

一般化平均概念の一般化

日大生産工 ○篠原正明
情報システム研究所 篠原健

1. はじめに

n 個のデータ $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ が与えられた時に、次式(1)で定義する p 乗平均を $p=1$ で算術平均、 $p \rightarrow 0$ で幾何平均、 $p=-1$ で調和平均、 $p \rightarrow +\infty$ で最大値、 $p \rightarrow -\infty$ で最小値に帰着するところから、一般化平均と呼び、AHPのウェイト推定アルゴリズムなどに適用されている。

$$G(X; p) = \left(\frac{1}{n} \sum x_i^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (1)$$

この一般化平均概念に関して、(1)確率密度関数、ならびに(2)最小2乗和の2つの視点から一般化を試みる。

2. 既存の一般化

(1)式の x^p を $f(x)$ として、 p 乗を関数型に一般化した概念(2)が既知である。

$$H(X; f) = f^{-1} \left(\frac{1}{n} \sum f(x_i) \right) \quad (2)$$

$f(x) = x^p$ とすれば、従来の p 乗型一般化平均概念に一致する。ところで、 $f(x) = \log x$ とした関数型一般化平均も、 $p \rightarrow 0$ とした p 乗型一般化平均も両者とも幾何平均となる ($x^p (p \rightarrow 0) = \log x$?)。

3. 確率密度関数からの一般化

X を確率変数、 x をその実現値、 $g(x)$ を確率密度関数とするならば、 x の(普通

の)期待値 $E(x)$ は次式(3)で与えられる。

$$E(x) = \int x g(x) dx \quad (3)$$

p 乗期待値(積率)は、(4)式で与えられる。

$$E(x^p) = \int x^p g(x) dx \quad (4)$$

ここで、一般化 p 乗期待値 $F(X; p)$ を次式(5)で定義する。

$$F(X; p) = \left(\int x^p g(x) dx \right)^{\frac{1}{p}} \quad (5)$$

$p=1$ で、確率密度関数が n 個のデータに均一分布する場合(6)については、(5)式は算術平均(7)となる。

$$g(x) = \frac{1}{n} \sum \delta(x - x_i) \quad (6)$$

$$F(X; 1) = \frac{1}{n} \sum x_i \quad (7)$$

一般の p で離散型確率密度関数(6)では、(5)式は p 乗型一般化平均(1)に一致する。

$$F(X; p) = G(X; p) \quad (8)$$

一般化 p 乗期待値(5)において、 $p \rightarrow 0$ とすれば幾何期待値(9)が定義できる。

$$\lim_{p \rightarrow 0} F(X; p) = \exp \left\{ \int \log x g(x) dx \right\} \quad (9)$$

(9)式において、離散型確率密度関数(6)を仮定すれば、幾何平均となる。

$$\lim_{p \rightarrow 0} F(X; p) = \left(\prod x_i \right)^{\frac{1}{n}} \quad (10)$$

一般化 p 乗期待値(5)において $p=-1$ で調和期待値も(11)で定義できる。

$$F(X;-1) = \left(\int \frac{g(x)}{x} dx \right)^{-1} \quad (11)$$

さらに、関数型一般化平均は次式で定義できる。

$$I(X;f) = f^{-1} \left(\int f(x)g(x)dx \right) \quad (12)$$

あるいは、

$$f(I(X;f)) = \int f(x)g(x)dx \quad (13)$$

となる。ここで、(13)式右辺の $f(x)$ は変数 X の変換で、 $g(x)$ は確率密度関数であり、両者が対等な項として表れる。

4. 最小2乗和からの一般化

議論簡略化のため $n=2$ とし、 $x_1=a$ 、 $x_2=b$ として話を進める。 a と b の算術平均は、2乗和(14)の z についての最小化条件として、 a と b の幾何平均は、2乗和(15)の z についての最小化条件として与えられる。

$$S(z; a, b) = (z-a)^2 + (z-b)^2 \quad (14)$$

$$S(z; a, b) = (\log z - \log a)^2 + (\log z - \log b)^2 \quad (15)$$

これをデータ n 個の $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ に一般化すれば、最小化すべき関数 S は(16)で表現される。

$$S(z; X) = \sum R(z; x_i) \quad (16)$$

$R(z; x) = (z-x)^2$ が算術平均、 $R(z; x) = (z^p - x^p)^2$ が p 乗型一般化平均(1)、 $R(z; x) = (f(z) - f(x))^2$ が関数型一般化平均(2)である。

従来的一般化平均では、 $R(z; x)$ として2乗型の関数を採用している。そこで、2乗型以外の関数型を以下に(その1)～(その4)の4種類考える。 $n=2$ で、 $x_1=a$ 、 $x_2=b$ として話を進め、それぞれの場合について、 $S(z; a, b)$ を最小化する z を導出した。

$$(その1) \quad R = (z-x) \left(\frac{1}{z} - \frac{1}{x} \right)$$

$$z = \sqrt{\frac{a+b}{\frac{1}{a} + \frac{1}{b}}} \quad (17)$$

ところで、(17)式は、 $z = \sqrt{ab}$ と整理できるが、一般のデータ数 n では、(18)となり、 $z = \sqrt{ab}$ の型には変形できない。

$$z = \sqrt{\frac{\sum x_i}{\sum \frac{1}{x_i}}} \quad (18)$$

$$(その2) \quad R = (z-x)(z^2-x^2)$$

$$z = \frac{1}{6} \left(a+b + \sqrt{(a+b)^2 + 6(a^2+b^2)} \right) \quad (19)$$

$$(その3) \quad R = (z^p - x^p)(z^{-p} - x^{-p})$$

$n=2$, $x_1=a$, $x_2=b$ では、(20)で与えられる。

$$z^{2p} = \frac{a^p + b^p}{a^{-p} + b^{-p}} \quad (20)$$

すなわち、 $z = \sqrt{ab}$ となる。一般のデータ数 n では(21)で与えられる。

$$z^{2p} = \frac{\sum x_i^p}{\sum x_i^{-p}} \quad (21)$$

$$(その4) \quad R = (z-x)(\log z - \log x)$$

$$z = \exp \left\{ \frac{1}{2} \log(ab) + \frac{a+b}{2z} - 1 \right\} \quad (22)$$

5. おわりに

連続的な確率密度関数の視点からの一般化として、幾何平均、調和平均、 p 乗平均等の連続分布での平均(期待値)概念を与えた。最小2乗和の視点からは、従来の平均概念は誤差和 S の要素誤差 R が2乗形で与えられる場合であることを示し、要素誤差が2乗形でない場合について考案した。例えば、(その1)は算術平均と調和平均の平方根である。又、(その4)は超越方程式の根として平均が求まる。いずれの場合も、確定値 x_0 に対しては平均値は x_0 となり、平均値としての基本特性を満足している。

ところで、2個の非負実数、 a, b に対してそれらの算術平均と幾何平均の算術平均と幾何平均を交互に計算し、その級数の収束値として定義する「算術幾何平均」の概念は、幾何平均が p 乗型一般化平均における $p=0$ の平均、算術平均が $p=1$ の平均に対応するので、 (p, q) 交互収束平均へと拡張できる。さらに、3個以上の非負実数、 a, b, c, \dots の交互収束平均へと一般化できる。今後の課題とする。