

[記号] 一般的な記号は既知とするが、確認のために次を記す。

事象 A の起こる確率 $P(A)$, 確率変数 X

平均 (期待値) $m = E(X)$, 分散 $\sigma^2 = V(X)$, 標準偏差 $\sigma = \sqrt{V(X)}$

[前提] 平均や分散は有限な値で存在している事を前提とする。

[準備 1] 確率分布が右の場合

$$P(x_i) = p_i \quad (i=1, 2, \dots, n), \quad \sum_{i=1}^n p_i = 1, \quad m = E(X) = \sum_{i=1}^n p_i x_i$$

X	x_1	x_2	\dots	x_n	計
P	p_1	p_2	\dots	p_n	1

$$V(X) = E((X - m)^2) = \sum_{i=1}^n p_i (x_i - m)^2 = E(X^2) - \{E(X)\}^2$$

[準備 2] 確率変数 X, Y に対し (但し, a, b は定数とする)

$$E(X + Y) = E(X) + E(Y), \quad E(aX + b) = aE(X) + b, \quad V(aX + b) = a^2 V(X)$$

さらに, 確率変数 X, Y が独立な場合

$$E(XY) = E(X)E(Y), \quad V(X + Y) = V(X) + V(Y)$$

[準備 3] すべての x に対して $f(x) \geq g(x)$ ならば $E(f(X)) \geq E(g(X))$ である。

特に, 等号が成り立つ条件は, $P(f(X) = g(X)) = 1$ である。

[定理 1] X_1, X_2, \dots, X_n を, すべて同じ分布に従っている互いに独立な確率変数, つまり

$$E(X_1) = E(X_2) = \dots = E(X_n) = m (< \infty), \quad V(X_1) = V(X_2) = \dots = V(X_n) = \sigma^2 (< \infty)$$

とする。

そして, $\bar{X} = \frac{1}{n}(X_1 + X_2 + \dots + X_n) = \bar{X}_{(n)}$ とおく。ここで \bar{X} をわざわざ, $\bar{X}_{(n)}$ と表記したのは,

n 個の確率変数の平均であることを明示するためである。

このとき, $E(\bar{X}_{(n)}) = m, \quad V(\bar{X}_{(n)}) = \frac{\sigma^2}{n}$ となる。

[証明]

$$E(\bar{X}_{(n)}) = E\left(\frac{1}{n}(X_1 + X_2 + \dots + X_n)\right) = \frac{1}{n}E(X_1 + X_2 + \dots + X_n)$$

$$= \frac{1}{n}\{E(X_1) + E(X_2) + \dots + E(X_n)\} = \frac{1}{n}(m + m + \dots + m) = \frac{nm}{n} = m$$

$$V(\bar{X}_{(n)}) = V\left(\frac{1}{n}(X_1 + X_2 + \dots + X_n)\right) = \frac{1}{n^2}V(X_1 + X_2 + \dots + X_n)$$

$$= \frac{1}{n^2}\{V(X_1) + V(X_2) + \dots + V(X_n)\} = \frac{1}{n^2}(\sigma^2 + \sigma^2 + \dots + \sigma^2) = \frac{n\sigma^2}{n^2} = \frac{\sigma^2}{n} \quad \blacksquare$$

[定理 2] チェビシェフの不等式 Chebyshev's inequality

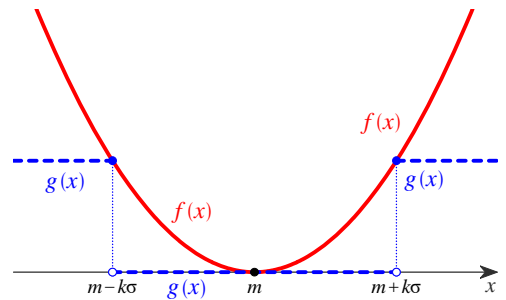
確率変数 X の平均 m , 標準偏差 σ に対して, 任意の $k(>0)$ に対して,

$$P(|X - m| \geq k\sigma) \leq \frac{1}{k^2}$$

が成り立つ。

[証明]

$$f(x) = \frac{1}{k^2}(x - m)^2, \quad g(x) = \begin{cases} \sigma^2 & (|x - m| \geq k\sigma) \\ 0 & (|x - m| < k\sigma) \end{cases}$$



とする。すべての x に対して $f(x) \geq g(x)$ であるの

で, 次の不等式を得る。

$$E(f(X)) \geq E(g(X)) \cdots \cdots (\ast)$$

$$(\ast) \text{ の左辺 : } E(f(X)) = E\left(\frac{1}{k^2}(X - m)^2\right) = \frac{1}{k^2}E((X - m)^2) = \frac{1}{k^2}V(X) = \frac{\sigma^2}{k^2}$$

また, $P(|X - m| \geq k\sigma) = p$ とおけば $P(|X - m| < k\sigma) = 1 - p$ 。 $g(X)$ の分布は次となるので,

$g(X)$	σ^2	0	計
P	$p = P(X - m \geq k\sigma)$	$1 - p = P(X - m < k\sigma)$	1

$$(\ast) \text{ の右辺 : } E(g(X)) = p \cdot \sigma^2 + (1 - p) \cdot 0 = p\sigma^2 = \sigma^2 P(|X - m| \geq k\sigma)$$

となり, 両辺を σ^2 で割れば, 次を得る。

$$P(|X - m| \geq k\sigma) \leq \frac{1}{k^2} \quad \blacksquare$$

[定理 3] 大数の法則 Low of Large Numbers

任意の $\varepsilon(>0)$ に対して, $n \rightarrow \infty$ のとき $P\left(\left|\bar{X} - m\right| \geq \varepsilon\right) \rightarrow 0$

[証明]

任意の ε に対し $k = \frac{\varepsilon}{\sigma}$ とおく。この k に対してチェビシエフの不等式は成り立つ。

さて, 上記と同様に $\frac{1}{n}(X_1 + X_2 + \dots + X_n) = \bar{X} = \bar{X}_{(n)}$ とすると,

$$V(\bar{X}_{(n)}) = \frac{\sigma^2}{n}$$

であるので $\langle \alpha \rangle$ の左辺と右辺は,

$$\langle \alpha \rangle \text{ の左辺 : } E\left(f\left(\bar{X}_{(n)}\right)\right) = \frac{1}{k^2} V\left(\bar{X}_{(n)}\right) = \frac{\sigma^2}{nk^2}$$

$$\langle \alpha \rangle \text{ の右辺 : } E\left(g\left(\bar{X}_{(n)}\right)\right) = \sigma^2 P\left(\left|\bar{X}_{(n)} - m\right| \geq k\sigma\right)$$

であるから,

$$\frac{\sigma^2}{nk^2} \geq \sigma^2 P\left(\left|\bar{X}_{(n)} - m\right| \geq k\sigma\right)$$

両辺を σ^2 で割り, 左右を入れ替え,

$$P\left(\left|\bar{X}_{(n)} - m\right| \geq k\sigma\right) \leq \frac{1}{nk^2}$$

を得る。ところで $k\sigma = \varepsilon$, $\frac{1}{k^2} = \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2}$ であるので, この不等式に代入すると,

$$P\left(\left|\bar{X}_{(n)} - m\right| \geq \varepsilon\right) \leq \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2} = \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2} \cdot \frac{1}{n}$$

いま $n \rightarrow \infty$ とすると $\frac{\sigma^2}{\varepsilon^2} \cdot \frac{1}{n} \rightarrow 0$ となるので,

任意の $\varepsilon(>0)$ に対して, $n \rightarrow \infty$ のとき $P\left(\left|\bar{X} - m\right| \geq \varepsilon\right) \rightarrow 0$ となる。 ■

ここまでで, チェビシエフの不等式と大数の法則を示した。

以下,別の手法でチェビシェフの不等式を示す。

[準備 4] 連続型確率分布関数 $p(x)$ に対する確率について,

$$a \leq X \leq b \text{ である確率は, } P(a \leq X \leq b) = \int_a^b p(x) dx \text{ である。}$$

[定理 4] マルコフの不等式 Markov's inequality

非負の確率変数 X と任意の正の数 α に対して, 次の不等式が成立する。

$$P(X \geq \alpha) \leq \frac{1}{\alpha} E(X)$$

[証明] 連続でも離散でも同様であるが, ここでは連続の場合で示す

$$\begin{aligned} E(X) &= \int_{-\infty}^{\infty} x p(x) dx = \int_0^{\infty} x p(x) dx = \int_0^{\alpha} x p(x) dx + \int_{\alpha}^{\infty} x p(x) dx \\ &\geq \int_{\alpha}^{\infty} x p(x) dx \geq \int_{\alpha}^{\infty} \alpha p(x) dx = \alpha \int_{\alpha}^{\infty} p(x) dx = \alpha P(X \geq \alpha) \end{aligned} \quad \blacksquare$$

[補足] if $x \geq \alpha (> 0) \Rightarrow xp(x) \geq \alpha p(x) \Rightarrow \int_{\alpha}^{\infty} x p(x) dx \geq \int_{\alpha}^{\infty} \alpha p(x) dx$

[定理 5] チェビシェフの不等式 Chebyshev's inequality

確率変数 X の平均 m , 標準偏差 σ と, 任意の $k (> 0)$ に対して, 次が成り立つ。

$$P(|X - m| \geq k\sigma) \leq \frac{1}{k^2}$$

[証明]

確率変数 $Y = |X - m|^2$ は非負の確率変数である。また $(k\sigma)^2 = \alpha$ とおく。

マルコフの不等式により $P(Y \geq \alpha) \leq \frac{1}{\alpha} E(Y)$ である。

$$\begin{aligned} P(|X - m| \geq k\sigma) &= P(|X - m|^2 \geq (k\sigma)^2) = P(Y \geq \alpha) \leq \frac{1}{\alpha} E(Y) \\ &= \frac{1}{(k\sigma)^2} E(|X - m|^2) = \frac{1}{k^2 \sigma^2} V(X) = \frac{\sigma^2}{k^2 \sigma^2} = \frac{1}{k^2} \end{aligned} \quad \blacksquare$$

[参考文献] 竹内 啓 著「数理統計学」東洋経済新報社 (1963)
東京大学教養部統計教室 編「統計学入門」東京大学出版部 (1991)

堀部和経 2022/07/20