+1)}$	$-\frac{N-1}{2N(T\hat{\rho}_1+1)} - \frac{1}{2N(T\hat{\rho}_1+N\hat{\rho}_2+1)}$
	λ	$\log(y_{it})$	$\log(y_{it})$

각각의 LM_{DLR} 검정통계량들은 각각의 귀무가설 H_0^e 와 H_0^d 하에서 근사적으로 $\chi^2(1)$ 을 따른다.

두 번째로 오차성분에 시간효과만 존재한다는 가정하에서 개체효과의 존재여부와 패널회귀모형 (3.1)이 선형인지를 알아보는 경우, 즉 귀무가설이 $H_0^e : \lambda = 1$ and $\sigma_\mu^2 = 0$ ($\sigma_\lambda^2 > 0$)인 경우와 로그선형모형이면서 개체효과가 존재하는지를 알아보는 경우, $H_0^f : \lambda = 0$ and $\sigma_\mu^2 = 0$ ($\sigma_\lambda^2 > 0$)에 대하여 각각 DLR을 이용한 조건부 LM검정통계량 (LM_{DLR})을 유도하기 위하여 식 (3.7)의 원소를 구하면 표 3.3과 같이 구해진다.

각각의 LM_{DLR} 검정통계량들은 각각의 귀무가설 H_0^e 와 H_0^f 하에서 근사적으로 $\chi^2(2)$ 을 따른다.

마지막으로, 개체효과만 존재한다는 가정하에서 식 (3.1)이 선형 회귀모형이면서 시간효과의 존재여부, 즉 귀무가설이 $H_0^g : \lambda = 1$ and $\sigma_\lambda^2 = 0$ ($\sigma_\nu^2 > 0$)인 경우와 로그선형모형이면서 시간효과의 존재여부를 알아보는 경우, $H_0^h : \lambda = 0$ and $\sigma_\lambda^2 = 0$ ($\sigma_\nu^2 > 0$)에 대하여 각각 DLR을 이용한 조건부 LM검정통계량 (LM_{DLR})을 유도하기 위하여 식 (3.7)의 원소를 구하면 표 3.4와 같이 구해진다.

각각의 LM_{DLR} 검정통계량들은 각각의 귀무가설 H_0^g 와 H_0^h 하에서 근사적으로 $\chi^2(2)$ 을 따른다.

표 3.3: 조건부 검정을 위한 $F(y, \phi)$ 와 $J(y, \phi)$

	모수	$\lambda = 1 (\rho_1 > 0 \text{ and } \rho_2 > 0)$	$\lambda = 0 (\rho_1 > 0 \text{ and } \rho_2 > 0)$
$F(y, \phi)$	β_k	$B^*(X_{itk}, \lambda)(X_{itk} - 1)/\hat{\sigma}_\nu$	$B^*(X_{itk}, \lambda)\log(X_{itk})/\hat{\sigma}_\nu$
	γ_s	$Z_{its}^*/\hat{\sigma}_\nu$	$Z_{its}^*/\hat{\sigma}_\nu$
	σ_ν	$u_{its}^*/\hat{\sigma}_\nu^2$	$u_{its}^*/\hat{\sigma}_\nu^2$
	ρ_2	$B\hat{u}_{its}/\hat{\sigma}_\nu$	$B\hat{u}_{its}/\hat{\sigma}_\nu$
	λ	$M[C(y_{it}, 1) - \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_k C(X_{itk}, 1)]/\hat{\sigma}_\nu$	$M[C(y_{it}, 0) - \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_k C(X_{itk}, 0)]/\hat{\sigma}_\nu$
$J(y, \phi)$	β_k	0	0
	γ_s	0	0
	σ_ν	$-1/\hat{\sigma}_\nu$	$-1/\hat{\sigma}_\nu$
	ρ_2	$-\frac{N-1}{2T(N\hat{\rho}_1+1)} - \frac{1}{2T(T\hat{\rho}_1+T\hat{\rho}_2+1)}$	$-\frac{N-1}{2N(T\hat{\rho}_1+1)} - \frac{1}{2N(T\hat{\rho}_1+N\hat{\rho}_2+1)}$
	λ	$\log(y_{it})$	$\log(y_{it})$

표 3.4: 조건부 검정을 위한 $F(y, \phi)$ 와 $J(y, \phi)$

	모수	$\lambda = 1 (\rho_1 > 0 \text{ and } \rho_2 > 0)$	$\lambda = 0 (\rho_1 > 0 \text{ and } \rho_2 > 0)$
$F(y, \phi)$	β_k	$B^*(X_{itk}, \lambda)(X_{itk} - 1)/\hat{\sigma}_\nu$	$B^*(X_{itk}, \lambda)\log(X_{itk})/\hat{\sigma}_\nu$
	γ_s	$Z_{its}^*/\hat{\sigma}_\nu$	$Z_{its}^*/\hat{\sigma}_\nu$
	σ_ν	$u_{its}^*/\hat{\sigma}_\nu^2$	$u_{its}^*/\hat{\sigma}_\nu^2$
	ρ_1	$B\hat{u}_{its}/\hat{\sigma}_\nu$	$B\hat{u}_{its}/\hat{\sigma}_\nu$
	λ	$M[C(y_{it}, 1) - \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_k C(X_{itk}, 1)]/\hat{\sigma}_\nu$	$M[C(y_{it}, 0) - \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_k C(X_{itk}, 0)]/\hat{\sigma}_\nu$
$J(y, \phi)$	β_k	0	0
	γ_s	0	0
	σ_ν	$-1/\hat{\sigma}_\nu$	$-1/\hat{\sigma}_\nu$
	ρ_1	$-\frac{N-1}{2T(N\hat{\rho}_1+1)} - \frac{1}{2T(T\hat{\rho}_1+T\hat{\rho}_2+1)}$	$-\frac{N-1}{2N(T\hat{\rho}_1+1)} - \frac{1}{2N(T\hat{\rho}_1+N\hat{\rho}_2+1)}$
	λ	$\log(y_{it})$	$\log(y_{it})$

3.2. Box-Cox 변환된 패널모형에서 OPG 검정통계량

위에서 언급한 DLR과 마찬가지로 Outer-Product Gradient(OPG)는 인공회귀모형의 한 종류이며 Godfrey and Wickens(1981)에 의해 검정통계량을 계산하기 위해서 제안되었다. 이 역시 인공회귀의 성질을 만족하므로 DLR과 마찬가지로 정보행렬의 추정량으로 이용이

가능하다. OPG Regression의 구성은 다음과 같다.

$$l = G(\phi)c + Residuals \quad (3.8)$$

여기서, $G(\phi)$ 는 식 (3.3)의 우도함수를 각각의 모수에 대해서 일차미분한 값들로 구성된 행렬로 다음과 같이 구해진다.

$$G_{itj}(\phi) = \frac{\partial l_{it}(\phi)}{\partial \phi_j}, \quad i = 1, \dots, N, \quad t = 1, \dots, T, \quad j = 1, \dots, k+4 \quad (3.9)$$

l_{NT} 는 각각의 원소가 1인 $NT \times 1$ 벡터이고, $g(\theta)$ 를 모든 원소가 G_{itj} 로 이루어진 $NT \times (K+4)$ 인 행렬이라면, Godfrey and Wickens(1981)의 결과에 의해 다음과 같은 인공회귀를 만들 수 있다. OPG에 근거한 LM 검정통계량을 계산할 수 있다.

$$l_{NT} = G(\phi)c + Residuals \quad (3.10)$$

그러므로 OPG에 근거한 LM 검정통계량을 식 (3.10)의 인공회귀에서 회귀제곱합(SSR)을 이용하여 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$LM_{OPG} = [G(\hat{\phi})'l_{NT}]'[G(\hat{\phi})'G(\hat{\phi})]^{-1}[C(\hat{\phi})'l_{NT}] \quad (3.11)$$

여기서 $G(\hat{\phi})$ 는 귀무가설에서 ϕ 에 대한 ML 추정치 $\hat{\phi}$ 를 식 (3.9)에 대입하여 얻어진 행렬을 나타낸다. 식 (3.11)에서 얻어진 OPG에 근거한 LM 검정통계량은 귀무가설 하에서 근사적으로 χ^2 분포를 따르며 자유도는 제한된 모수의 수와 동일하다(본 논문의 주제가 DRL에 의한 LM검정통계량의 활용이라서 각각의 귀무가설 ($H_0^a \sim H_0^b$)을 검정하기 위한 OPG를 이용한 LM검정통계량은 지면관계로 제시하지 않았으나 저자에게 요구할 수 있습니다).

4. 모의실험

본 장에서는 3장에서 제안된 DLR과 OPG에 근거한 LM 검정통계량(LM_{DLR} , LM_{OPG})의 효율성을 모의실험을 통하여 비교하고자 한다. 모의실험에 사용된 모형은 다음과 같다.

$$y_{it}^{(\lambda)} = \gamma Z_{it} + \beta x_{it}^{(\lambda)} + u_{it}, \quad i = 1, \dots, N, \quad t = 1, \dots, T.$$

$$u_{it} = \mu_i + \lambda_t + \nu_{it}$$

여기서 설명변수 x_{it} 는 Nerlove(1971)의 방법에 의하여 생성하였으며, 회귀계수와 상수항은 각각 $\beta = 2$ 와 $\gamma = 5$ 로 주었으며 μ_i 는 $N(0, \sigma_\mu^2)$ 에서 ν_i 는 $N(0, \sigma_\nu^2)$, λ_t 는 $N(0, \sigma_\lambda^2)$ 에서 각각 발생시켰다. 이때 전체분산을 $\sigma^2 = \sigma_\mu^2 + \sigma_\lambda^2 + \sigma_\nu^2 = 20$ 로 고정하였다. 그리고 $\rho_1 = \sigma_\mu^2/\sigma_\nu^2$ 과 $\rho_2 = +\sigma_\lambda^2/\sigma_\nu^2$ 의 값을 0.0에서 0.8까지 0.2씩 변화시켜가며 실험하였으며, 비선형 모수를 나타내는 λ 의 값은 0에서 1까지 0.2씩 변화시켜가며 실험하였다. 각 실험에서 y_{it} 는 다음과 같은 식에 의하여 얻어졌다.

$$y_{it} = \begin{cases} \left(1 + r(\gamma Z_{it} + \beta x_{it}^{(\lambda)} + u_{it})\right)^{1/\lambda} & \text{if } \lambda \neq 0 \\ \exp(\gamma Z_{it} + \beta \log(x_{it}) + u_{it}) & \text{if } \lambda = 0. \end{cases}$$

모든 실험은 1000번 독립적으로 반복 실시하였으며, SAS/IML 프로시저를 이용하여 수행하였다. 본 실험에 사용된 표본은 (N, T) 의 값을 각각 (10,10) (20,20)으로 변화시켜가며 실시되었으며 다음과 같은 8가지 가설에 대하여 DLR과 OPG에 근거한 LM 검정통계량을 계산하고 명목유의수준 0.05하에서 1000번의 반복을 통하여 추정된 유의수준과 검정력을 계산하였다.

$$\begin{aligned} H_0^a & : \lambda = 1 \text{ and } \sigma_\mu^2 = \sigma_\lambda^2 = 0, & H_0^b & : \lambda = 0 \text{ and } \sigma_\mu^2 = \sigma_\lambda^2 = 0 \\ H_0^c & : \lambda = 1 \text{ (} \sigma_\mu^2 > 0 \text{ and } \sigma_\lambda^2 > 0 \text{)}, & H_0^d & : \lambda = 0 \text{ (} \sigma_\mu^2 > 0 \text{ and } \sigma_\lambda^2 > 0 \text{)} \\ H_0^e & : \lambda = 1 \text{ and } \sigma_\mu^2 = 0 \text{ (} \sigma_\lambda^2 > 0 \text{)}, & H_0^f & : \lambda = 0 \text{ and } \sigma_\mu^2 = 0 \text{ (} \sigma_\lambda^2 > 0 \text{)} \\ H_0^g & : \lambda = 1 \text{ and } \sigma_\lambda^2 = 0 \text{ (} \sigma_\mu^2 > 0 \text{)}, & H_0^h & : \lambda = 0 \text{ and } \sigma_\lambda^2 = 0 \text{ (} \sigma_\mu^2 > 0 \text{)} \end{aligned}$$

H_0^a 와 H_0^b 는 개체효과와 시간효과의 존재유무와 선형/로그선형성을 동시에 검정하는 가설을 나타내고, H_0^c 와 H_0^d 는 개체효과와 시간효과가 존재한다는 가정 하에서 선형/로그선형성을 검정하는 조건부 검정을 나타낸다. H_0^e 와 H_0^f 는 시간효과만 존재한다는 가정하에서 개체효과의 존재여부와 동시에 선형/로그선형성을 검정하는 조건부 검정을 나타낸다. 또한 H_0^g 와 H_0^h 는 개체효과만 존재한다는 가정 하에서 시간효과의 존재유무와 동시에 선형/로그선형성을 검정하는 조건부 검정을 나타낸다.

4.1. 모의실험 결과

패널회귀모형에 대하여 DLR에 근거한 LM검정통계량과 OPG에 근거한 LM검정통계량을 이용하여 개체효과와 시간효과의 존재여부와 선형/로그선형에 관한 모형식별에 대한 모의실험 결과는 다음과 같다.

표 4.1은 H_0^a 와 H_0^b , 즉 패널회귀모형이 선형이며 동시에 개체효과와 시간효과가 존재하지 않는 경우와 로그선형이며 동시에 두 랜덤효과가 존재하지 않는 경우에 대하여 검정하는 동시 검정으로, 명목유의수준이 0.05일때 DLR과 OPG의 추정된 유의수준과 검정력을 나타낸다. 선형성과 랜덤효과 존재유무에 대한 동시검정에서 DLR의 추정된 유의수준은 $(N, T) = (10, 10)$ 인 경우 0.047 및 $(N, T) = (20, 20)$ 인 경우 0.053으로 명목유의수준을 제대로 유지하고 있는 반면 OPG의 경우는 $(N, T) = (10, 10)$ 인 경우 0.083 및 $(N, T) = (20, 20)$ 인 경우 0.069로 명목유의수준을 과대추정하고 있다. 로그 선형성과 동시에 랜덤효과들의 존재유무에 대한 DLR의 검정의 유의수준 값을 살펴보면, $(N, T) = (10, 10)$ 인 경우 0.055이고 $(N, T) = (20, 20)$ 인 경우 0.062 반면 OPG의 경우 $(N, T) = (10, 10)$ 인 경우 0.158이고 $(N, T) = (20, 20)$ 인 경우 0.188로 명목유의수준을 매우 과대추정하는 결과를 보여주고 있다. 또한 동시검정에서의 검정력을 살펴보면 선형모형($\lambda = 1$)일 때는 선형에 가까워질수록 유의수준과 비슷하게 기각하고, 비선형, 즉 선형성에서 멀어질 수록 (로그선형에 가까워질수록) 많이 기각한다는 것을 알 수 있다. 반면, 로그선형($\lambda = 0$)일 때는 로그선형에 가까워질수록 적게 기각하고 멀어질수록 많이 기각하고 있음을 알 수 있다. 또한 표본의 수가 커질수록 검정력이 좋아진다는 사실을 알 수 있다.

표 4.2는 H_0^c 와 H_0^d (조건부 검정 1), 즉 개체효과와 시간효과가 존재한다는 가정하에서 모형의 선형/로그선형성을 검정하는 조건부 검정으로, 명목유의수준이 0.05일때 DLR과

OPG의 추정된 유의수준과 검정력을 나타낸다. 선형성검정에서의 유의수준은 오차 성분이 모두 0이 아닌 경우의 값을 살펴보면, $(N, T) = (10, 10)$ 인 경우 $(0.047 \sim 0.053)$ 이고 $(N, T) = (20, 20)$ 인 경우 $(0.046 \sim 0.054)$ 로 DLR의 추정된 유의수준은 명목유의수준을 제대로 유지하는 것으로 나타났다. 반면 OPG의 경우 명목유의수준을 과대추정하는 결과를 보여주고 있다($0.068 \sim 0.084$). 로그 선형성검정에서의 유의수준은 오차 성분이 모두 0이 아닌 경우의 값을 살펴보면, $(N, T) = (10, 10)$ 인 경우 $(0.055 \sim 0.077)$ 이고 $(N, T) = (20, 20)$ 인 경우 $(0.054 \sim 0.064)$ 로 DLR의 추정된 유의수준은 명목유의수준을 전반적으로 유지하는 것으로 나타난 반면 OPG의 경우 $(N, T) = (10, 10)$ 인 경우 $(0.428 \sim 0.552)$ 이고 $(N, T) = (20, 20)$ 인 경우 $(0.339 \sim 0.395)$ 로 명목유의수준을 매우 과대추정하는 결과를 보여주고 있다. 이와 같은 조건부 검정의 추정된 검정력은 선형성 검정인 경우, λ 가 1에서 멀어질수록, 로그선형성 검정인 경우, λ 가 0에서 멀어질수록, 두 검정법 모두 높은 수준의 검정력을 보여주고 있다.

표 4.3은 H_0^e 와 H_0^f (조건부 검정 2)에 대하여 명목유의수준이 0.05일 때 DLR과 OPG의 추정된 유의수준과 검정력을 나타낸다. H_0^e 의 경우 DLR의 추정된 유의수준은 $(N, T) = (10, 10)$ 인 경우 0.050 및 $(N, T) = (20, 20)$ 인 경우 0.047을 나타내어 유의수준을 제대로 유지하고 있는 반면 OPG의 경우는 $(N, T) = (10, 10)$ 인 경우 0.100 및 $(N, T) = (20, 20)$ 인 경우 0.061을 나타내어 명목유의수준을 과대추정하는 것을 보여주고 있다. H_0^f 의 경우 DLR의 추정된 유의수준은 $(N, T) = (10, 10)$ 인 경우 0.066 및 $(N, T) = (20, 20)$ 인 경우 0.060을 나타내어 표본이 증가함에 따라 명목유의수준에 근접하고 있음에 반해 OPG의 경우는 $(N, T) = (10, 10)$ 인 경우 0.438 및 $(N, T) = (20, 20)$ 인 경우 0.334를 나타내어 명목유의수준을 매우 과대추정하는 것으로 나타났다. 조건부 2검정의 검정력 면에서는 선형성 검정인 경우, λ 가 1에서 멀어질수록, 로그선형성 검정인 경우, λ 가 0에서 멀어질수록, 두 검정법 모두 높은 수준의 검정력을 보여주고 있다.

표 4.4는 H_0^g 와 H_0^h (조건부 검정 3)에 대하여 명목유의수준이 0.05일 때 DLR과 OPG의 추정된 유의수준과 검정력을 나타낸다. H_0^g 의 경우 DLR의 추정된 유의수준은 $(N, T) = (10, 10)$ 인 경우 0.048, $(N, T) = (20, 20)$ 인 경우 0.049를 나타내어 유의수준을 제대로 유지하고 있는 반면 OPG의 경우는 $(N, T) = (10, 10)$ 인 경우 0.103을 나타내어 명목유의수준을 과대추정하는 것을 보여주고 있다. H_0^h 의 경우 DLR의 추정된 유의수준은 $(N, T) = (10, 10)$ 인 경우 0.067 및 $(N, T) = (20, 20)$ 인 경우 0.059를 나타내어 표본이 증가함에 따라 명목유의수준에 근접하고 있음에 반해 OPG의 경우는 $(N, T) = (10, 10)$ 인 경우 0.374 및 $(N, T) = (20, 20)$ 인 경우 0.290를 나타내어 명목유의수준을 매우 과대추정하는 것으로 나타났다. 조건부 검정의 검정력 또한 선형성 검정인 경우, λ 가 1에서 멀어질수록, 로그선형성 검정인 경우에는 λ 가 0에서 멀어질수록, 두 검정법 모두 높은 수준을 나타내고 있다.

같은 조건 하에서 로그선형모형에 관한 검정을 살펴보면 DLR과 OPG에 근거한 검정통계량 모두 선형모형에 비해 유의수준이 크다는 것을 알 수 있다. 특히, OPG에 근거한 검정통계량은 유의수준이 불안정함을 볼 수 있다. 하지만 표본이 커질수록 소표본일 때보다 유의수준이 작아짐을 알 수 있다.

표 4.1: 동시검정(H_0^a, H_0^b)의 유의수준 및 검정력

λ	ρ_1	ρ_2	Linear				Log-linear			
			(N, T)=(10, 10)		(N, T)=(20, 20)		(N, T)=(10, 10)		(N, T)=(20, 20)	
			DLR	OPG	DLR	OPG	DLR	OPG	DLR	OPG
1.0	0.0	0.0	0.047	0.083	0.053	0.069	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.0	0.2	0.207	0.229	0.235	0.278	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.0	0.4	0.276	0.301	0.288	0.340	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.0	0.6	0.352	0.382	0.367	0.397	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.0	0.8	0.405	0.434	0.421	0.454	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.2	0.0	0.220	0.275	0.274	0.293	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.2	0.2	0.348	0.375	0.352	0.380	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.2	0.4	0.428	0.460	0.434	0.464	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.2	0.6	0.550	0.564	0.553	0.572	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.4	0.0	0.403	0.411	0.420	0.432	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.4	0.2	0.551	0.556	0.564	0.570	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.4	0.4	0.603	0.623	0.622	0.647	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.6	0.0	0.526	0.571	0.601	0.614	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.6	0.2	0.647	0.668	0.723	0.759	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.8	0.0	0.727	0.760	0.788	0.801	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.0	0.0	0.108	0.171	0.169	0.220	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.0	0.2	0.271	0.310	0.298	0.334	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.0	0.4	0.378	0.397	0.390	0.417	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.0	0.6	0.418	0.454	0.465	0.510	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.0	0.8	0.589	0.622	0.602	0.652	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.2	0.0	0.288	0.315	0.323	0.424	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.2	0.2	0.415	0.450	0.451	0.492	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.2	0.4	0.515	0.565	0.541	0.611	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.2	0.6	0.712	0.720	0.763	0.817	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.4	0.0	0.516	0.581	0.546	0.598	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.4	0.2	0.611	6.187	0.608	0.654	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.4	0.4	0.754	0.798	0.812	0.838	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.6	0.0	0.621	0.647	0.651	0.699	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.6	0.2	0.742	0.769	0.756	0.782	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.8	0.0	0.812	0.834	0.856	0.883	1.000	1.000	1.000	1.000

λ	ρ_1	ρ_2	Linear				Log-linear			
			(N, T)=(10, 10)		(N, T)=(20, 20)		(N, T)=(10, 10)		(N, T)=(20, 20)	
			DLR	OPG	DLR	OPG	DLR	OPG	DLR	OPG
0.2	0.0	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.108	0.171	0.169	0.220
0.2	0.0	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.297	0.322	0.310	0.346
0.2	0.0	0.4	1.000	1.000	1.000	1.000	0.409	0.421	0.417	0.445
0.2	0.0	0.6	1.000	1.000	1.000	1.000	0.518	0.532	0.534	0.555
0.2	0.0	0.8	1.000	1.000	1.000	1.000	0.615	0.638	0.637	0.662
0.2	0.2	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.308	0.345	0.323	0.377
0.2	0.2	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.415	0.448	0.464	0.492
0.2	0.2	0.4	1.000	1.000	1.000	1.000	0.639	0.665	0.654	0.711
0.2	0.2	0.6	1.000	1.000	1.000	1.000	0.776	0.789	0.793	0.819
0.2	0.4	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.546	0.594	0.594	0.635
0.2	0.4	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.624	0.658	0.648	0.712
0.2	0.4	0.4	1.000	1.000	1.000	1.000	0.766	0.818	0.812	0.848
0.2	0.6	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.698	0.725	0.734	0.767
0.2	0.6	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.812	0.856	0.834	0.882
0.2	0.8	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.834	0.854	0.878	0.901
0.0	0.0	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.055	0.158	0.062	0.188
0.0	0.0	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.275	0.302	0.295	0.322
0.0	0.0	0.4	1.000	1.000	1.000	1.000	0.323	0.351	0.388	0.434
0.0	0.0	0.6	1.000	1.000	1.000	1.000	0.432	0.451	0.467	0.502
0.0	0.0	0.8	1.000	1.000	1.000	1.000	0.578	0.592	0.611	0.635
0.0	0.2	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.298	0.327	0.314	0.359
0.0	0.2	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.399	0.425	0.422	0.474
0.0	0.2	0.4	1.000	1.000	1.000	1.000	0.505	0.518	0.434	0.464
0.0	0.2	0.6	1.000	1.000	1.000	1.000	0.602	0.624	0.643	0.678
0.0	0.4	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.403	0.411	0.420	0.432
0.0	0.4	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.551	0.556	0.564	0.570
0.0	0.4	0.4	1.000	1.000	1.000	1.000	0.603	0.620	0.622	0.648
0.0	0.6	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.536	0.571	0.601	0.614
0.0	0.6	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.714	0.748	0.753	0.769
0.0	0.8	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.777	0.790	0.788	0.810

표 4.2: 조건부검정(H_0^c, H_0^d)의 유의수준 및 검정력

λ	ρ_1	ρ_2	Linear				Log-linear			
			(N, T)=(10, 10)		(N, T)=(20, 20)		(N, T)=(10, 10)		(N, T)=(20, 20)	
			DLR	OPG	DLR	OPG	DLR	OPG	DLR	OPG
1.0	0.0	0.0	0.417	0.493	0.392	0.412	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.0	0.2	0.213	0.259	0.214	0.225	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.0	0.4	0.217	0.271	0.195	0.204	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.0	0.6	0.208	0.252	0.192	0.206	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.0	0.8	0.205	0.254	0.198	0.209	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.2	0.0	0.220	0.275	0.194	0.203	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.2	0.2	0.048	0.075	0.052	0.056	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.2	0.4	0.048	0.080	0.050	0.047	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.2	0.6	0.050	0.084	0.049	0.042	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.4	0.0	0.235	0.277	0.187	0.191	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.4	0.2	0.051	0.073	0.054	0.047	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.4	0.4	0.053	0.082	0.052	0.047	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.6	0.0	0.226	0.271	0.201	0.214	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.6	0.2	0.047	0.068	0.046	0.059	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.8	0.0	0.227	0.060	0.188	0.188	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.0	0.0	0.486	0.546	0.529	0.577	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.0	0.2	0.271	0.390	0.424	0.486	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.0	0.4	0.278	0.366	0.442	0.481	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.0	0.6	0.218	0.304	0.465	0.510	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.0	0.8	0.289	0.362	0.486	0.521	0.972	0.982	1.000	1.000
0.8	0.2	0.0	0.307	0.395	0.464	0.524	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.2	0.2	0.115	0.208	0.351	0.412	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.2	0.4	0.115	0.208	0.414	0.442	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.2	0.6	0.129	0.208	0.433	0.457	0.982	0.984	1.000	1.000
0.8	0.4	0.0	0.296	0.381	0.446	0.498	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.4	0.2	0.111	0.187	0.408	0.454	0.998	1.000	1.000	1.000
0.8	0.4	0.4	0.154	0.234	0.459	0.488	0.980	0.985	1.000	1.000
0.8	0.6	0.0	0.271	0.347	0.451	0.499	0.998	0.999	1.000	1.000
0.8	0.6	0.2	0.142	0.219	0.432	0.461	0.983	0.991	1.000	1.000
0.8	0.8	0.0	0.300	0.381	0.505	0.538	0.971	0.978	1.000	1.000

λ	ρ_1	ρ_2	Linear				Log-linear			
			(N, T)=(10, 10)		(N, T)=(20, 20)		(N, T)=(10, 10)		(N, T)=(20, 20)	
			DLR	OPG	DLR	OPG	DLR	OPG	DLR	OPG
0.2	0.0	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.514	0.582	0.682	0.737
0.2	0.0	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.332	0.422	0.535	0.625
0.2	0.0	0.4	1.000	1.000	1.000	1.000	0.309	0.395	0.597	0.668
0.2	0.0	0.6	1.000	1.000	1.000	1.000	0.350	0.441	0.709	0.776
0.2	0.0	0.8	1.000	1.000	1.000	1.000	0.443	0.542	0.878	0.917
0.2	0.2	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.332	0.419	0.525	0.617
0.2	0.2	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.139	0.222	0.429	0.527
0.2	0.2	0.4	1.000	1.000	1.000	1.000	0.173	0.271	0.551	0.656
0.2	0.2	0.6	1.000	1.000	1.000	1.000	0.224	0.335	0.415	0.800
0.2	0.4	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.313	0.406	0.629	0.704
0.2	0.4	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.169	0.266	0.549	0.663
0.2	0.4	0.4	1.000	1.000	1.000	1.000	0.230	0.338	0.738	0.808
0.2	0.6	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.358	0.455	0.703	0.780
0.2	0.6	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.256	0.357	0.718	0.792
0.2	0.8	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.451	0.547	0.864	0.901
0.0	0.0	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.390	0.782	0.319	0.683
0.0	0.0	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.235	0.688	0.160	0.547
0.0	0.0	0.4	1.000	1.000	1.000	1.000	0.166	0.642	0.164	0.560
0.0	0.0	0.6	1.000	1.000	1.000	1.000	0.177	0.582	0.126	0.494
0.0	0.0	0.8	1.000	1.000	1.000	1.000	0.164	0.576	0.141	0.469
0.0	0.2	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.198	0.656	0.161	0.542
0.0	0.2	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.065	0.498	0.056	0.395
0.0	0.2	0.4	1.000	1.000	1.000	1.000	0.065	0.472	0.056	0.386
0.0	0.2	0.6	1.000	1.000	1.000	1.000	0.055	0.437	0.054	0.388
0.0	0.4	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.186	0.616	0.147	0.545
0.0	0.4	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.075	0.470	0.062	0.385
0.0	0.4	0.4	1.000	1.000	1.000	1.000	0.066	0.428	0.055	0.339
0.0	0.6	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.174	0.601	0.131	0.534
0.0	0.6	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.077	0.443	0.064	0.390
0.0	0.8	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.154	0.552	0.142	0.470

표 4.3: 조건부검정(H_0^e, H_0^f)의 유의수준 및 검정력

λ	ρ_1	ρ_2	Linear				Log-linear			
			(N, T)=(10, 10)		(N, T)=(20, 20)		(N, T)=(10, 10)		(N, T)=(20, 20)	
			DLR	OPG	DLR	OPG	DLR	OPG	DLR	OPG
1.0	0.0	0.0	0.050	0.100	0.044	0.061	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.0	0.2	0.044	0.075	0.049	0.056	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.0	0.4	0.040	0.082	0.047	0.058	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.0	0.6	0.043	0.057	0.048	0.040	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.0	0.8	0.052	0.070	0.053	0.058	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.0	0.0	0.072	0.151	0.232	0.284	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.0	0.2	0.086	0.152	0.279	0.309	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.0	0.4	0.097	0.158	0.294	0.322	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.0	0.6	0.124	0.177	0.348	0.369	0.998	0.998	1.000	1.000
0.8	0.0	0.8	0.113	0.162	0.411	0.428	0.963	0.969	1.000	1.000
0.6	0.0	0.0	0.304	0.461	0.845	0.889	0.914	0.926	1.000	1.000
0.6	0.0	0.2	0.365	0.479	0.899	0.919	0.892	0.924	1.000	1.000
0.6	0.0	0.4	0.361	0.497	0.934	0.944	0.788	0.834	1.000	1.000
0.6	0.0	0.6	0.412	0.527	0.954	0.955	0.611	0.660	0.989	0.992
0.6	0.0	0.8	0.500	0.587	0.976	0.976	0.339	0.384	0.752	0.770
0.4	0.0	0.0	0.711	0.860	1.000	1.000	0.142	0.196	0.409	0.460
0.4	0.0	0.2	0.801	0.916	1.000	1.000	0.120	0.175	0.311	0.357
0.4	0.0	0.4	0.836	0.930	1.000	1.000	0.094	0.147	0.176	0.209
0.4	0.0	0.6	0.873	0.940	1.000	1.000	0.065	0.101	0.068	0.090
0.4	0.0	0.8	0.900	0.952	1.000	1.000	0.057	0.088	0.087	0.131
0.2	0.0	0.0	0.999	1.000	1.000	1.000	0.142	0.227	0.393	0.501
0.2	0.0	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.119	0.201	0.407	0.525
0.2	0.0	0.4	1.000	1.000	1.000	1.000	0.155	0.243	0.510	0.610
0.2	0.0	0.6	1.000	1.000	1.000	1.000	0.200	0.274	0.613	0.696
0.2	0.0	0.8	1.000	1.000	1.000	1.000	0.269	0.380	0.798	0.848
0.0	0.0	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.066	0.438	0.060	0.334
0.0	0.0	0.2	1.000	1.000	1.000	1.000	0.067	0.440	0.060	0.343
0.0	0.0	0.4	1.000	1.000	1.000	1.000	0.064	0.424	0.055	0.329
0.0	0.0	0.6	1.000	1.000	1.000	1.000	0.058	0.411	0.054	0.328
0.0	0.0	0.8	1.000	1.000	1.000	1.000	0.064	0.339	0.057	0.265

표 4.4: 조건부검정(H_0^g, H_0^b)의 유의수준 및 검정력

λ	ρ_1	ρ_2	Linear				Log-linear			
			(N, T)=(10, 10)		(N, T)=(20, 20)		(N, T)=(10, 10)		(N, T)=(20, 20)	
			DLR	OPG	DLR	OPG	DLR	OPG	DLR	OPG
1.0	0.0	0.0	0.048	0.103	0.049	0.083	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.2	0.0	0.047	0.071	0.047	0.062	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.4	0.0	0.054	0.079	0.053	0.063	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.6	0.0	0.051	0.068	0.045	0.056	1.000	1.000	1.000	1.000
1.0	0.8	0.0	0.044	0.053	0.047	0.053	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.0	0.0	0.097	0.171	0.258	0.322	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.2	0.0	0.099	0.171	0.328	0.356	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.4	0.0	0.111	0.185	0.359	0.400	1.000	1.000	1.000	1.000
0.8	0.6	0.0	0.121	0.180	0.407	0.410	0.997	0.999	1.000	1.000
0.8	0.8	0.0	0.138	0.191	0.467	0.482	0.965	0.969	1.000	1.000
0.6	0.0	0.0	0.343	0.495	0.859	0.906	0.906	0.931	1.000	1.000
0.6	0.2	0.0	0.371	0.526	0.925	0.935	0.898	0.911	1.000	1.000
0.6	0.4	0.0	0.453	0.580	0.947	0.595	0.805	0.849	1.000	1.000
0.6	0.6	0.0	0.430	0.565	0.965	0.973	0.650	0.701	0.995	0.996
0.6	0.8	0.0	0.502	0.612	0.995	0.996	0.338	0.388	0.779	0.799
0.4	0.0	0.0	0.761	0.892	1.000	1.000	0.135	0.185	0.433	0.479
0.4	0.2	0.0	0.816	0.935	1.000	1.000	0.117	0.154	0.320	0.364
0.4	0.4	0.0	0.860	0.939	1.000	1.000	0.073	0.097	0.175	0.204
0.4	0.6	0.0	0.886	0.952	1.000	1.000	0.061	0.096	0.080	0.093
0.4	0.8	0.0	0.914	0.955	1.000	1.000	0.056	0.092	0.080	0.113
0.2	0.0	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.139	0.212	0.390	0.508
0.2	0.2	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.114	0.184	0.361	0.479
0.2	0.4	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.147	0.227	0.495	0.588
0.2	0.6	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.221	0.315	0.621	0.707
0.2	0.8	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.273	0.388	0.816	0.865
0.0	0.0	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.067	0.374	0.059	0.290
0.0	0.2	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.064	0.436	0.057	0.342
0.0	0.4	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.062	0.405	0.054	0.338
0.0	0.6	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.060	0.393	0.054	0.326
0.0	0.8	0.0	1.000	1.000	1.000	1.000	0.057	0.382	0.051	0.272

5. 결론

본 논문에서는 오차항이 이원오차성분을 갖는 Box-Cox 변환된 패널회귀모형에서 모형 식별을 위해서 여러가지의 귀무가설 하에서 LM 검정통계량들을 유도하였다. 그러나 LM 검정을 위해서는 여러 개의 모수가 선형이 아닌 형태로 결합되어있기 때문에 정보행렬의 계산이 매우 복잡하게 되어 계산상의 어려움에 직면하게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 정보행렬의 일치추정량 중에서 DLR에 근거한 LM검정통계량과 OPG에 근거한 LM 검정통계량을 유도하여 패널회귀모형에 있어서 선형/비선형 혹은 로그선형/비선형의 모형식별과 개체효과, 시간효과의 존재유무에 관한 검정에 대해서 동시검정과 조건부 검정을 세 부분으로 구별하여 검정을 실시하였다. 모의실험의 결과 소표본의 경우에는 OPG에 근거한 검정통계량은 과대기각하는 경향을 보인 반면 DLR에 근거한 검정통계량은 유의수준을 정상적으로 유지하고 적절한 검정력을 나타내고 있다. 따라서 본 연구에서는 DLR에 근거한 LM 검정통계량이 OPG에 근거한 검정통계량에 비해 더 우수하다는 것을 확인할 수 있었다. 또한 추후 연구과제로 본 연구에서 다루었던 Box-Cox변환이 가지고 있는 단점을 보완할 수 있는 보다 확장된 형태의 변환, 예로 Yeo-Johnson변환(Yeo and Johnson, 2000)등을 통하여 패널 회귀모형의 모형식별에 적용 가능하리라 사료된다.

참고문헌

- 송석현, 최충돈 (2003). 패널회귀모형에서 선형성검정, <응용통계연구>, **16**, 351-364.
- Baltagi, B. H. (2002). *Econometric Analysis of Panel Data*, John Wiley, New York.
- Baltagi, B. H., Song. S. H. and Jung. B. C. (2001). The unbalanced nested error component regression model, *Journal of Econometrics*, **101**, 357-381.
- Baltagi, B. H., Song. S. H. and Jung. B. C. (2002a). Simple LM tests for unbalanced nested error component regression model, *Econometric Reviews*, **21**, 167-187.
- Baltagi, B. H., Song. S. H. and Jung. B. C. (2002b). A comparative study of alternative estimators for the unbalanced two-way error component regression model, *The Econometrics Journal*, **5**, 480-493.
- Box, G. E. P. and Cox D. R. (1964). An analysis of transformations, *Journal of The Royal Statistical Society Series*, **26**, 211-252.
- Davidson, R. and MacKinnon, J. G. (1984). Model specification test based on artificial regression, *International Economic Review*, **25**, 485-502.
- Davidson, R. and MacKinnon, J. G. (1988). Double-Length artificial regression, *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, **50**, 203-217.
- Davidson, R. and MacKinnon, J. G. (1990). Specification tests based on artificial regressions, *Journal of the American Statistical Association*, **85**, 220-227.
- Fuller, W. A. and Battese, G. E. (1974). Estimation of linear models with cross-error structure, *Journal of Econometrics*, **2**, 67-68.
- Godfrey, L. G. and Wickens, M. R. (1981). Testing linear and log-linear regressions for functional form, *Review of Economic Studies*, **48**, 487-496.
- Nerlove, M. (1971). Further evidence on the estimation of dynamic economic relations from a time-series of cross-sections, *Econometrica*, **39**, 359-382.

Yeo, I. K. and Johnson, R. A. (2000). A new family of power transformation to improve normality or symmetry, *Biometrika*, **87**, 954-959.

[2006년 2월 접수, 2006년 6월 채택]

Test of Model Specification in Panel Regression Model with Two Error Components*

Seuck Heun Song¹⁾ Young Ji Kim²⁾ Sun Young Hwang³⁾

ABSTRACT

This paper derives joint and conditional Lagrange multiplier tests based on Double-Length Artificial Regression(DLR) for testing functional form and/or the presence of individual(time) effect in a panel regression model. Small sample properties of these tests are assessed by Monte Carlo study, and comparisons are made with LM tests based on Outer Product Gradient(OPG). The results show that the proposed DLR based LM tests have the most appropriate finite sample performance.

Keywords: Panel Data Model, Model Specification, LM Tests, DLR, OPG

* This work was supported by KRF(2005-070-C00022).

1) Professor, Dept of Statistics, Korea University, Seoul 136-701, Korea
E-mail: ssong@korea.ac.kr

2) Commercial Actuarial Team, LG Insurance Co, Seoul 100-180, Korea
E-mail: endless04@hanmail.net

3) Professor, Dept of Statistics, Sookmyung University, Seoul 140-742, Korea
E-mail: shwang@sookmyung.ac.kr