

Test of Homogeneity for Intermittent Panel AR(1) Processes and Application

Sung Duck Lee^{a,1} · Sun Woo Kim^a · Na Rae Jo^a

^aDepartment of Information and Statistics, Chungbuk National University

(Received September 22, 2014; Revised October 07, 2014; Accepted October 08, 2014)

Abstract

The concepts and structure of intermittent panel time series data are introduced. We suggest a Wald test statistic for the test of homogeneity for intermittent panel first order autoregressive model and its limit distribution is derived. We consider the fitting the model with pooling data using sample mean at the time point if homogeneity for intermittent panel AR(1) is satisfied. We performed simulations to examine the limit distribution of the homogeneity test statistic for intermittent panel AR(1). In application, we fit the intermittent panel AR(1) for panel Mumps data and investigate the test of homogeneity.

Keywords: Intermittent panel time series data, intermittent panel first order autoregressive model, test of homogeneity, wald test statistic, panel mumps data.

1. 서론

패널 시계열 자료에서 독립적인 시계열들이 동일한 패턴을 갖고 있다면 각 시계열들이 하나의 모집단에서 온 것으로 간주할 수 있을 것이다. 패널 내 시계열들의 동질성이 만족된다면 각각의 독립적인 시계열들을 개별적으로 분석하는 것보다 모수 축약의 원칙에 의해 자료를 종합(pooling)하여 분석하는 것이 더욱 효율적이다. 패널 시계열 자료의 동질성 검정에 관한 연구로 Anderson (1978)은 의사가 여러 환자의 혈압을 여러 날 동안 측정하여 이 환자들의 혈압 간에 동질성이 있는지를 알아보았으며, Basawa 등 (1984)은 ARMA(p,q)모형의 시계열 패널 자료에 대한 동질성 검정을 연구하였고, Lee (1993)는 계절성이 있는 시계열 패널 자료에 대한 동질성 검정을 연구하였다. 이러한 패널 자료에 대한 동질성 검정은 선형 모형 뿐만 아니라 비선형 시계열 모형에 대해서도 연구되었는데 Kim 등 (2000)은 일차 비선형 시계열의 정상성 조건을 유도하고, 여러 개의 독립적인 일차 비선형 시계열로 구성된 패널 자료의 동질성 검정법과 그 극한분포를 제시하였다. 또한 Lee 등 (2013)은 패널 중선형 시계열 모형의 모수에 대한 동질성 검정과 검정통계량의 극한 분포를 유도하고, 실증분석에서 실제 자료에 적합하여 보았다.

간헐적인 자료를 갖는 패널 시계열 모형의 동질성 검정에 관한 연구로는 Basawa와 Billard (1989)의 연구가 있는데 간헐적인 자료에 대한 자기상관 오차항을 갖는 회귀모형의 동질성 검정과 검정통계량의 극

This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education (NRF-2012R1A1A4A01013867).

¹Corresponding author : Professor, Department of Information and Statistics, Chungbuk National University, 52 Naesudong-ro, Seowon-gu, Cheongju, Chungbuk 362-763, Korea. E-mail: sdlee@chungbuk.ac.kr

한분포를 소개하였고, 시계열의 시점 별 표본 평균을 이용하여 자료를 집약한 후 모수 추정의 문제를 다루었다. Basawa와 Billard (1989)의 연구는 자기상관이 있는 오차항을 갖는 비선형 회귀모형으로 확장 가능한데 Glasbey (1979)는 그러한 일반화가 필요한 실제 응용 사례를 제공했다. 또한 비선형 모형과 일반화 선형 모형의 확장은 어디서든 고려될 수 있는데 Marler 등 (1988)은 혈압 기록에서 처리 효과를 연구하기 위한 횡단 자료에 대한 회귀모형의 응용을 논의했다.

본 논문에서는 간헐적으로 관측된 자료를 갖는 패널 시계열 모형을 제안하고 패널 내 시계열들의 모수가 동일하지 동질성 검정을 수행하며, 동질성 검정을 만족한 자료에 대하여 시점별 표본평균 자료를 이용하여 모형을 수립하고 예측하는 문제를 다룬다. 2장에서는 간헐적인 패널 1차 자기회귀 모형을 소개하고 3장에서는 간헐적인 패널 AR(1)의 동질성 검정을 위한 통계량과 극한분포를 유도하고 4장에서는 시점별 평균값을 이용하여 종합한 자료로 자기회귀 모형의 모수를 추정한다. 5장에서는 모의실험을 통해 간헐적인 자기회귀 모형의 동질성 검정통계량의 극한분포를 확인하고 6장에서는 지역별 월별 유행성이하선염(Mumps) 발생건수를 이용하여 패널 자기회귀 모형의 동질성 검정을 수행한다. 또한, 동질성 검정을 통과한 패널 시계열 자료의 경우 패널 내 시계열 별로 예측하는 것보다 시점의 평균으로 집약한 자료를 이용하여 예측하는 것이 더 바람직함을 예측력을 통하여 비교하고 7장에서 결론을 맺는다.

2. 간헐적인 패널 1차 자기회귀 모형

AR(1) 모형의 시계열 $\{X_t(j), t = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m\}$ 가 시점 t 에서의 j 번째 패널 시계열일 때 이를 패널 1차 자기회귀 모형이라 하며, 패널 AR(1)모형이라 하고 다음과 같은 식을 갖는다.

$$X_t(j) = \phi_j X_{t-1}(j) + e_t(j), \quad t = 1, 2, \dots, n, \quad j = 1, 2, \dots, m. \quad (2.1)$$

여기서 $e_t(j)$ 는 독립이고 동일한 정규분포에 따르며 $E(e_t(j)) = 0$, $V(e_t(j)) = \sigma_e^2$ 인 확률변수이며, 모든 패널에서 1차 자기회귀계수 ϕ_j 가 정상조건 $|\phi_j| < 1$ 을 만족한다고 한다. 위의 패널 시계열 $X_t(j)$ 가 간헐적인 시점 $t \in \{0 = t_0(j) < t_1(j) < \dots < t_{n_i}(j)\}$ 에서 관측되었을 경우 아래와 같은 간헐적인 패널 1차 자기회귀과정 시계열 모형을 따르며 Table 2.1과 같은 자료구조를 갖는다.

$$X_{t_i}(j) = \phi_j X_{t_{i-1}(j)}(j) + e_{t_i(j)}(j), \quad t = 1, 2, \dots, n, \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad i = 1, 2, \dots, n_j. \quad (2.2)$$

여기서 $t_i(j)$ 는 $0 < t_i(j) \leq n$, $i = 1, 2, \dots, n_j$ 로 간헐적으로 관측된 시계열 자료의 시점에 대한 순서함수로 j 번째 패널에서 i 번째로 관측된 데이터의 시점이다. n_j 는 j 번째 패널 모형에서의 관측된 시계열 자료의 개수이고, $N = \sum_{j=1}^m n_j$ 로 모든 m 개의 패널에서 관측된 시계열 자료의 총 개수이다. $\{e_t(j)\}$ 가 정규분포를 따른다는 가정을 통해서 총 N 개의 표본에 대한 우도함수는 마코브 과정에 의해 다음과 같다.

$$L_N = (2\pi)^{-\frac{1}{2}N} \left(\prod \sigma_{t_i(j)}^2 \right)^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum \frac{\{X_{t_i(j)}(j) - \mu_{t_i(j)}\}^2}{\sigma_{t_i(j)}^2} \right]. \quad (2.3)$$

여기서

$$\begin{aligned} \mu_{t_i(j)} &= \phi^{\tau_{ij}} X_{t_{i-1}(j)}(j), \\ \sigma_{t_i(j)}^2 &= (1 - \phi^2)^{-1} (1 - \phi^{2\tau_{ij}}) \sigma_e^2, \\ \tau_{ij} &= t_i(j) - t_{i-1}(j), \quad i = 1, 2, \dots, n_j, \quad j = 1, 2, \dots, m. \end{aligned}$$

예를 들어 Table 2.1과 같이 데이터가 관측되었다면 $t_1(1) = 2$, $t_2(1) = 3$, $t_3(1) = 5$ 로 첫 번째 패널에서 가장 처음 데이터가 관측된 시점은 시점 1, 2번째 데이터가 관측된 시점은 시점 3, 3번째 데이

Table 2.1. Data Structure

j	t						
	1	2	3	4	5	...	n
1	-	$X_2(1)$	$X_3(1)$	-	$X_5(1)$...	$X_n(1)$
2	$X_1(2)$	-	-	$X_4(2)$	-	...	-
...
m	$X_1(m)$	$X_2(m)$	$X_3(m)$	-	-	...	$X_n(m)$
means	\bar{X}_1	\bar{X}_2	\bar{X}_3	\bar{X}_4	\bar{X}_5	...	\bar{X}_n

터가 관측된 시점은 시점 5라고 할 수 있다. 그리고 간헐적인 패널 시계열 모형에서는 모든 시점에서 관측된 데이터를 가진 패널 시계열 모형과는 다르게 시점의 차이를 나타내는 τ_{ij} 를 도입하게 된다. 첫 번째 패널에서 첫 번째 관측치를 관측할 때까지의 시점의 차이는 $\tau_{11} = t_1(1) - t_0(1) = 2$ 이고 $\tau_{21} = t_2(1) - t_1(1) = 1$ 이다. 완전한 데이터와 같이 모든 시점에서 데이터를 얻을 수 있다면 τ_{ij} 는 1로 동일하다.

3. 간헐적인 패널 AR(1)의 동질성 검정을 위한 통계량과 극한분포

각 패널들의 자기회귀계수의 동질성 검정을 위한 가설은 다음과 같다.

$$H_0 : \phi_1 = \phi_2 = \dots = \phi_m, \tag{3.1}$$

$$H_1 : \text{적어도 하나의 } \phi_j \text{는 같지 않다.}$$

H_0 에서 모수를 $\eta_{j-1} = \phi_j - \phi_1, j = 2, \dots, m$ 로 이루어진 벡터 $\eta = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_{m-1})^T$ 로 대체시키면 위의 가설은 $H : \eta = 0$ 으로 재모수화 할 수 있고 아래와 같이 표현된다.

$$H_0 : \eta_j = 0, j = 2, 3, \dots, m, \tag{3.2}$$

$$H_1 : \text{적어도 하나의 } \eta_j \text{는 0이 아니다.}$$

여기서 $\theta = (\eta, \phi_1, \sigma_\epsilon^2)$ 는 우도함수에서 $(m + 1)$ 개의 미지의 모수로 이루어진 벡터이며 동질성 검정에서는 η 에 관심이 있다. 패널 AR(1) 모형의 Wald 통계량은 다음과 같다.

$$W_N = N\hat{\eta}^T \{DB_N^{-1}(\hat{\phi})D^T\}^{-1}\hat{\eta}. \tag{3.3}$$

여기서

$$B_N(\phi) = -N^{-1} \frac{\partial^2 \log L_N}{\partial \phi_r \partial \phi_s}, \quad r, s = 1, 2, \dots, m,$$

$$D = \frac{\partial \eta}{\partial \phi_s}, \quad s = 1, 2, \dots, m$$

$$= \begin{bmatrix} -1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -1 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}.$$

$B_N(\theta)$ 는 Fisher information 행렬로 D 는 $(m - 1) \times m$ 행렬이다. $\hat{\eta}$ 와 $\hat{\phi}$ 는 각각 모수 η 와 ϕ 에 대한 최대우도추정량이다. Basawa 등 (1984)은 $N \rightarrow \infty$ 일 때 $B_N(\phi) \rightarrow B(\phi)$ 으로 확률적 수렴한다고 하면

동질성 검정의 Wald 통계량은 정규조건 하에서 $W_N \rightarrow \chi^2(m-1, \lambda^2)$ 와 같이 비중심 카이제곱분포로 분포 수렴한다는 것을 증명하였다. 여기서 $B(\phi)$ 는 비확률, 정칙인 극한 Fisher information 행렬이고, 비중심모수는 $\lambda^2 = \delta^T \{DB^{-1}(\phi)D^T\}^{-1}$ 이지만 동질성 검정을 위한 귀무가설 하에서는 0이 되어 결국 Wald 통계량은 카이제곱분포를 따르게 된다. Basawa와 Billard (1984)는 위 동질성 검정의 Wald 통계량, 우도비 통계량, Rao 통계량이 동일한 극한분포를 가짐을 증명하였다.

4. 시점 별 평균을 이용하여 종합한 자료의 모형 적합

동질성 검정으로 각 패널의 자기회귀계수들의 동질성을 보았다면 각 패널의 자기회귀계수 $\phi_j (j = 1, 2, \dots, m)$ 를 하나의 공통 자기회귀계수로 표현할 수 있게 된다. 현실에서 실제 관측치보다 각 시점에서의 표본평균과 같은 집합체 데이터를 보다 편리하게 구할 수 있는 것이 사실이다. 오차항이 정규분포를 따른다면 표본평균은 ϕ 의 충분통계량이라는 점에 착안하여 평균을 이용하여 ϕ 를 추정한다. $\delta_t(j)$ 를 j 번째 패널이 시점 t 에서 관측이 되었는지 아닌지에 따라 각각 1과 0의 값을 가지는 지시함수라고 정의하면 시점 t 에서 모든 패널에서 관측된 데이터의 개수는 k_t 이고 $k_{t,s}$ 는 시점 t 와 s 에서 동시에 관측된 패널들의 개수로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$k_t = \sum_{j=1}^m \delta_t(j), \quad k_{t,s} = \sum_{j=1}^m \delta_t(j)\delta_s(j).$$

각 시점에서 관측된 데이터는 적어도 1개 이상이라는 가정하에 시점에서의 표본평균은 다음과 같다.

$$\bar{X}_t = k_t^{-1} \sum_{j=1}^m X_t(j)\delta_t(j), \quad t = 1, 2, \dots, n.$$

5. 시뮬레이션 연구

통계패키지 R을 이용하여 AR(1)을 따르는 난수를 발생시키고 무작위로 몇 개의 값을 제거하여 간헐적인 패널 AR(1)을 따르는 데이터를 생성하였다. 패널의 개수가 각각 10개, 15개인 경우 $\phi = 0.5$ 인 AR(1) 모형을 따르는 100개의 난수를 발생시키고 무작위로 5개 시점을 누락시켜 95 개의 난수로 Wald 통계량을 만든 후 이를 1000번 반복하여 동질성 검정을 위한 Wald 통계량이 χ^2 분포로 근접하는지 알아 보았다. Table 5.1 과 Table 5.2는 각각 패널의 수가 10개, 15개 일 때 Wald 통계량과 χ^2 분포를 비교한 결과이다. 패널의 수가 10개, 15개인 경우 각각 $\chi^2(9)$ 와 $\chi^2(14)$ 의 유의확률보다 우측 꼬리부분이 두텁다는 것을 확인할 수 있다. Figure 5.1는 패널의 수가 10개, 15개 일 때 Wald 통계량의 히스토그램과 χ^2 곡선 그래프로 Wald 통계량이 $\chi^2(9)$ 와 $\chi^2(14)$ 에 각각 근접함을 확인할 수 있다.

6. 사례연구

본 논문에서 사용된 자료는 2001년 1월부터 2011년 12월까지 6개도(경기, 강원, 충남, 전북, 전남, 경남)의 Mumps 발생횟수 자료이다. 각 시점에서 모두 관측되었다면 각 패널의 데이터는 132개이지만 일부 시점에서 데이터를 잃어 경기 132개, 강원 130개, 충남 120개, 전북 117개, 전남 115개, 경남 132개의 관측값이 남았다. 자료가 빈도로 이루어져 있어 표준화를 통해 각 패널을 정상데이터로 변환하였다.

$$X_{t_i(j)}(j) = \phi_j X_{t_i(j)-1}(j) + e_{t_i(j)}(j), \quad j = 1, 2, \dots, 6, \quad t = 1, 2, \dots, 132, \quad i = 1, 2, \dots, n_j$$

($j = 1$: 경기, $j = 2$: 강원, $j = 3$: 충남, $j = 4$: 전북, $j = 5$: 전남, $j = 6$: 경남).

Table 5.1. Frequency of Empirical Distributions ($m = 10$) (%)

Mid Point	$\chi^2(9)$	Wald Statistics	Mid Point	$\chi^2(9)$	Wald Statistics
0.5	0.06	0.20	13.5	4.03	4.00
1.5	0.80	1.00	14.5	3.14	3.80
2.5	2.72	2.50	15.5	2.41	2.80
3.5	5.29	3.50	16.5	1.82	2.80
4.5	7.71	7.60	17.5	1.35	1.50
5.5	9.44	8.20	18.5	1.00	1.50
6.5	10.28	9.00	19.5	0.73	1.10
7.5	10.30	10.50	20.5	0.53	1.10
8.5	9.69	10.10	21.5	0.38	0.40
9.5	8.68	8.30	22.5	0.27	0.10
10.5	7.48	7.20	23.5	0.19	0.30
11.5	6.24	6.30	24.5	0.13	0.30
12.5	5.07	5.60	25.5	0.30	0.30

Table 5.2. Frequency of Empirical Distributions ($m = 15$) (%)

Mid Point	$\chi^2(9)$	Wald Statistics	Mid Point	$\chi^2(9)$	Wald Statistics
1	0.01	0.00	21	5.15	5.70
3	0.45	0.40	23	3.28	4.30
5	2.90	2.70	25	1.99	3.20
7	7.72	5.60	27	1.17	2.40
9	12.72	12.30	29	0.66	1.00
11	15.59	13.80	31	0.36	0.60
13	15.66	15.30	33	0.20	0.60
15	13.63	12.40	35	0.10	0.30
17	10.66	10.70	37	0.05	0.40
19	7.66	8.10	39	0.05	0.20

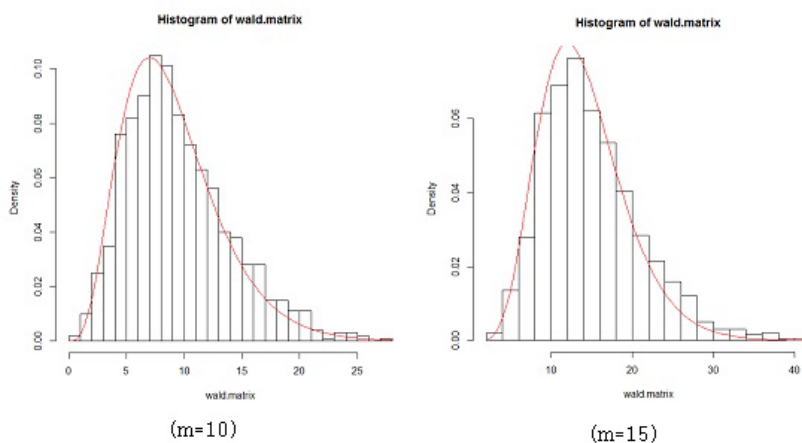


Figure 5.1. Histogram of Wald Statistics

Table 6.1. MLE of ϕ

	경기	강원	충남	전북	전남	경남	집합체
$\hat{\phi}$	0.776	0.679	0.585	0.642	0.655	0.597	0.751

Table 6.2. Comparison of MSPE

	경기	강원	충남	전북	전남	경남	MSPE 평균	집합체
MSPE	1.356	0.784	5.592	1.531	1.138	6.844	2.040	1.385

동질성 검정을 위한 가설은 아래와 같다.

$$H_0 : \phi_1 = \phi_2 = \dots = \phi_6,$$

$$H_1 : \text{적어도 하나의 } \phi_j \text{은 같지 않다.}$$

통계프로그램 R을 이용하여 구한 Wald 통계량 $W_N = N\hat{\eta}^T \{DB_N^{-1}(\hat{\phi})D^T\}^{-1}\hat{\eta}$ 을 구한 결과는 $W_N = 3.648$ 이다. 이 값은 유의수준 $\alpha = 0.05$ 에서 자유도 5를 따르는 χ^2 분포를 따르는 임계치 11.0705보다 작으므로 귀무가설을 채택하게 된다. 그러므로 각 도별 ϕ 값은 동질적이라고 결론지을 수 있다. 각 시점에서 평균을 구하여 집합체 데이터를 형성하고 이를 이용하여 AR(1)모형으로 적합시킨 모형은 아래와 같으며, 오차항 e_t 은 백색잡음을 따른다.

$$Y_t = \phi Y_{t-1} + e_t, \quad t = 1, 2, \dots, 132,$$

$$Y_t = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{132} X_t$$

ϕ 의 최대우도추정량은 Table 6.1과 같다.

각 도의 패널 AR(1) 모형과 동질성 가정을 바탕으로 각 시점에서 평균으로 추정된 AR(1) 모형의 예측력을 비교하기 위하여 예측값과 실제값의 차를 제공하여 얻은 평균제곱예측오차(mean square predicted error, MSPE)를 구한 결과는 Table 6.2와 같다.

Table 6.2의 결과 충남, 전북, 경남의 MSPE값보다 집합체 데이터로 예측한 MSPE 값이 작다는 것을 확인 할 수 있으며, 전체적으로 각 도별 평균 MSPE를 볼 때 집합체 데이터로 예측한 MSPE가 더 우수하다는 것을 알 수 있다.

7. 결론

하나의 현상을 설명하는 패널 시계열 자료는 사회 현상에서 자주 접하게 되는 자료로 실험이나 기록의 오류나 누락으로 추정치를 얻지 못하는 경우가 발생하게 되는데 패널 시계열 자료는 패널 내 시계열들이 동일한 패턴을 갖는다는 조건을 만족한다면 시계열 별로 모형을 수립하는 것보다는 하나의 모형으로 설명하는 것이 더 효율적이라고 할 수 있다. 본 논문에서는 간헐적인 패널 시계열 자료의 개념과 구조, 간헐적인 패널 1차 자기회귀 모형과 동질성 검정의 검정통계량과 극한분포를 소개하였고, 동질성 검정이 만족되었을 경우 시점 별 평균을 이용한 집약된 자료의 모형 적합 문제를 다루었다. 모의실험을 통하여 간헐적인 패널 1차 자기회귀 모형의 동질성 검정에서 사용된 Wald 통계량이 근사적으로 카이제곱 분포를 따름을 보였다. 실제자료 지역별 월별 Mumps 자료를 통하여 간헐적인 패널 1차 자기회귀 모형의 동질성 검정과 시점 별 평균 값을 이용한 집약 자료에 대한 1차 자기회귀 모형의 모형화를 적용하여

보았다. 또한, 각각의 시계열별로 분석하는 것보다 하나의 모형으로 집약하여 분석하는 것이 더 바람직함을 동질성 검정을 통과한 지역별 월별 Mumps 자료의 예측력비교를 통해 확인하였다.

References

- Anderson, T. W. (1978). Repeated Measurement on Autoregressive Process, *Journal of American Stat. Association*, **73**, 371–378
- Basawa, I. V., Billard, L. and Srinivasan, R. (1984). Large-sample Tests of Homogeneity for Time Series Models, *Biometrika*, **71**, 203–206.
- Basawa, I. V. and Billard, L. (1989). Large-sample Inference for a Regression Model with Autocorrelated Errors, *Biometrika*, **76**, 283–288.
- Glasbey, C. A. (1979). Correlated Residuals in Non-linear Regression Applied to Growth Data, *Applied Statistics*, **28**, 251–259.
- Kim, I., Hwang, S. Y. and Lee, S. D. (2000). Homogeneity Test of Random Coefficient for the First Order Nonlinear Time Series Panel Data, *The Korean Journal of Applied Statistics*, **13**, 97–104.
- Lee, S. D. (1993). Test of Homogeneity for a Panel of Seasonal Autoregressive Processes, *The Journal of Korean Statistical Society*, **22**, 125–132.
- Kim, S. W., Lee, S. Y. and Lee, S. D. (2013). Test of Homogeneity for Panel Bilinear Time Series Model, *The Korean Journal of Applied Statistics*, **26**, 521–529.
- Marler M. R., Jacob R. G., Lehoczy J. P. and Shapiro, A. P. (1988). The Statistical Analysis of Treatment Effects in 24-hour Ambulatory Blood Pressure Recording, *Statistics in Medicine*, **7**, 697–716.

간헐적인 패널 1차 자기회귀과정들의 동질성 검정과 적용

이성덕^{a,1}, 김선우^a, 조나래^a

^a충북대학교 정보통계학과

(2014년 09월 22일 접수, 2014년 10월 07일 수정, 2014년 10월 08일 채택)

요약

간헐적인 패널 시계열 자료의 개념과 구조를 소개하고, 간헐적인 패널 시계열 자료의 모형으로 간헐적인 패널 1차 자기회귀 모형을 고려하였다. 간헐적인 패널 1차 자기회귀 모형의 동질성 검정을 위하여 Wald 검정통계량을 제안하고, 그 극한분포를 제시하였다. 또한 동질성이 만족되는 경우 시점 별 평균을 이용하여 종합한 자료로 모형을 적합하였다. 이 모형의 동질성 검정 통계량의 극한분포가 χ^2 분포에 잘 따르는지를 알아보기 위해 모의실험을 실시하고, 실제 자료 분석으로 지역별 월별 Mumps 자료에 간헐적인 패널 1차 자기회귀 모형을 적합하여 동질성 검정을 수행한 결과 동질성을 만족하였다. 동질성이 만족된 지역별 월별 Mumps 자료를 시점 별 평균을 이용하여 종합하고 1차 자기회귀 모형으로 적합하였다.

주요용어: 간헐적인 패널 시계열 자료, 간헐적인 패널 1차 자기회귀 모형, 동질성 검정, Wald 검정 통계량, 지역별 월별 Mumps 자료.

이 논문은 2014년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(NRF-2012R1A1A4A01013867).

¹교신저자: (362-763) 충북 청주시 서원구 내수동로 52(개신동) 충북대학교 정보통계학과, 교수.

E-mail: sdlee@chungbuk.ac.kr