# 多重測定下のAHP固有ベクトル法

1. はじめに

AHPの率比較行列Aにおいて、一部要素が欠落する場合は、各 要素において多重測定が許容される場合の特別な場合に位置づ けられる。ここで、多重測定とは対(i, j)の比較値 $a_{ij}$ を一回に 限定されず複数回測定する状況をいう。対(i, j)の測定回数を  $n_{ij} = |N(i, j)|$ とするならば、すべての(i, j)について  $n_{ij} = 1$ の場合が通常の完全情報一対比較行列である。すべての (i, j)について $n_{ij} = 1$ あるいは $n_{ij} = 0$ の場合が通常の不完全情 報一対比較行列である。本論文では、上記の2つの場合(完全情報 一対比較行列と不完全情報一対比較行列)以外について多重測定 下の固有ベクトル法による一対比較行列のウェイトベクトル推 定について考察する。

#### 2. 多重測定下の一対比較行列Aの記述

[例2.1] 3×3の比較行列の例

(1.2)要素については2回測定し、それ以外の要素は1回測定した 場合の比較行列の例を(1)に示す。

$$A = \begin{pmatrix} (1) & (2,3)(4) \\ (\frac{1}{2}) & (1) & (5) \\ (\frac{1}{4}) & (\frac{1}{3}) & (1) \end{pmatrix}$$
(1)

(1.2)要素について、第一回目は $a_{12}(1) = 2$ 、第2回目は $a_{12}(2) = 3$ である。(1.2)以外の要素については1回のみ測定し、

例えば、 $a_{11} = 1$ 、 $a_{13} = 4$ 、 $a_{21} = \frac{1}{2}$ 、等である。実際に測定を したか否かを重要視するので、観念上成立すべきと考える逆比性 は必ずしも成立していない。さらに対称要素の一方が欠落要素

(対(3.1))となる次の[例2.2]も多重測定下では取り扱うことができる。

日大生産工

○篠原 正明

[例2.2] 3×3の比較行列の例(片側欠落要素有)

$$A = \begin{pmatrix} (1) & (2,3)(4) \\ (\frac{1}{2}) & (1) & (5) \\ ( ) & (\frac{1}{3}) & (1) \end{pmatrix}$$
(2)

以上の2つの例に基づき、多重測定下の $n \times n$ 一対比較行列  $A = \{a_{ij}\}$  (3)は、以下で定義する。  $a_{ij} = \{a_{ij}(p) | p \in N(i, j)\}$  (4)

N(i, j) = {1,2,···, n<sub>ii</sub> }:順序対(i, j)の測定集合

 $n_{ii} = |N(i, j)|$ :順序対(i, j)の測定回数

#### 3. 多重測定下の平均化プロセス

多重測定下の比較行列(3),(4)が与えられた下で、各項目のウ ェイトが従うべき平均化プロセスとして、次の2つを与える。

**平均化プロセスI**[個別測定標本・同一重要視型(equal importance sampling)]・・・・・個々の測定を重要視し、各測定は独立で、かつ 同じ重要度を持つと考える。従って、もし、<u>対(1, 2)の測定が</u> 何らかの理由により相対的に重要で、 $a_{12}(1), a_{12}(2)$ と2回発生 するならば、その1つ1つの測定値に基づく項目2から判断した項 目1の暫定ウェイト $a_{12}(1)x_2, a_{12}(2)x_2$ が他の暫定ウェイト(例 えば $a_{13}x_3$ )と同じ重要度で項目1のウェイト決定に寄与する。

**平均化プロセス**Ⅱ[測定標本・対重視型(group oriented sampling)]・・・・・対(*i*, *j*)としての測定を重要視、非欠落要素

$$(i, j)(n_{ii} = |N(i, j)| \ge 1)$$
については、項目  $j$ から判断した項

目iの暫定ウェイト集合 $\{a_{ij}(p)x_j \mid p \in N(i, j)\}$ を1つの代

表値(例えば代表値関数R()としては算術平均、幾何平均、最大値、 最小値、など)に置換して処理する。

### AHP Eigenvector under Multiple Measurement

Masaaki SHINOHARA

#### 3.1 測定標本同一重要視型平均化プロセス I

平均化プロセス I では、全ての一対比較測定を同等の重みで、 $x_k(t+1)$ の更新に用いるため、(5)の更新式を得る。

$$x_{k}(t+1) = \frac{1}{|N_{k}|} \sum_{j=1}^{n} \sum_{p \in N(k,j)}^{n} a_{kj}(p) x_{j}(t)$$
(5)

$$|N_{k}| = \sum_{j=1}^{n} |N(k, j)|$$
 (6)

ここで $|N_k|$ は(6)で定義され、比較行列Aの第k行の多重測定 を考慮した下での要素数(あるいは、実測定数)である。あるいは、 |N(k, j)|が項目kに対する項目jからの一対比較の測定数な ので、項目kに対して測定された、一対比較の測定総数である。 (5)式の両辺に $|N_k|$ を乗じると、(7)を得る。

$$|N_{k}| x_{k}(t+1) = \sum_{j=1}^{n} (\sum_{p \in N(k,j)} a_{kj}(p)) x_{j}(t)$$
(7)

(7)の両辺に $(N - |N_k|)x_k$ を加えると、(8)を得る。但し、 $x_k(t) \ge x_k(t+1)$ は区別しない。

$$Nx_{k}(t+1) = \sum_{j=1}^{n} \sum_{p \in N(k,j)} a_{kj}(p) x_{j}(t) + (N - |N_{k}|) x_{k}(t)$$
(8)

(8)の両辺をNで割り、行列ベクトル表示をすると、(9)を得る。

$$x_{k}(t+1) = \frac{1}{N} A^{*} x(t) \quad (9) \qquad A^{*} = \{a_{kj}^{*}\} \quad (10)$$

$$a_{kj}^{*} = \sum_{p \in N(k,j)} a_{kj}(p) \quad \text{for } j \neq k \tag{11}$$

$$a_{kk}^{*} = \sum_{p \in N(k,k)} a_{kk}(p) + N - |N_{k}| \quad \text{for } j = k$$
(12)

ここで|N(k,k)|=1で、 $a_{kk} = 1$ なので、(12)は(13)となる。  $a_{kk}^* = 1 + N - |N_k|$  (13) 又、(11)にて、 $N(k, j) = \phi$  (空 集合)なら、 $a_{ki}^*=0$ である。すなわち、(11)より非対角要素 $a_{ki}^*$ に ついては、順序対(k, j)の多重測定値の総和を、(13)より対角要 素 $a_{kk}^*$ については、 $a_{kk} = 1$ に $N - |N_k|$ を加えた値を持つ新た な変形行列  $A^* = \{a_{kj}^*\}$ を考える。Harker 法では、  $|N(k, j)| \leq 1$ なので、多重測定値の総和をとる必要はない。 N(k, j) = 0の欠落要素では、Harker法でも提案する平均化プ

ロセス I でも、 $\mathbf{a}_{ki}^{*=0}$ である。対角要素 $\mathbf{a}_{kk}^{*}$ については、Harker法でも、提案する平均化プロセス I でも (13) で同じであるが、 Harker法では「 $N-|N_{k}|$ 」がA の第k 行の欠落要素数である が、提案する平均化プロセス I では $a_{kk}^* = 1 + N - |N_k|$ は「要 素数N + 1」から第k 行の多重測定を考慮した実測定数 $|N_k|$ を引いた値となる。すなわち、Harker法では常に $a_{kk}^* > 0$ であ

るが、提案する平均化プロセス I では $a_{kk}^* < 0$  にもなりうる(4 節の計算例の(37)式参照)。例2. 1の(1)の行列 A に対する変形行 列  $A^*$  は(14)、例2. 2の行列 A に対する  $A^*$  は(15) となる。

$$A^{*} = \begin{pmatrix} 0 & 5 & 4 \\ \frac{1}{2} & 1 & 5 \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{3} & 1 \end{pmatrix} (14) \qquad A^{*} = \begin{pmatrix} 0 & 5 & 4 \\ \frac{1}{2} & 1 & 5 \\ 0 & \frac{1}{3} & 2 \end{pmatrix} (15)$$

#### 3.2 測定標本・対重視型平均化プロセス II

暫定ウェイト集合 $\{a_{kj}(p)x_j \mid p \in N(k, j)\}$ に対する代表 値関数を(16)のRで定義する。

$$R = R(\{a_{kj}(p)x_{j} \mid p \in N(k, j)\})$$
(16)

すると、順序対(k, j)での測定を1つの代表値として重視する平 均化プロセスIIでは、 $x_k(t+1)$ の更新式は(17)となる。

$$x_{k}(t+1) = \frac{1}{|S_{k}|} \sum_{j=1}^{n} R(\{a_{kj}(p)x_{j}(t) \mid p \in N(k, j)\})$$
(17)

(17)において、Rに添え字kjを付与して代表値関数をより一般 化できる。又、欠落要素順序対(k, j)(|N(k, j)|=0)について はR=0となる。又、 $S_k$ は比較行列Aの第k行での測定され た順序対の列の集合で、 $|S_k|$ はその総数である。従って、 「 $|S_k|=N-$ 第k行の欠落要素数」が成立する。

代表値関数 R として、算術平均を選べば、(18)の更新式を得る。

$$x_{k}(t+1) = \frac{1}{|S_{k}|} \sum_{j \in S_{k}} \left(\frac{1}{|N(k,j)|} \sum_{p \in N(k,j)} a_{kj}(p)\right) x_{j}(t) (18)$$

又、幾何平均を選べば、(19)の更新式を得る。

$$x_{k}(t+1) = \frac{1}{|S_{k}|} \sum_{j \in S_{k}} \left(\prod_{p \in N(k,j)} a_{kj}(p)\right)^{n_{kj}^{-1}} x_{j}(t)$$
(19)

但し、(19)で $|N(k,j)|=n_{kj}$ である。

又、最大値関数を選べば、(20)の更新式を得る。

$$x_{k}(t+1) = \frac{1}{|S_{k}|} \sum_{j \in S_{k}} (MAX_{p \in N(k,j)} a_{kj}(p)) x_{j}(t)$$
(20)

(17)の更新式を、(9)の様に各行ごとに同じ係数((9)では1/N)が乗じられる基本形に、以下に変形する。

(17)の両辺に $|S_k|$ を乗じ、(21)の両辺に $(N - |S_k|)x_k$ を加える。

$$|S_{k}|x_{k}(t+1) = \sum_{j \in S_{k}} R(\{a_{kj}(p)x_{j}(t) \mid p \in N(k, j)\})_{(21)}$$

$$N x_{k}(t+1) = \sum_{j \in S_{k}} R(\{a_{kj}(p)x_{j}(t) \mid p \in N(k, j)\})$$

$$+ (N - |S_{k}|)x_{k}(t) \qquad (22)$$

代表値関数R が以下に示す(a)算術平均、(b)幾何平均、(c)最大値、等の場合には(22)の両辺をNで害れば、(23)のような基本形に変形できる(一般には必ずしも(23)の形の線形システムで記述できるとは限らない)。

$$x(t+1) = \frac{1}{N} A^* x(t)$$
 (23)

(a) 算術平均

$$a_{kj}^{*} = \frac{1}{|N(k,j)|} \sum_{p \in N(k,j)} a_{kj}(p) \qquad \text{for } k \neq j \qquad (24)$$

$$a_{kk}^{*} = \frac{1}{|N(k,k)|} \sum_{p \in N(k,k)} a_{kk}(p) + N - |S_{k}| \text{ for } k = j \quad (25)$$

ここで、(25)の右辺第1項は通常1である。又、(24)にて $N(k,j) = \phi$ なら、 $a_{kj}^{*=0}$ で、(25)にて $N(k,k) = \phi$ なら、 $a_{kk}^{*} = N - |S_k|$ である。

(b) 幾何平均

$$a_{kj}^{*} = \left(\prod_{p \in N(k,j)} a_{kj}(p)\right)^{n_{kj}^{-1}} for \ k \neq j$$
(26)

$$a_{kk}^{*} = (\prod_{p \in N(k,k)} a_{kk}(p))^{n_{kk}^{-1}} + N - |S_{k}| \quad fo \ rk = j \quad (27)$$

ここで、(27)の右辺第1項は通常1である。又、(26)にて $N(k,j) = \phi$ なら、 $a_{kj}^*=0$ で、(27)にて $N(k,k) = \phi$ なら、 $a_{kk}^* = N - |S_k|$ である。

(c)最大値関数

$$a_{kj}^{*} = \max_{p \in N(k,j)} \{a_{kj}(p)\} \text{ for } k \neq j$$
(28)

$$a_{kk}^{*} = MAX_{p \in N(k,k)} \{a_{kk}(p)\} + N - |S_{k}| \quad for \ k = j \quad (29)$$

ここで、(29)の右辺第1項は通常1である。又、(28)にて $N(k,j) = \phi$ なら、  $a_{kj}^{*}=0$ で、(29)にて $N(k,k) = \phi$ なら $a_{kk}^{*} = N - |S_k|$ である。

例2.1の(1)の行列Aに(a), (b), (c)を適用した変形行列 $A^*$ は其々 (30)、(31)、(32)、例2.2の(2)の行列Aに対する変形行列 $A^*$ は其々 (33)、(34)、(35)となる。

$$A^{*} = \begin{pmatrix} 1 & \frac{5}{2} & 4 \\ \frac{1}{2} & 1 & 5 \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{3} & 1 \end{pmatrix} (30) \qquad A^{*} = \begin{pmatrix} 1 & \sqrt{6} & 4 \\ \frac{1}{2} & 1 & 5 \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{3} & 1 \end{pmatrix} (31)$$

$$A^{*} = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 4 \\ \frac{1}{2} & 1 & 5 \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{3} & 1 \end{pmatrix} (32) \qquad A^{*} = \begin{pmatrix} 1 & \frac{5}{2} & 4 \\ \frac{1}{2} & 1 & 5 \\ 0 & \frac{1}{3} & 2 \end{pmatrix} (33)$$

$$A^{*} = \begin{pmatrix} 1 & \sqrt{6} & 4 \\ \frac{1}{2} & 1 & 5 \\ 0 & \frac{1}{3} & 2 \end{pmatrix} (34) \qquad A^{*} = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 4 \\ \frac{1}{2} & 1 & 5 \\ 0 & \frac{1}{3} & 2 \end{pmatrix} (34)$$

# 4. 計算例

多重測定下の率比較行列Aが(36)で与えられるときに、平均化プロセスI、平均化プロセスII(a)(b)(c)について、動的プロセス(9)、(23)の動特性を計算する。

$$A = \begin{pmatrix} (1) & (1,2,2,4) & (\phi) & (4) \\ (\frac{1}{2}) & (1) & (\frac{2}{3}) & (2) \\ (\phi) & (\frac{2}{3}) & (1) & (\frac{4}{3}) \\ (\frac{1}{4}) & (1,\frac{1}{4}) & (\frac{3}{4}) & (\phi) \end{pmatrix}$$
(36)

平均化プロセス I の変形行列 A<sup>\*</sup> を(37)その動特性を図1、平均化 プロセス II (a) (b) (c) の変形行列 A<sup>\*</sup> を(38)、(39)、(40)、その 動特性を図2、3、4、に示す。





図1:平均化プロセス I の $x(t+1) = \frac{1}{N} A^* x(t)$ 動特性

$$3.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

$$2.5$$

図2:平均化プロセスII(a)算術平均の $x(t+1) = \frac{1}{N}A^*x(t)$ 動特性



図3:平均化プロセス II(b)幾何平均の $x(t+1) = \frac{1}{N}A^*x(t)$ 動特性



図4:平均化プロセスII(c)最大値の $x(t+1) = \frac{1}{N}A^*x(t)$ 動特性

図1~図4において、全て初期値はx(0)=(1,1,1,1)<sup>T</sup>で、同じである。 4つの動特性は、ウエイトの相対的大小関係においてほぼ同じ傾 向を持つが、絶対値特性はかなり異なる。表1にt=10での正規化 ウエイトベクトルを示すが、プロセスI、IIa、IIbとプロセス IIcにおいて、ウエイト3とウエイト4の大小関係が逆転してい る。

表1:4つの平均化プロセス動特性の

t=10での正規化ウエイトベクトル

	プロセス	プロセス	プロセス	プロセス
	Ι	Па	Πb	Пc
ウエイト1	0.496822	0.488533	0.4798726	0.542729
ウエイト2	0.229049	0.233791	0.24003	0.206162
ウエイト3	0.148509	0.153638	0.1600824	0.124862
ウエイト4	0.12562	0.124038	0.120015	0.126248

# 5. おわりに

通常の完全情報一対比較行列ならびに不完全情報一対比較行列 をも含むより一般的な一対比較多重測定下のウェイトベクトル 推定について、動的平均化プロセスDAP[1]の枠組みに基づくアプ ローチを提案した。例題により、4つの平均化プロセスの動特性 を計算したが、詳細検討は今後の課題である。

# 参考文献

 Masaaki Shinohara : AHP Eigenvector via Dynamic Process of Pairwise Comparison and Averaging, ISAHP2011, No.ISAHP-019 Sorrento (June 15-18, 2011).