

Petrov 의 확률부등식의 보정

東國大學校 안 재 구

1. 서 론

정규분포의 추정부등식은 근래에도 계속 연구되어 오고 있다. Petrov 의 한 추정식을 좀더 정도를 높여 보고자 한 것이 이 논문의 목적이다.

먼저, Petrov 의 문제를 소개한다.

X_1, X_2, \dots, X_n 을 독립확률변수라 하고 동시 분포가 아닌 정규분포를 가지고, 그들 분산은 유한 확정하며 모두는 0 이 아니라 한다. 또 $EX_j=0$ ($j=1, 2, \dots, n$) 이라 하며, 기호를 다음과 같이 쓴다.

$$\sigma_j^2 = EX_j^2, \quad s_n = \sum_{j=1}^n \sigma_j^2, \quad Z_n = \frac{1}{s_n} \sum_{j=1}^n X_j$$

$$F_n(x) = P(Z_n < x), \quad \Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^x e^{-\frac{1}{2}t^2} dt.$$

이 때, Liapunov[5]는, 어떤 $0 < \delta < 1$ 인 δ 에 대하여 $E|X_j|^{2+\delta} < \infty$ 이면

$$\sup_x |F_n(x) - \Phi(x)| \leq \frac{C}{S_n^{2+\delta}} \sum_{j=1}^n E|X_j|^{2+\delta}$$

단, C 는 n 과 독립인 상수.

임을 증명하였다. Berry[2]와 Essen[3]은, $\delta=1$ 인 경우에 관하여,

$$\sup_x |P(Z_n/\sqrt{n\sigma^2} - \Phi(x))| \leq \frac{C}{\sqrt{n}} \frac{E|X|^3}{\sigma^3}$$

을 증명하였고, Katz[4]는 이를 일반화 하여 동시분포가 되는 경우에 있어서 위의 결과가 되도록 하였다.

그런데, Petrov[1]는, 다음 두 가지 조건을 가지는 함수 $g(x)$ 에 대하여 생각하였다. 즉,

(1) $g(x)$ 는 음수가 아닌 우함수이고, $(0, \infty)$ 에서 비감소함수로서, $g(x) \rightarrow \infty$ ($x \rightarrow \infty$).

(2) $x/g(x)$ 는 모든 실수에 대해서 정의되고, $(0, \infty)$ 에서 비감소함수이다.

이 때, Petrov 는 다음 부등식을 얻었다.

$$E[X_j^2 g(X_j)] < \infty \quad (j=1, 2, \dots, n) \text{ 일 때,}$$

$$\sup_x |F_n(x) - \Phi(x)| \leq$$

$$\frac{C}{s_n^2 g(s_n)} \times \sum_{j=1}^n E[X_j^2 g(X_j)] \quad (1)$$

여기에서 상수 C 는,

$$C = c_0 + \frac{5}{3\sqrt{2\pi}} (e^{-1/2} + 1) + 1, \quad \text{또는} \quad \frac{8}{3} \quad (2)$$

본 논문은 상수 C 를 더 줄여서 Petrov 의 부등식을 보정하는 데 있다.

2. 보정계산

주어진 확률변수 X_1, X_2, \dots, X_n 에 대하여 다음과 같이, \bar{X}_j ($j=1, 2, \dots, n$) 을 정의한다.

$$\bar{X}_j = \begin{cases} X_j, & (|X_j| \leq s_n) \\ 0, & (|X_j| > s_n) \end{cases}$$

또,

$$\bar{\mu}_j = E(\bar{X}_j), \quad \bar{\sigma}_j^2 = E(\bar{X}_j^2) - \bar{\mu}_j^2, \quad \bar{s}_n^2 = \sum_{j=1}^n \bar{\sigma}_j^2$$

이라 한다. 그러면, $\bar{\sigma}_j^2 \leq \sigma_j^2$.

확률변수 X_j 의 분포함수를 $V_j(x)$ 라 하면,

$$\sigma_j^2 - \bar{\sigma}_j^2 = \int_{|x| > s_n} x^2 dV_j(x)$$

$$+ \left(\int_{|x| \leq s_n} x dV_j(x) \right)^2 \leq \int_{|x| > s_n} x^2 dV_j(x)$$

$$\begin{aligned}
& + \int_{|x| \leq s_n} x^2 dV_j(x) \leq 2 \int_{|x| > s_n} x^2 dV_j(x) \\
& \leq \frac{2}{g(s_n)} \int_{|x| \leq s_n} x^2 g(x) dV_j(x) \\
& \leq \frac{2}{g(s_n)} E[X_j^2 g(X_j)] \quad (3)
\end{aligned}$$

이 계산에서 Schwarz의 부등식과 $g(x)$ 의 조건(1)을 이용하였다.

s_n 와 \bar{s}_n 에 관해서 다음 둘 중 하나만 성립한다. 즉,

$$s_n \leq s_n/2, \quad s_n > s_n/2$$

첫째 경우가 성립한다면, (3)으로부터

$$\frac{3}{4} s_n^2 \leq s_n^2 - s_n^2 \leq \frac{2}{g(s_n)} \sum_{j=1}^n E[X_j^2 g(X_j)]$$

따라서,

$$1 \leq \frac{8}{3s_n^2 g(s_n)} \sum_{j=1}^n E[X_j^2 g(X_j)]$$

그러므로 C 의 값은,

$$C = \frac{8}{3}$$

이라 할 수 있다.

이제 둘째 경우가 성립할 때에 대해서 생각한다. 지금

$$Y_n = \frac{1}{s_n} \sum_{j=1}^n X_j, \quad \bar{Z}_n = \frac{1}{s_n} \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{\mu}_j)$$

이라 한다. 또 사건 $(Z_n < x)$ 는 다음과 같이 분해할 수 있다.

$$(Z_n < x) = (Y_n < x) \cup (|X_1| > s_n) \cup \dots \cup (|X_n| > s_n)$$

따라서 이들 사상의 확률을 취하면,

$$F_n(x) \leq P(Y_n < x) + \sum_{j=1}^n P(|X_j| > s_n).$$

마찬가지로 해서,

$$P(Y_n < x) \leq F_n(x) + \sum_{j=1}^n P(|X_j| > s_n)$$

이들 두 확률식에서,

$$|F_n(x) - P(Y_n < x)| \leq \sum_{j=1}^n P(|X_j| > s_n)$$

그러면,

$$|F_n(x) - \Phi(x)| \leq |F_n(x) - P(Y_n < x)| + |P(Y_n < x) - \Phi(x)|$$

이요, 또

$$\begin{aligned}
(Y_n < x) &= \left(\sum_{j=1}^n X_j < x s_n \right) \\
&= \left(\bar{Z}_n < (x s_n - \sum_{j=1}^n \bar{\mu}_j) / \bar{s}_n \right)
\end{aligned}$$

이므로,

$$\begin{aligned}
& |F_n(x) - \Phi(x)| \\
& \leq \sup_x |P(\bar{Z}_n < (x s_n - \sum_{j=1}^n \bar{\mu}_j) / \bar{s}_n) - \Phi((x s_n - \sum_{j=1}^n \bar{\mu}_j) / \bar{s}_n)| \\
& \quad + \sup_x |\Phi((x s_n - \sum_{j=1}^n \bar{\mu}_j) / \bar{s}_n) - \Phi(x)| \\
& \quad + \sum_{j=1}^n P(|X_j| > s_n)
\end{aligned}$$

이 식의 우변의 세 항을 차례로 T_1, T_2, T_3 라 한다.

Berry [2]와 Essen [3]의 결과를 쓰면,

$$T_1 \leq c_0 \bar{s}_n^{-3} \sum_{j=1}^n E|X_j - \bar{\mu}_j|^3 \quad (4)$$

여기에서 c_0 는, Bergström의 결과를 써서 정해될 수 있다.

c_1 -부등식, Hölder의 부등식과 $g(x)$ 의 조건(2)를 써서,

$$\begin{aligned}
E|X_j - \bar{\mu}_j|^3 &\leq 4(E|X_j|^3 + E|\bar{\mu}_j|^3) \\
&\leq 8E|X_j|^3 = 8 \int_{|x| \leq s_n} \frac{|x|}{g(x)} x^2 g(x) dV_j(x) \\
&\leq \frac{8s_n}{g(s_n)} \int_{|x| \leq s_n} x^2 g(x) dV_j(x) \\
&\leq \frac{8s_n}{g(s_n)} E[X_j^2 g(X_j)]. \quad (5)
\end{aligned}$$

(4), (5)에서

$$T_1 \leq \frac{c_1}{s_n^2 g(s_n)} \sum_{j=1}^n E[X_j^2 g(X_j)] \quad (6)$$

이요, 이때

$$c_1 = 64c_0. \quad (7)$$

다음, T_2 에 관해서 계산한다. $F(x)$ 를

$$F(x) = \int_x^{s_n x / s_n} e^{-\frac{1}{2} t^2} dt \quad (8)$$

라 정의하면, T_2 는

$$T_2 = \sup_x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} |F(x)|$$

그러면, $\bar{s}_n \approx s_n$ 일 때,

$$x = \frac{\sum_{j=1}^n \bar{\mu}_j / s_n - \bar{s}_n}{\bar{s}_n} \text{에 따라 각각 } F(x) \underset{<}{>} 0.$$

또, $F(x) \rightarrow 0$ ($x \rightarrow \infty$) 임을 안다.

(8)을 미분해서,

$$F'(x) = \frac{s_n}{\bar{s}_n} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{s_n}{\bar{s}_n} x - \frac{1}{\bar{s}_n} \sum_{j=1}^n \bar{\mu}_j \right)^2} - e^{-\frac{1}{2} x^2}$$

$F'(x) = 0$ 인 x 의 값을 구해서 극값을 판정하면,

$$x_1 = \left\{ s_n \sum_{j=1}^n \bar{\mu}_j + \bar{s}_n \sqrt{2(s_n^2 - \bar{s}_n^2) \log(s_n/\bar{s}_n) + \left(\sum_{j=1}^n \bar{\mu}_j \right)^2} \right\} / s_n^2 - \bar{s}_n^2$$

에서 극대가 된다. 따라서,

$$s_n x_1 / \bar{s}_n - \left(\sum_{j=1}^n \bar{\mu}_j \right) / \bar{s}_n > x_1$$

임을 써서,

$$\begin{aligned} T_2 \leq F(x_1) &\leq \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left(\frac{s_n - \bar{s}_n}{\bar{s}_n} e^{-\frac{1}{2} x_1^2} |x_1| \right. \\ &\quad \left. + \frac{1}{\bar{s}_n} \left| \sum_{j=1}^n \bar{\mu}_j \right| e^{-\frac{1}{2} x_1^2} \right) \\ &\leq \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left(\frac{s_n - \bar{s}_n}{\bar{s}_n} e^{-\frac{1}{2}} + \frac{1}{\bar{s}_n} \sum_{j=1}^n |\bar{\mu}_j| \right). \end{aligned}$$

여기에서, $e^{-\frac{1}{2} u^2} |u|$ 가 $u=1$ 에서 최대값을 가지고, $e^{-\frac{1}{2} u^2} \leq 1$ 임을 썼다.

$s_n = \bar{s}_n$ 이고 $\sum_{j=1}^n \bar{\mu}_j < 0 (> 0)$ 이면, $F(x) > 0 (< 0)$ 이므로, $F(x)$ 는 최대값(최소값)을 가지고, 이때 x 의 값은, $x = \sum_{j=1}^n \bar{\mu}_j / 2\bar{s}_n$. 이 경우는,

$$T_2 \leq \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{\bar{s}_n} \sum_{j=1}^n |\bar{\mu}_j|.$$

특히, $s_n = \bar{s}_n$ 이고 $\sum_{j=1}^n \bar{\mu}_j = 0$ 이면, $F(x) \equiv 0$, 따라서 $T_2 = 0$.

그러므로, 모든 경우에 대해서

$$T_2 \leq \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left(\frac{s_n - \bar{s}_n}{\bar{s}_n} e^{-\frac{1}{2}} + \frac{1}{\bar{s}_n} \sum_{j=1}^n |\bar{\mu}_j| \right).$$

그런데, \bar{s}_n 의 정의로부터

$$\begin{aligned} \frac{s_n - \bar{s}_n}{\bar{s}_n} &= \frac{(s_n^2 - \bar{s}_n^2)}{\bar{s}_n(s_n + \bar{s}_n)} \\ &\leq \frac{8}{3s_n^2 g(s_n)} \sum_{j=1}^n E[X_j^2 g(X_j)]. \end{aligned}$$

또,

$$\frac{1}{\bar{s}_n} \sum_{j=1}^n |\bar{\mu}_j| \leq \frac{2}{s_n^2 g(s_n)} \sum_{j=1}^n E[X_j^2 g(X_j)]$$

이들로부터,

$$T_2 \leq \frac{C_2}{s_n^2 g(s_n)} \sum_{j=1}^n E[X_j^2 g(X_j)] \quad (9)$$

여기에서, C_2 는

$$C_2 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left(\frac{8}{3} e^{-\frac{1}{2}} + 2 \right) \quad (10)$$

끝으로, T_3 에 대해서 계산한다.

집합 A 의 특성함수를 $I(A)$ 라 하면,

$$E[X_j^2 I(|X_j| > s_n)] \geq s_n^2 P(|X_j| > s_n).$$

이 양변을 s_n^2 으로 나누어서 $g(x)$ 의 조건(2)를 쓰면,

$$\begin{aligned} P(|X_j| > s_n) &\leq \frac{1}{s_n^2} E[X_j^2 I(|X_j| > s_n)] \\ &\leq \frac{1}{s_n^2 g(s_n)} E[X_j^2 g(X_j)]. \end{aligned}$$

양변을 j 에 관해서 모두 합하면,

$$T_3 \leq \frac{1}{s_n^2 g(s_n)} \sum_{j=1}^n E[X_j^2 g(X_j)] \quad (11)$$

이상 (6), (9), (11)에 의하여, Petrov 의 부등식 (1)을 얻을 수 있고, 이때 상수 c 는 (7), (10) 그리고 (11)에서

$$c = c_0 + \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left(\frac{8}{3} e^{-\frac{1}{2}} + 2 \right) + 1 \text{ 또는 } \frac{8}{3}$$

임을 얻고, Petrov 의 결과 (1)보다

$$\frac{1}{3\sqrt{2\pi}} (1 - e^{-\frac{1}{2}})$$

만큼 적어져서 보정된다.

参考文献

- [1] Petrov, V.V.; On the estimate of the deviation of the distribution of a sum of independent random variables from the normal distribution. *Doklady (Soviet Math.)* Vol. 6-2(1965)
- [2] Berry, A.G; The estimate of a sum of independent random variables, *Transactions of A. M. S.* Vol. 49-3 (1941)

[3] Essen, C.G., A note on estimate of a sum of independent random variables from identical normal distribution. *Acta Math.* Vol 77 (1945).

[4] Katz, M.L., A note on a distribution

of a sum of independent random variable from normal law, *Annals of Math. Stat.* Vol 34-3 (1963)

[5] Loeve, M., *Probability theory*, Van Nostrand (1963).