

지수분포와 정규분포의 확률변수의 상의 분포

東國大學校 안 재 구

1. 서 론

Gamma 분포와 정규분포에 따르는 두 독립인 확률변수의 상의 분포는 J. G. Mauldon 에 의하여 제기되었으나, 여기에 특성함수를 가지지 못한다는 것을 밝혔다. [3]

그러나, R. G. Laha, G. P. Steck 와 I. Kotlarski 는 이러한 문제를 더 발전시켰고, I. Kotlarski 는, X_0, X_1, X_2 가 세 개의 독립이고 양인 동시분포를 가진 확률변수라 하면, 이들 상인

$$Y_1 = X_1/X_0, \quad Y_2 = X_2/X_0$$

의 결합분포는 어떤 가정아래 동시분포에 의하여 특성지을 수 있는 것을 밝혔다.

이 논문은 지수분포와 정규분포에 관해서 위의 I. Kotlarski 의 결과로 특성지워진 분포를 계산하는 데 있다.

2. 지수분포에 관하여

정리 1. X_0, X_1, X_2 를 세 개의 독립 실패칭 확률 변수이고 원점에서 다음 조건을 만족한다.

$$P(X_k=0)=0 \quad (k=0, 1, 2)$$

또, Y_1, Y_2 를

$$Y_1 = X_1/X_0, \quad Y_2 = X_2/X_0$$

라 한다.

그러면, $X_k (k=0, 1, 2)$ 가 동시지수분포에 따를 조건은, (Y_1, Y_2) 의 결합밀도함수가 다음과 같다.

$$g(y_1, y_2) = 1/2(1 + |y_1| + |y_2|)^{-2},$$

$$-\infty < y_1, y_2 < \infty \quad (1)$$

증명. $\log|X_k|$ 의 특성함수를 $\varphi_k(t) (k=0, 1, 2)$ 라 하고, X_k 의 밀도함수를

$$f_k(x) = \frac{1}{2\rho} e^{-|x|/\rho} \quad (\rho \text{ 는 매개변수})$$

라 한다.

또, $\varphi(t_1, t_2)$ 를 $(\log|Y_1|, \log|Y_2|)$ 의 결합 특성함수라 한다. 그러면,

$$\begin{aligned} \varphi_k(t) &= E(e^{it \log|X_1|}) = \frac{1}{2\rho} \int_{-\infty}^{\infty} |x|^{it} e^{-|x|/\rho} dx \\ &= \Gamma(it_k + 1), \\ \varphi(t_1, t_2) &= E(e^{i(t_1 \log|Y_1| + t_2 \log|Y_2|)}) \\ &= \Gamma(it_1 + 1) \Gamma(it_2 + 1) \Gamma(i(-t_1 - t_2) + 1) \end{aligned}$$

한편, (Y_1, Y_2) 를 밀도함수 (1) 를 가지는 확률변수라 하고, $(\log|Y_1|, \log|Y_2|)$ 의 특성함수를 $\phi(t_1, t_2)$ 라 하면,

$$\begin{aligned} \phi(t_1, t_2) &= E(e^{i(t_1 \log|Y_1| + t_2 \log|Y_2|)}) \\ &= \frac{1}{2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} e^{it_1 \log|y_1| + it_2 \log|y_2|} \\ &\quad \times \frac{1}{(1 + |y_1| + |y_2|)^2} dy_1 dy_2 \\ &= \Gamma(it_1 + 1) \Gamma(it_2 + 1) \Gamma(i(-t_1 - t_2) + 1) \end{aligned}$$

그러므로, $\phi(t_1, t_2) = \varphi(t_1, t_2)$.

정리 2. X_0, X_1 을 두 개의 독립 실패칭 확률 변수이고 원점에서 $P(X_k=0)=0 \quad (k=0, 1)$ 이라 한다. 또,

$$U = X_1/(X_0 + X_1) \quad (2)$$

라 한다.

지금 $X_k (k=0, 1)$ 이 동시지수분포에 따른다

면, U 의 분포의 밀도함수는 다음과 같다.

$$g(u) = \begin{cases} 1/2 & 0 \leq u \leq 1 \\ \frac{1}{2(2u-1)^2} & \text{그밖} \end{cases}$$

증명. X_k 의 밀도함수는,

$$f_k(x) = \frac{1}{2\rho} e^{-\frac{|x|}{\rho}}, \quad -\infty < x < \infty$$

이므로, (X_0, X_1) 의 결합밀도함수는,

$$f(x_0, x_1) = \frac{1}{4\rho^2} e^{-(|x_0|+|x_1|)/\rho}.$$

변환 $x_1 = yx_0$ 의 변환을 시행하면, Jacobian 이 $J = |x_0|$ 이므로,

$$f(y) = \int_{-\infty}^{\infty} |x_0| f(x_0, yx_0) dx_0 = \frac{1}{2(1+|y|)^2}, \quad -\infty < y < \infty$$

따라서,

$$P\left(\frac{X}{X_0+X_1} \leq u\right) = P\left(\frac{X_0}{X_1} \leq \frac{u}{1-u}\right)$$

이므로,

$$g(u) = \frac{1}{(1-u)^2} f\left(\frac{u}{1-u}\right) \\ = \frac{1}{2(|1-u|+|u|)^2}$$

2. 정규분포에 관하여

예비정리 [1] X_0, X_1, X_2 를 세 개의 독립실대칭확률변수이라 하고, 원점에서 $P(X_k=0)=0$ ($k=0, 1, 2$)라 한다. Y_1, Y_2 를

$$Y_1 = X_1/X_0, \quad Y_2 = X_2/X_0$$

이라 한다.

이때, X_k ($k=0, 1, 2$)가 공통표준편차 σ 를 가지는 정규분포에 따를 조건은, (Y_1, Y_2) 의 결합분포가 이차원 Cauchy 분포가 된다. 즉 그 결합밀도함수는,

$$g(y_1, y_2) = \frac{1}{2\pi} \frac{1}{(1+y_1^2+y_2^2)^{3/2}}, \quad -\infty < y_1, y_2 < \infty.$$

정리 3. X_k ($k=0, 1, 2, \dots, n$)이 $n+1$ 개의 독립실대칭확률변수이고 원점에서

$$P(X_k=0)=0 \quad (k=0, 1, 2, \dots, n)$$

이다. 또,

$$U_n = \frac{X_0+X_1+\dots+X_{n-1}}{X_0+X_1+\dots+X_n} \quad (3)$$

이때, X_k ($k=0, 1, 2, \dots, n$)이 동시정규분포에 따른다면, U_n 의 분포의 밀도함수는

$$g(u_n) = \frac{1}{\pi} \frac{\beta}{(u_n - \alpha)^2 + \beta^2}, \quad -\infty < u_n < \infty,$$

단, $\alpha = n/(n+1)$, $\beta = \sqrt{n}/(n+1)$

증명. $Y = X_0+X_1+\dots+X_{n-1}$ 의 밀도함수는, 가법정리에 의하여

$$f(y) = \frac{1}{\sqrt{2n\pi\sigma^2}} e^{-\frac{y^2}{2n\sigma^2}}$$

이다. Y 와 X_n 의 결합밀도함수를 $h(y, x_n)$ 이라 하면,

$$h(y, x_n) = \frac{\sqrt{n}}{2n\pi\sigma^2} e^{-\frac{y^2+nx^2}{2n\sigma^2}}$$

변환 $Z = \frac{y}{x_n}$ 의 Jacobian 이 $J = |x_n|$ 이므로 적분변환은,

$$h_1(z) = \int_{-\infty}^{\infty} |x_n| h(zx_n, x_n) dx_n = \frac{1}{\pi} \frac{\sqrt{n}}{z^2+n}, \quad -\infty < z < \infty.$$

이것으로부터,

$$P\left(\frac{X_0+X_1+\dots+X_{n-1}}{X_0+X_1+\dots+X_n} \leq u_n\right) \\ = P\left(\frac{X_0+X_1+\dots+X_{n-1}}{X_n} \leq \frac{u_n}{1-u_n}\right)$$

이므로,

$$g(u_n) = \frac{1}{\pi} \frac{\rho}{(u_n - \alpha)^2 + \beta^2}, \quad -\infty < u_n < \infty$$

정리 4. X_0, X_1, X_2 가 세 개의 독립실대칭확률변수라하고, 원점에서,

$$P(X_k=0)=0 \quad (k=0, 1, 2)$$

이라 한다. 또,

$$Y_1 = \frac{X_1^2 - X_0^2}{2|X_0X_1|}, \quad Y_2 = \frac{X_2^2 - X_0^2}{2|X_0X_2|} \quad (4)$$

이라 한다.

이때, X_k ($k=0, 1, 2$)가 동시정규분포에 따를 조건은, (Y_1, Y_2) 의 결합밀도함수가

$$f(y_1, y_2) \\ = \frac{1}{2\pi} \frac{\left(1 + \frac{y_1}{\sqrt{1+y_1^2}}\right)\left(1 + \frac{y_2}{\sqrt{1+y_2^2}}\right)}{\left\{1 + (y_1 + \sqrt{1+y_1^2})^2 + (y_2 + \sqrt{1+y_2^2})^2\right\}^{3/2}}$$

$$-\infty < y_1, y_2 < \infty \quad (5)$$

증명. X_0, X_1, X_2 가 독립 확률분포이고 동시 정규분포에 따른다고 하고,

$$Z_1 = X_1/X_0, \quad Z_2 = X_2/X_0$$

라 하면, (Z_1, Z_2) 의 동시밀도함수는,

$$g(z_1, z_2) = \frac{1}{2\pi} \frac{1}{(1+z_1^2+z_2^2)^{3/2}}, \quad -\infty < z_1, z_2 < \infty$$

(4)의 확률변수 Y_1, Y_2 는 다음과 같이 변형 되어질 수 있다.

$$Y_1 = \frac{1}{2} \left(|Z_1| - \frac{1}{|Z_1|} \right).$$

$$Y_2 = \frac{1}{2} \left(|Z_2| - \frac{1}{|Z_2|} \right).$$

따라서,

$$|Z_1| = Y_1 + \sqrt{1+Y_1^2},$$

$$|Z_2| = Y_2 + \sqrt{1+Y_2^2}.$$

이 변환의 Jacobian 은,

$$J = \left(1 + \frac{y_1}{\sqrt{1+y_1^2}} \right) \left(1 + \frac{y_2}{\sqrt{1+y_2^2}} \right).$$

이것으로부터 (Y_1, Y_2) 의 결합밀도함수는 (5)를 얻는다.

역으로, (Y_1, Y_2) 를 밀도함수 (5)에 따라 분포되는 결합확률분포의 확률변수라 하고, $X_0,$

X_1, X_2 를 세 개의 독립실대칭확률변수이고, 원점에서, $P(X_k=0)=0(k=0, 1, 2)$ 으로서, Y_1, Y_2 와 (4)에 따라 관계지워져 있다고 한다.

이때,

$$Z_1 = \frac{X_1}{X_0}, \quad Z_2 = \frac{X_2}{X_0}$$

이라 두면, (Z_1, Z_2) 의 결합밀도함수

$$g(z_1, z_2) = \frac{1}{2\pi} \frac{1}{(1+z_1^2+z_2^2)^{3/2}}$$

를 얻을 수 있고, 예비정리에 의하여, X_0, X_1, X_2 는 동시정규분포가 된다.

参 考 文 献

- [1] Kotlarski, I; On characterizing the gamma and normal distribution, *Pacific J. of Math.* Vol.20, No.1 (1967).
- [2] _____; On charaterizing the chi-square distribution by the student law, *J. of American Stat. Ass.*, Vol. 61, No. 316 (1966)
- [3] Crammer, H.; *Mathematical methods of statistics*, Princeton Univ. Press. (1946)