# 령-수정된 기하분포를 가지는 우연환경 옹근수값 1 차자기회귀과정

유강혁, 김철광

론문에서는 현실에서 많이 제기되는 옹근수값시계렬자료들을 모형화하는데 리용할수 있는 부이항감소연산자에 의한 령 — 수정된 기하분포를 가지는 우연환경 옹근수값1차자기회귀과정의 성질에 대하여 연구하였다. 선행연구에서는 부이항감소연산자에 의한 령 — 수정된 기하분포에 관한 옹근수값1차자기회귀과정[2]과 우연환경을 가지는 비정상옹근수값1차자기회귀과정[1]에 대하여 론의되였다.

#### 1. RrZMGINAR(1)과정

정의 1 부아닌 옹근수값을 취하는 우연량 X의 확률함수가

$$P_{k} = P(X = k) = \begin{cases} \pi + (1 - \pi) \frac{1}{1 + \mu} & (k = 0) \\ (1 - \pi) \frac{\mu^{k}}{(1 + \mu)^{k+1}} & (k = 1, 2 \cdots) \end{cases}$$
 (1)

일 때 X는 령 - 수정된 기하분포에 따른다고 말하고  $X \sim ZMG(\pi, \mu)$ 으로 표시한다.[4] 여기서  $\mu > 0$ 이고  $\pi \in (-1/\mu, 1)$ 이며  $\pi \in (-1/\mu, 0)$ 일 때에는 P(X=0)가 보통의 기하분포  $Geo(\mu/(1+\mu))$ 에 비하여 작고  $\pi \in (0, 1)$ 일 때에는 크다. 따라서  $\pi$ 를 팽창파라메터라고 부른다.  $ZMG(0, \mu) = Geo(\mu/(1+\mu))$ 가 성립한다.

정의 2  $\{Z_t, t \in \mathbb{I}\}$  가  $E = \{1, 2, \dots, r\}$  에서 값을 취하는 마르꼬브사슬이라면  $\{Z_t, t \in \mathbb{I}\}$ 를 r 개의 상태를 가지는 우연환경과정이라고 부른다. 여기서 r는 정의옹근수이다.[1] 여기서 E는 서로 다른 환경전부의 모임을 나타낸다.

정의 3  $X_t \sim ZMG(\pi, \mu)$ 인 부아닌 옹근수값우연과정  $\{X_t\}_{t=0}^{\infty}$ 가 다음의 회귀방정식  $X_t = \alpha(Z_t) * X_{t-1} + \varepsilon_t \tag{2}$ 

를 만족시킨다고 하자. 여기서 《\*》은 부이항감소연산자로서

$$\alpha * X = \sum_{i=1}^{X} G_i$$

로 정의하며  $\alpha>0$ 이고 계수렬  $\{G_i\}_{i\geq l}$ 는 X와 독립인  $\mathrm{Geo}(\alpha/(1+\alpha))$ 에 따르는 독립동일 분포하는 우연량렬이다. 또한  $\{\mathcal{E}_t\}_{t=0}^\infty$ 는 계수렬  $\{G_i(Z_t)\}_{i\geq l}$ 과 독립이며  $X_{t-l}, l\geq l$ 과도 독립인 우연량렬이다. 이때  $\{X_t\}_{t=0}^\infty$ 를 부이항감소연산자에 의한 령-수정된 기하분포를 가지는 우연환경 옹근수값l차자기회귀과정이라고 말하고 간단히  $\mathrm{RrZMGINAR}(l)$ 로 표시한다.

보조정리 1  $X \sim ZMG(\pi, \mu)$ 라면 X의 확률생성함수는

$$\varphi_X(s) = \frac{1 + \pi \mu (1 - s)}{1 + \mu (1 - s)} \tag{3}$$

이다.

증명 X의 확률생성함수  $\varphi_X(s)$ 는 무한등비수렬의 합공식을 리용하면

$$\varphi_X(s) = \mathcal{E}(s^X) = \sum_{k \ge 0} P_k s^k = \left[ \pi + (1 - \pi) \frac{1}{1 + \mu} \right] s^0 + \sum_{k \ge 1} (1 - \pi) \frac{\mu^k}{(1 + \mu)^{k+1}} s^k =$$

$$= \pi + (1 - \pi) \frac{1}{1 + \mu} + (1 - \pi) \sum_{k \ge 1} \frac{(\mu s)^k}{(1 + \mu)^{k+1}} = \frac{1 + \pi \mu (1 - s)}{1 + \mu (1 - s)}$$

라는것이 곧 나온다.(증명끝)

[다름  $X \sim ZMG(\pi, \mu)$  이라면 X의 기대값과 분산은

$$E(X) = \mu(1-\pi)$$
,  $Var(X) = \mu(1-\pi)[1+\mu(1+\pi)]$ 

이다.

보조정리 2  $X \sim \mathrm{ZMG}(\pi,\,\mu)$  이고  $\alpha*X$ 의 계수렬  $G_i \sim \mathrm{Geo}\bigg(\frac{\alpha}{1+\alpha}\bigg),\,i\geq 1$  이라면  $\alpha*X$ 의 확률생성함수는

$$\varphi_{\alpha*X}(s) = \frac{1 + \alpha(1 + \pi\mu)(1 - s)}{1 + \alpha(1 + \mu)(1 - s)} \tag{4}$$

이다. 즉  $\alpha * X \sim ZMG\left(\frac{1+\pi\mu}{1+\mu}, \alpha(1+\mu)\right)$ 이다.

증명  $\{G_i\}_{i\geq 1}$  들이 독립동일분포에 따른다는것과 보조정리 1을 리용하면

$$\begin{split} \varphi_{\alpha*X}(s) &= \mathrm{E}(s^{\alpha*X}) = \mathrm{E}(\mathrm{E}(s^{\alpha*X} \mid X = k)) = \sum_{k \geq 0} \mathrm{E}(s^{\alpha*X} \mid X = k) P_k = \\ &= \sum_{k \geq 0} \mathrm{E}\bigg(s^{G_1 + \dots + G^k} \Big| X = k\bigg) P_k = \sum_{k \geq 0} \varphi_{G_1}^k P_k = \Bigg[\pi + (1 - \pi) \frac{1}{1 + \mu}\Bigg] + \\ &+ \sum_{k \geq 1} \bigg(\frac{1}{1 + \alpha(1 - s)}\bigg)^k (1 - \pi) \frac{\mu^k}{(1 + \mu)^{k+1}} = \frac{1 + \alpha(1 + \pi\mu)(1 - s)}{1 + \alpha(1 + \mu)(1 - s)} \end{split}$$

가 성립하고 여기로부터  $\alpha*X\sim ZMG\left(\frac{1+\pi\mu}{1+\mu},\,\alpha(1+\mu)\right)$ 라는것을 곧 알수 있다.(증명끝)

현실에서는  $X_{t-1}=x_{t-1}$ 이 주어지면 우연환경과정의 한걸음앞 실현값이 주어진다. 즉  $Z_t=z_t$ 라고 가정할수 있다.[2] 따라서  $\alpha(Z_t)=\alpha_t$ 로 표시하면 식 (2)는

$$X_t = \alpha_t * X_{t-1} + \varepsilon_t \tag{5}$$

로 쓸수 있다. 따라서 이제부터 식 (5)로 표시되는  $\{X_t\}_{t=0}^{\infty}$ 를 RrZMGINAR(1)과정이라고 한다.

보조정리 3 RrZMGINAR(1)과정의  $\varepsilon_t$  의 확률생성함수는 ZMG $\left(\frac{\alpha_{\mathsf{t}}(1+\mu)}{\mu}, \mu\right)$ 에 따르

는 우연량의 확률생성함수와  $ZMG\left(\frac{\pi\mu}{\alpha_{\rm t}(1+\pi\mu)},\;\alpha_{\rm t}(1+\pi\mu)\right)$ 에 따르는 우연량의 확률생성함수의 적으로 표시된다.

증명  $arepsilon_t$  의 확률생성함수를  $arphi_{arepsilon_t}(s)$ 라고 하면  $\operatorname{RrZMGINAR}(1)$ 과정에 대한 가정으로부터

$$\varphi_X(s) = \varphi_{\alpha_t * X}(s) \varphi_{\varepsilon_t}(s)$$

이다. 따라서 보조정리 1, 2를 리용하면

$$\varphi_{\varepsilon_{t}}(s) = \varphi_{X}(s) \frac{1}{\varphi_{\alpha_{t}*X}(s)} = \frac{1 + \pi\mu(1 - s)}{1 + \mu(1 - s)} \times \frac{1 + \alpha_{t}(1 + \mu)(1 - s)}{1 + \alpha_{t}(1 + \pi\mu)(1 - s)} = \frac{1 + \alpha_{t}(1 + \mu)(1 - s)}{1 + \mu(1 - s)} \times \frac{1 + \pi\mu(1 - s)}{1 + \alpha_{t}(1 + \pi\mu)(1 - s)} = \varphi_{1}(s)\varphi_{2}(s)$$

가 성립하고 여기서  $\varphi_1(s)$  는  $\mathrm{ZMG}\left(\frac{\alpha_t(1+\mu)}{\mu},\,\mu\right)$ ,  $\varphi_2(s)$  는  $\mathrm{ZMG}\left(\frac{\pi\mu}{\alpha_t(1+\pi\mu)},\,\alpha_t(1+\pi\mu)\right)$ 에 따르는 우연량의 확률생성함수라는것을 알수 있다.(증명끝)

정리 1 RrZMGINAR(1)과정의  $\varepsilon_t$  의 확률함수는

$$P_{\varepsilon_t}(0) = P(\varepsilon_t = 0) = \left(\alpha_t + \frac{1}{1+\mu}\right) \frac{1+\pi\mu}{1+\alpha_t(1+\pi\mu)}$$
(6)

$$P_{\varepsilon_{t}}(k) = \frac{(1+\pi\mu)[\mu-\alpha_{t}(1+\mu)]\mu^{k-1}}{[1+\alpha_{t}(1+\pi\mu)](1+\mu)^{k+1}} + \frac{[1+\alpha_{t}(1+\mu)][\alpha_{t}(1+\pi\mu)-\pi\mu][\alpha_{t}(1+\pi\mu)]^{k-1}}{(1+\mu)[1+\alpha_{t}(1+\pi\mu)]^{k+1}} + \frac{(1+\mu)[\mu+\alpha_{t}(1+\mu)][\alpha_{t}(1+\pi\mu)-\pi\mu]}{[\alpha_{t}(1+\pi\mu)-\mu][\alpha_{t}(1+\pi\mu)]^{k}} \times \{\alpha_{t}^{k}(1+\pi\mu)]^{k} + \alpha_{t}(1+\pi\mu)[\alpha_{t}^{k}(1+\pi\mu)^{k}+(1+\alpha_{t}(1+\pi\mu))^{k}]\}$$

$$(7)$$

이다.

증명 보조정리 3과 확률생성함수의 성질[5]로부터  $arepsilon_t$  는  $\zeta_1 \sim {
m ZMG}igg(rac{lpha_{
m t}(1+\mu)}{\mu},\,\muigg)$  ,

$$\xi_2 \sim \mathrm{ZMG}\left(\frac{\pi\mu}{\alpha_{\mathrm{t}}(1+\pi\mu)}, \, \alpha_{\mathrm{t}}(1+\pi\mu)\right)$$
인 독립인 두 우연량  $\xi_1, \, \xi_2$ 의 합으로 표시되므로  $P_{\varepsilon_t}(0) = P(\xi_1=0)P(\xi_2=0)$ 

$$P_{\varepsilon_{t}}(k) = P(\xi_{1} = 0)P(\xi_{2} = k) + P(\xi_{1} = k)P(\xi_{2} = 0) + \sum_{l=1}^{k-1} P(\xi_{1} = 1)P(\xi_{2} = k - l)$$

이고 정의 1을 리용하면 정리의 결과가 쉽게 나온다.(증명끝)

## 2. RrZMGINAR(1)과정의 성질

보조정리 4 RrZMGINAR(1)과정의 조건부확률함수와 조건부확률생성함수는

$$p_{t}(m, n) = \sum_{l=0}^{\min(m, n)} {l + m - 1 \choose l} \frac{\alpha_{t}^{l}}{(1 + \alpha_{t})^{l+m}} P_{\varepsilon_{t}}(n - l)$$
 (8)

$$\varphi_{X_{t}|X_{t-1}}(s) = E\left(s^{(X_{t}|X_{t-1})}\right) = \left(\frac{1}{1+\alpha_{t}(1-s)}\right)^{X_{t-1}} \varphi_{\varepsilon_{t}}(s)$$
(9)

이다.

증명 
$$G_i \sim \operatorname{Geo}\left(\frac{\alpha}{1+\alpha}\right)$$
,  $i \geq 1$ 일 때  $\sum_{i=1}^k G_i \sim \operatorname{NegBi}\left(\frac{\alpha}{1+\alpha}, k\right)$ 이고  $\varepsilon_t$ 는  $\{G_i(t)\}_{i \geq 1}$ 과 독립

이라는것을 리용하면 조건부확률함수와 조건부확률생성함수는

$$\begin{split} p_{t}(m,n) &= P(X_{t} = n \mid X_{t-1} = m) = P(\alpha_{t} * X_{t-1} + \varepsilon_{t} = n \mid X_{t-1} = m) = \\ &= P(G_{1}(t) + G_{2}(t) + \dots + G_{m}(t) + \varepsilon_{t} = n) = \\ &= \sum_{l=0}^{\min(m,n)} \binom{l+m-1}{l} \binom{\alpha_{t}}{1+\alpha_{t}}^{l} \binom{1}{1+\alpha_{t}}^{m} P_{\varepsilon_{t}}(n-l) = \\ &= \sum_{l=0}^{\min(m,n)} \binom{l+m-1}{l} \frac{\alpha_{t}^{l}}{(1+\alpha_{t})^{l+m}} P_{\varepsilon_{t}}(n-l) \\ &= \sum_{l=0}^{\min(m,n)} \binom{l+m-1}{l} \frac{\alpha_{t}^{l}}{(1+\alpha_{t})^{l+m}} P_{\varepsilon_{t}}(n-l) \\ &\varphi_{X_{t}\mid X_{t-1}}(s) = \mathbb{E}\left(s^{(X_{t}\mid X_{t-1})}\right) = \mathbb{E}\left(s^{(\alpha_{t} * X_{t-1} + \varepsilon_{t}\mid X_{t-1})}\right) = \\ &= \mathbb{E}\left(s^{(\alpha_{t} * X_{t-1}\mid X_{t-1})}\right) \mathbb{E}\left(s^{(\varepsilon_{t}\mid X_{t-1})}\right) = \left(\frac{1}{1+\alpha_{t}(1-s)}\right)^{X_{t-1}} \varphi_{\varepsilon_{t}}(s) \end{split}$$

이다.(증명끝)

보조정리 5 RrZMGINAR(1)과정의  $X_{t-1}$  과  $X_t$  의 동시적확률생성함수는

$$\varphi_{X_{t-1}, X_t}(s, t) = \varphi_{\varepsilon_t}(t) \frac{(1 + \pi\mu)[1 + \alpha_t(1 - t)] - \pi \,\mu s}{(1 + \mu)[1 + \alpha_t(1 - t)] - \mu s} \tag{10}$$

이다.

증명 보조정리 4를 리용하고 정돈하면

$$\begin{split} \varphi_{X_{t-1}, X_{t}}(s, t) &= \mathbb{E}\left(s^{X_{t-1}}t^{X_{t}}\right) = \sum_{i} \sum_{j} s^{i}t^{j} P(X_{t-1} = i, X_{t} = j) = \\ &= \sum_{i} \sum_{j} s^{i}t^{j} P(X_{t} = j \mid X_{t-1} = i) P(X_{t-1} = i) = \\ &= \sum_{i} s^{i} P(X_{t-1} = i) \sum_{j} t^{j} P(X_{t} = j \mid X_{t-1} = i) = \sum_{i} s^{i} P(X_{t-1} = i) \varphi_{X_{t} \mid X_{t-1}}(t) = \\ &= \varphi_{\varepsilon_{t}}(t) \frac{(1 + \pi\mu)[1 + \alpha_{t}(1 - t)] - \pi \mu s}{(1 + \mu)[1 + \alpha_{t}(1 - t)] - \mu s} \end{split}$$

가 나온다.(증명끝)

정리 2 RrZMGINAR(1)과정의 조건부기대값과 조건부분산, 자기상관함수는

$$E(X_t \mid X_{t-1}) = \mu(1-\pi)(1-\alpha_t) + \alpha_t X_{t-1}$$
(11)

$$Var(X_t \mid X_{t-1}) = \mu(1-\pi)\{(1-\alpha_t)[1+\mu(1+\pi)(1+\alpha_t)] - 2\alpha_t^2\} + \alpha_t(1+\alpha_t)X_{t-1}$$
 (12)

$$\gamma_t(k) = \frac{\rho_t(k)}{\rho_t(0)} = \alpha_t \alpha_{t-1} \cdots \alpha_{t-k}$$
 (13)

이다.

증명 보조정리 1의 따름의 증명에서와 같이 확률생성함수의 성질을 리용하면 식 (11), (12)가 곧 나온다. 자기공분산함수는 RrZMGINAR(1)과정의 정의로부터

$$\rho_{t}(k) = \text{Cov}(X_{t}, X_{t-k}) = \text{Cov}(\alpha_{t} * X_{t-1} + \varepsilon_{t}, X_{t-k}) = \alpha_{t}\rho_{t-1}(k-1) = \alpha_{t}\alpha_{t-1} \cdots \alpha_{t-k}\rho_{t-k}(0)$$

이다. 그런데 임의의 t에 대하여  $X \sim ZMG(\pi, \mu)$ 이므로  $\rho_t(0) = \rho_{t-k}(0)$ 이 성립한다. 따라서 RrZMGINAR(1)과정의 자기상관함수는

$$\gamma_t(k) = \frac{\rho_t(k)}{\rho_t(0)} = \alpha_t \alpha_{t-1} \cdots \alpha_{t-k}$$

이다.(증명끝)

[다름 RrZMGINAR(1)과정의  $X_t$ 가 주어졌다는 조건밑에서  $X_{t+k}$ 의 조건부기대값은  $E(X_{t+k} \mid X_t) = \mu(1-\pi)(1-\alpha_{t+k}\alpha_{t+k-1}\cdots\alpha_{t+1}) + \alpha_{t+k}\alpha_{t+k-1}\cdots\alpha_{t+1}X_t$  (14)

이다. 식 (14)는 RrZMGINAR(1)과정의 예측에 리용된다.

### 참 고 문 헌

- [1] A. S. Nastic et al.; J. Time Ser. Anal., 37, 267, 2016.
- [2] W. B. Souza; J. Time Ser. Anal., 36, 839, 2015.
- [3] Y Suhov et al.; Probability and Statistics by Example, Cambridge University Press, 54~59, 2005.

주체107(2018)년 3월 10일 원고접수

# Random Environment Integer-Valued Autoregressive Process of Order 1 with Zero-Modified Geometric Distribution

Yu Kang Hyok, Kim Chol Gwang

In this paper, we propose a random environment integer-valued autoregressive process of order 1 based on negative binomial thinning operator, which can be used in dealing with count time series, and derive some properties of the process.

The proposed process has zero-modified geometric distribution.

Key words: integer-valued autoregressive process, zero-modified geometric distribution