

個人の不確実性にもとづく合意形成支援システムによる集団の意思決定

広島県立大学大学院経営情報学研究所
堂本 絵理 (Eri Domoto)

Graduate School of Management and Information Sciences, Hiroshima Prefectural University

広島県立大学経営学部経営情報学科

奥原 浩之 (Koji Okuhara), 田中 稔次朗 (Toshijiro Tanaka)

Department of Management and Information Sciences, Hiroshima Prefectural University

1. はじめに

近年、事業計画、商品開発などの計画プロセスにおいて、様々なフレームワークが提案され、計画案策定における評価者などの合意形成局面において活用されつつある。例えば、政策を形成、実施していくにあたっては、パブリック・コメント、パブリック・インボルブメント [1] や官民連帯に代表されるように、政策形成過程における住民参画の合意形成システムが確立されようとしている。最近では、政策は行政の内部だけで独立して形成するのではなく、地域社会・住民を含めた全ての関係者が政策形成過程に参加し、政策を共有していく必要性が認識されつつある。広島県では八月から、電子メールで県の施策に関するアンケートに答えてもらい意見を施策の参考とする「県政インターネットモニター制度」を発足させている。これは三年に一度の県政世論調査を補い、迅速に県民のニーズや意見を把握するためである。このように計画案を共有する時代における計画案策定への合意形成システムのあるべき姿は、外部参加による評価と内部による管理評価が共存したものである。また、計画案を実施・評価していく過程で、外部主体と内部主体がともに計画案をモニタリング・評価しながら、双方が満足する方向へ向けてフィードバックしていくことが、計画案の有効性と質的向上につながる。そのためには、合意形成を効率的に進めるためのさまざまな分析評価技術の総合的適用が必要であると考えられる。

そのような分析評価技術の一つに AHP [2] がある。AHP はアンケート調査によって、人々の計画案などに対する価値観を数理的に分析する手法であり、具体的にどのように価値観が相違しているかを把握することが可能となる。そのため AHP を利用した合意形成手法の開発 (グループ AHP [3], 集団意思決定ストレス区間値法 [4] など) がこれまでに提案されている。しかしながら、これらの手法は主にアンケート結果を分析し計画プロセスに反映するだけのものが多い。

そこで本研究では繰り返しアンケートを取り評価者の意見や要望を参考にしながら集団の大多数が満足する計画案を選定する手法を提案する。そのために、まず、個人の意思決定と内在する不確実性のモデルを定式化する。つぎに、アンケートにより収集できるデータから意思決定に内在する不確実性を同定する手法を導出する。そして、集団の合意形成プロセスを提案する。

2. 個人の意思決定と内在する不確実性のモデル

ここで、実際の個人のアンケートにより収集できるデータの説明と、本研究で提案する個人の意思決定過程のモデルについて説明する。いま、 $c = 1, 2, \dots, C$ 個のプランが $l = 1, 2, \dots, L$ の人に提示されたとする。このとき、ある l 番目の人が自身の価値観 $k = 1, 2, \dots, K$ にもとづいてプラン c を評価する過程を図 1 に示す。

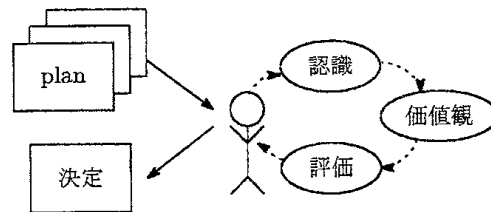


図 1 個人の意思決定過程の概要

ここで、価値観はその人固有のものであり、他人から大きな影響を受けることがないものである。これに対して、プランにおける価値要因についての印象ならびに、価値要因にもとづいたそれぞれのプランに対する評価は不確実性を含むものと考えられる。

我々がアンケートにより計測できるものは、 l 番目の人がプラン c に対して与える点数 x_{lc} から構成される評価ベクトル $\mathbf{x}_l = [x_{l1}, x_{l2}, \dots, x_{lC}]^T \in \mathbb{R}^C$ のみである。あるいは場合によっては、価値要因 j に対する価値観の重要度 w_{lj} から構成されるベクトル $\mathbf{w}_l = [w_{l1}, w_{l2}, \dots, w_{lK}]^T \in \mathbb{R}^K$ も AHP などの手法によって計測可能とする。ただし、

$$\sum_{k=1}^K w_{lk} = 1 \quad (\forall l) \quad (1)$$

とする。しかしながら、個人の価値要因 j に対する価値観の重要度 w_{lj} を AHP などの手法によって計測するためには、事前にどのような価値要因 (例えば、価格、デザイン、色など) を考慮するのかを決定しておく必要があるが、本研究で提案するモデルによる集団の合意形成では、この作業は必ずしも必要としないところに特長がある。

l 番目の人の選択は自然に \mathbf{x}_l より, $\max_c x_{lc}$ のみが $p(y_{lc}^* = 1) = 1$, その他は $p(y_{lc'}^* = 1) = 0$ ($c' \neq c$) として, $\mathbf{y}_l^* = [p(y_{l1}^* = 1), p(y_{l2}^* = 1), \dots, p(y_{lC}^* = 1)]^T \in \mathbb{R}^C$ であらわせる. つまり, $\mathbf{y}_l^* = \{0, 1\}$ であり,

$$\sum_{c=1}^C y_{lc}^* = 1 \quad (\forall l) \quad (2)$$

である. 以上が実際の個人のアンケートにより収集できるデータとする. つぎに, 個人の意思決定過程と内在する不確実性のモデルとして, 図 2 の過程を想定する.

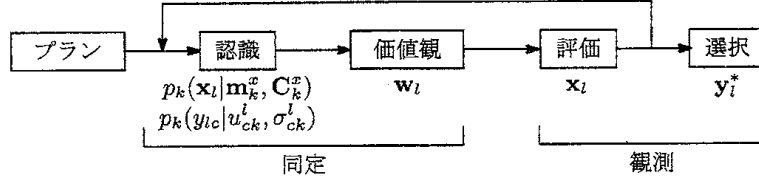


図 2 個人の意思決定過程と内在する不確実性のモデル

いま, 個人が各プランから価値要因ごとに受け取る潜在的な評価を確率モデルとして

$$y_{ck}^l = F(u_{ck}^l) + \epsilon_{ck}^l \quad (3)$$

で表す. ここで, $y_{ck}^l = \{0, 1\}$, $\epsilon_{ck}^l \in N(0, \sigma_{ck}^l)$ であり,

$$F(u_{ck}^l) = \int_{-\infty}^{u_{ck}^l} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ck}^l} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x - y_{lc}}{\sigma_{ck}^l}\right)^2\right\} dx \equiv \int_{-\infty}^{u_{ck}^l} f(x) dx \quad (4)$$

であるとする. ここで, $f(x) = N(y_{lc}, \sigma_{ck}^l)$ である. 各プランについて価値要因ごとの効用は

$$u_{ck}^l = \sum_{i=0}^C \beta_{cki}^l x_{li} = \beta_{ck}^{lT} \mathbf{x}_l' \quad (5)$$

で与えられるものとする. ただし, $\mathbf{x}_l' = [x'_{l0}, x'_{l1}, \dots, x'_{lC}]^T \in \mathbb{R}^{C+1}$ であり, $x'_{l0} = 1$, $x'_{lc} = x_{lc}$ ($c = 1, 2, \dots, C$) である. また, $\beta_{ck}^l = [\beta_{ck0}^l, \beta_{ck1}^l, \dots, \beta_{ckC}^l]^T \in \mathbb{R}^{C+1}$ である.

価値要因 k にもとづくプラン c の効用 u_{ck}^l を用いて,

$$y_{ck}^l = 1 \quad \leftarrow \quad u_{ck}^l \geq \epsilon_{ck}^l \quad (6)$$

$$y_{ck}^l = 0 \quad \leftarrow \quad u_{ck}^l < \epsilon_{ck}^l \quad (7)$$

と考えると,

$$p(y_{ck}^l = 1) = p(u_{ck}^l \geq \epsilon_{ck}^l) = F(u_{ck}^l) \quad (8)$$

である. ここで, 効用 u_{ck}^l が 1 単位変化したときの $p(y_{ck}^l = 1)$ の変化量は

$$\frac{\partial p(y_{ck}^l = 1 | u_{ck}^l, \sigma_{ck}^l)}{\partial u_{ck}^l} = f(u_{ck}^l) \equiv p_k(y_{lc} | u_{ck}^l, \sigma_{ck}^l) \quad (9)$$

となる.

いま, 評価 \mathbf{x}_l を回答するにあたり価値要因 k にどの程度注意を向けていたのかを $p_k(\mathbf{x}_l | \mathbf{m}_k^x, \mathbf{C}_k^x) = N_C(\mathbf{x}_l, \phi_k^x)$ で表し,

$$N_C(\mathbf{x}_l, \phi_k^x) = \frac{1}{(2\pi)^{C/2} \|\mathbf{C}_k^x\|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}_l - \mathbf{m}_k^x)^T \mathbf{C}_k^x^{-1} (\mathbf{x}_l - \mathbf{m}_k^x)\right\} \quad (10)$$

とする. ただし, $\phi_k^x = \{\mathbf{m}_k^x, \mathbf{C}_k^x\}$ であり, $\|\cdot\|$ は行列式である.

一般に個人の意思決定 \mathbf{y}_l^* が単純に評価 \mathbf{x}_l に比例しているとは考えられない. そこで, 本研究では l 番目の人がプラン c を選択する確率変数 y_{lc} が従う確率密度関数 $p(y_{lc})$ が, 価値要因 k において効用 u_{ck}^l が 1 単位変化したときの $p(y_{ck}^l = 1)$ の変化量に比例すること

$$p(y_{lc}) = \sum_{k=1}^K \frac{w_{lk} p_k(\mathbf{x}_l | \mathbf{m}_k^x, \mathbf{C}_k^x)}{\sum_{i=1}^K w_{li} p_i(\mathbf{x}_l | \mathbf{m}_i^x, \mathbf{C}_i^x)} p_k(y_{lc} | u_{ck}^l, \sigma_{ck}^l) \quad (11)$$

に着目する. このとき, $y_{lc} = \{0, 1\}$ とすると, その期待値

$$\bar{y}_{lc} \equiv E[y_{lc}] = \sum_{k=1}^K \frac{w_{lk} p_k(\mathbf{x}_l | \mathbf{m}_k^x, \mathbf{C}_k^x)}{\sum_{i=1}^K w_{li} p_i(\mathbf{x}_l | \mathbf{m}_i^x, \mathbf{C}_i^x)} u_{ck}^l \quad (12)$$

は $p(y_{ic} = 1)$ に等価である。本研究では $\tilde{y}_{ic} (\equiv p(y_{ic} = 1))$ により、個人の意思決定において内在する不確実性を考慮したモデルを提案する。

このことから、 l 番目の人が自身の価値観 w_l 、認識 $p_k(\mathbf{x}_l | \mathbf{m}_k^x, \mathbf{C}_k^x)$ ($k = 1, 2, \dots, K$)、ならびに効用 $\mathbf{u}_{lk} = [u_{1k}^l, u_{2k}^l, \dots, u_{Ck}^l]^T \in \mathbb{R}^C$ にもとづいてプラン c を評価するモデルを再構築することは、 \mathbf{y}_l^* が与えられるもとの、 $\mathbf{y}_l^* = \mathbf{y}_l (\equiv [\tilde{y}_{l1}, \tilde{y}_{l2}, \dots, \tilde{y}_{lC}]^T \in \mathbb{R}^C)$ となるように個人のパラメータ w_l 、 ϕ_k^l と β_{ck}^l を同定することにほかならない。

3. 個人の意思決定における不確実性の同定

ここで、個人の意思決定における不確実性を表わすパラメータの同定を行う。自身の価値観と認識にもとづいてプランを評価するモデルのデータが、 l 番目の人がプラン c に対して与える評価ベクトル \mathbf{x}_l とプランが選択される期待値のベクトル \mathbf{y}_l からなるとき、これらをまとめたベクトルを $\mathbf{z}_l = [\mathbf{x}_l^T, \mathbf{y}_l^T]^T \in \mathbb{R}^d$ とする。ここで、 $d = C + C$ である。 K 個の価値要因からなる個人の価値要因 k ($k = 1, 2, \dots, K$) はパラメータ ϕ_k と w_k をもつ。パラメータ ϕ_k はベクトルと行列の集合 $\{\mathbf{m}_k, \Sigma_k\}$ であるとする。 $\mathbf{m}_k = [m_{k1}^x, m_{k2}^x, \dots, m_{kC}^x]^T \in \mathbb{R}^C$ であり、 Σ_k は第 ij 要素に σ_{kj}^{ij} をもつ $d \times d$ の正定値対称行列である。ベクトル \mathbf{m}_k はベクトル \mathbf{x}_l に関するベクトル $\mathbf{m}_k^x \in \mathbb{R}^C$ とベクトル \mathbf{y}_l に関するベクトル $\mathbf{m}_k^y \in \mathbb{R}^C$ から

$$\mathbf{m}_k = [\mathbf{m}_k^x, \mathbf{m}_k^y]^T \quad (13)$$

で構成されており、行列 Σ_k はベクトル \mathbf{x}_l と \mathbf{y}_l ごとの行列 $\mathbf{C}_k^x \in \mathbb{R}^C \times \mathbb{R}^C$ と $\mathbf{C}_k^y \in \mathbb{R}^C \times \mathbb{R}^C$ 、ならびに \mathbf{x}_l と \mathbf{y}_l に相互に関係する行列 $\mathbf{C}_k^{xy} \in \mathbb{R}^C \times \mathbb{R}^C$ 、 $\mathbf{C}_k^{yx} \in \mathbb{R}^C \times \mathbb{R}^C$ から

$$\Sigma_k = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_k^x & \mathbf{C}_k^{xy} \\ \mathbf{C}_k^{yx} & \mathbf{C}_k^y \end{bmatrix} \quad (14)$$

で構成されているものとする。いま、 l 番目の個人に着目しているため、パラメータには添え字 l が必要であるが、簡単のためを省略するものとする。 \mathbf{w} で集合 $\{w_1, w_2, \dots, w_K\}$ 、 ϕ で集合 $\{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_K\}$ を表し、 θ で集合 $\{\mathbf{w}, \phi\}$ を表すこととする。

l 番目の人がプラン c に対して与える評価ベクトル $\mathbf{x}_l \in \mathbb{R}^C$ 、($l = 1, 2, \dots, L$) から個人ごとの価値要因 k にもとづくプラン c の効用が

$$\mathbf{u}_{lk} = \mathbf{m}_k^y + \mathbf{D}_k^y (\mathbf{x}_l - \mathbf{m}_k^x) \quad (15)$$

で与えられるものとする。ここで、行列 $\mathbf{D}_k^y \in \mathbb{R}^C \times \mathbb{R}^C$ は

$$\mathbf{D}_k^y = \mathbf{C}_k^{yx} \mathbf{C}_k^x^{-1} \quad (16)$$

で与えられる。ただし、 $\mathbf{C}_k^x^{-1}$ は \mathbf{C}_k^x の逆行列を表す。このとき、個人の効用に関するパラメータ β_{ck}^l ($i = 0, 1, \dots, C$) は

$$\beta_{ck0}^l = m_{ki}^y - \sum_{i=1}^C D_{kci}^y m_{ki}^x \quad (17)$$

$$\beta_{cki}^l = D_{kci}^y \quad (i = 1, 2, \dots, C) \quad (18)$$

で同定することができる。ここで、 m_{ki}^y 、 m_{ki}^x はそれぞれ \mathbf{m}_k^y 、 \mathbf{m}_k^x の i 行目、 D_{kci}^y は \mathbf{D}_k^y の c 行 i 列目の要素を表わす。ベクトル \mathbf{m}_k と行列 Σ_k をそれぞれ確率ベクトル \mathbf{Z}_{lc} に対する平均ベクトルと共分散行列と考えることで、個人ごとの価値要因 k にもとづくプラン c の効用が

$$\mathbf{u}_{lk} = \int_{\mathbb{R}^C} \mathbf{y}_l p(\mathbf{Y}_l | \mathbf{X}_l, \phi_k) d\mathbf{y}_l = \mathbf{E}_k[\mathbf{Y}_l | \mathbf{X}_l] \quad (19)$$

となっていることがわかる。ここで、 $\mathbf{E}_k[\mathbf{Y}_l | \mathbf{X}_l]$ は価値要因 k における確率ベクトル \mathbf{Y}_l の確率ベクトル \mathbf{X}_l に対する条件付き期待値を表す。もちろん、価値要因 k における条件付き確率密度関数 $p_k(\mathbf{Y}_l | \mathbf{X}_l, \phi_k)$ は平均ベクトル $\mathbf{E}_k[\mathbf{Y}_l | \mathbf{X}_l] \in \mathbb{R}^C$ 、共分散行列 $\mathbf{C}_k^{y'}$ $\in \mathbb{R}^C \times \mathbb{R}^C$

$$\mathbf{C}_k^{y'} = \mathbf{C}_k^y - \mathbf{D}_k^y \mathbf{C}_k^x \mathbf{D}_k^{yT} \quad (20)$$

をもつ C 次元正規分布に従う。このとき、個人が各プランから価値要因ごとに受け取る潜在的な評価の不確実性は

$$\sigma_{ck}^l = C_{kcc}^{y'} \quad (21)$$

で同定することができる。ここで、 $C_{kcc}^{y'}$ は $\mathbf{C}_k^{y'}$ の c 行 c 列目の要素を表わす。

さらに、価値要因 k において確率ベクトル \mathbf{Z}_l が平均ベクトル \mathbf{m}_k 、共分散行列 Σ_k をもつ確率密度関数

$$p_k(\mathbf{Z}_l | \phi_k) = N_d(\mathbf{Z}_l, \phi_k) \quad (22)$$

に従うため、 $w_{lk} = p_l(k)$ とみなすことにより、確率ベクトル \mathbf{Z}_l は

$$p(\mathbf{Z}_l | \theta) = \sum_{k=1}^K w_k N_d(\mathbf{Z}_l, \phi_k) \quad (23)$$

の混合正規分布に従うことが導かれる。

以上のことから、 l 番目の人がプラン c を選択する期待値のベクトル \mathbf{y}_l が確率ベクトル \mathbf{Y}_l の確率ベクトル \mathbf{X}_l に対する条件付期待値であることがわかる。また、確率ベクトル \mathbf{Z}_l が混合正規分布に従うことから、パラメータ θ の導出に Expectation Maximization(以下、EM) アルゴリズム [5] の適用が可能であることがわかる。

その結果、パラメータ θ の各推定値 $\hat{\theta}$ は不完全データの対数尤度関数

$$L(\hat{\theta}) = \sum_{s=1}^S \log p(\mathbf{Z}_{l_s} | \hat{\theta}) \quad (24)$$

を最大化することにより得られる。

パラメータ $\hat{\theta}$ に関する更新則は完全データの対数尤度関数の条件付期待値

$$Q(\hat{\theta} | \hat{\theta}^{(t)}) = E[L(\hat{\theta}, k) | \mathbf{z}_{l_s}, \hat{\theta}^{(t)}] = \sum_{s=1}^S \sum_{k=1}^K h_k^{(t)}(\mathbf{z}_{l_s}) \log p(\mathbf{z}_{l_s}, k | \hat{\theta}) \quad (25)$$

を最大とする条件から導出された EM アルゴリズムを用いて

$$\hat{w}_k^{(t+1)} = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S h_k^{(t)}(\mathbf{z}_{l_s}) \quad (26)$$

$$\hat{\mathbf{m}}_k^{(t+1)} = \frac{\sum_{s=1}^S \mathbf{z}_{l_s} h_k^{(t)}(\mathbf{z}_{l_s})}{\sum_{s=1}^S h_k^{(t)}(\mathbf{z}_{l_s})} \quad (27)$$

$$\hat{\Sigma}_k^{(t+1)} = \frac{\sum_{s=1}^S h_k^{(t)}(\mathbf{z}_{l_s}) (\mathbf{z}_{l_s} - \hat{\mathbf{m}}_k^{(t+1)}) (\mathbf{z}_{l_s} - \hat{\mathbf{m}}_k^{(t+1)})^T}{\sum_{s=1}^S h_k^{(t)}(\mathbf{z}_{l_s})} \quad (28)$$

の反復計算により求めることができる。ここで、

$$h_k^{(t)}(\mathbf{z}_{l_s}) = \frac{\hat{w}_k^{(t)} N_d(\mathbf{z}_{l_s}, \hat{\phi}^{(t)})}{\sum_{k=1}^K \hat{w}_k^{(t)} N_d(\mathbf{z}_{l_s}, \hat{\phi}^{(t)})} \quad (29)$$

である。

以上のようにして、個人の意思決定において内在する不確実性を同定する。この結果からもわかるように、アンケートにより収集されるサンプルが 1 回のみ ($S=1$) の場合には、個人の意思決定のモデル化は可能であっても、内在する不確実性を抽出することは不可能である。このことから、不確実性を抽出するためには、同じプランの集合について順序を変えたものを提示するなどして、個人の選択が変動する様子を観測する必要があることがわかる。

提案手法ではアンケートにより計測されるプランに対する評価ベクトル \mathbf{x}_l とそれから自然に導かれる個人の選択 \mathbf{y}_l^* のみを用いて、モデルにおいて得られる期待値のベクトル \mathbf{y}_l を実際の選択 \mathbf{y}_l^* と一致させることにより、潜在的にもっている価値要因に対する価値観の大きさ、価値要因に向ける注意の度合い、プランにおける価値要因ごとの効用を再構築することができる。

4. 個人の意思決定における不確実性にもとづく集団の合意形成

個人の意思決定による選択 \mathbf{y}_l^* のもとで、集団の意思決定が多数決で行われる場合は $r_c^* = \sum_{l=1}^L y_{lc}^*$ として、

$$q_c^* = \frac{r_c^*}{\sum_{i=1}^C r_i^*} = \frac{r_c^*}{L} \quad (30)$$

が最大となるプラン c が選択される。いま、賛同できるプランに対する割合 q_c^* をできるだけ大きくすることを考える。

個人の意思決定におけるモデルでの集団の意思決定は $r_c = \sum_{l=1}^L \bar{y}_{lc}$ として、

$$q_c = \frac{r_c}{\sum_{i=1}^C r_i} \quad (31)$$

となる。当然、 $y_{lc}^* = \bar{y}_{lc}$ であれば $r_c^* = r_c$ である。しかしながら、個人の意思決定のモデル化において誤差が残る場合は、 $y_{lc}^* \neq \bar{y}_{lc}$ のため $r_c^* \neq r_c$ となる。そこで、ここでは、合意できるプランに対する割合 q_c^* をできるだけ大きくすると同時に、実際の集団の意思決定とモデルでの集団の意思決定を一致させることを考える。そのために、常に値が正となる関数 ξ_{lc} を用いて誤差関数

$$E = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L \left\{ \sum_{c=1}^C (r_c^* - r_c) \xi_{lc} \right\}^2 \quad (32)$$

を定義し、誤差関数を最小にする r_c を求めるものとする。本研究では関数 ξ_{lc} として \bar{y}_{lc} を考えるものとする。このとき、 $\eta_l = \sum_{c=1}^C r_c^* \xi_{lc}$ とおき、

$$\alpha_c = \sum_{l=1}^L \eta_l \xi_{lc} \quad (33)$$

$$\gamma_{ci} = \sum_{l=1}^L \xi_{lc} \xi_{li} \quad (34)$$

を定義して,

$$\Delta r_c \equiv \frac{dr_c}{dt} = \epsilon \left(\alpha_c - \sum_{i=1}^C \gamma_{ci} r_i \right) r_c \quad (35)$$

で r_c を変化させることを考える。このとき、誤差関数について

$$\begin{aligned} \frac{dE}{dt} &= \sum_{c=1}^C \frac{\partial E}{\partial r_c} \frac{dr_c}{dt} \\ &= - \sum_{c=1}^C \left(\sum_{l=1}^L \eta_l \xi_{lc} - \sum_{i=1}^C r_i \sum_{l=1}^L \xi_{lc} \xi_{li} \right) \frac{dr_c}{dt} \\ &= -\epsilon \sum_{c=1}^C r_c \left(\alpha_c - \sum_{i=1}^C \gamma_{ci} r_i \right)^2 \leq 0 \end{aligned} \quad (36)$$

を導くことができる。このことから、 r_c に更新則 Δr_c を適用することで、 $r_c = r_c^*$ が実現できることがわかる。ところで、 r_c の更新則 Δr_c は Lotka-Volterra 方程式であり、 η_l は資源関数、 ξ_{lc} は資源利用関数、 γ_{ci} はプラン c とプラン i の競争係数とみなすことができる。つまり、これらの値に応じて、もっとも適した r_c が生き残ることが実現できる。

$$r_c + \Delta r_c = \sum_{l=1}^L \bar{y}_{lc} + \Delta r_c = \sum_{l=1}^L \left(\bar{y}_{lc} + \frac{\Delta r_c}{L} \right) \equiv \sum_{l=1}^L y_{lc}^* \quad (37)$$

以上の結果から、本研究では集団の合意形成のために、個人の意思決定における不確実性にもとづき、個人がプランを選択する確率を y_{lc}^* で提示しなおし、合意の形成を支援することを提案する。

個人の不確実性にもとづく集団の合意形成手法のアルゴリズム

- Step 1** 個人ごとにアンケートを行い、プラン ($c = 1, 2, \dots, C$) に対する評価のデータ \mathbf{x}_l ($l = 1, 2, \dots, L$) を得る。
- Step 2** 評価のデータ \mathbf{x}_l より、 $\max_c x_{lc}$ のみが $p(y_{lc}^* = 1) = 1$ 、その他は $p(y_{lc}^* = 1) = 0$ ($c' \neq c$) とし、個人の意思決定 \mathbf{y}_l^* を決める。
- Step 3** 個人の意思決定のモデル \mathbf{y}_l が \mathbf{y}_l^* となるように、内在する不確実性のパラメータ θ を同定する。(この操作は初回と2順目で降で $\mathbf{y}_l^* \neq \mathbf{y}_l$ の場合のみ必要であり、それ以外は Step 5 で得られている θ' を用いることが可能である。)
- Step 4** 同定された個人の意思決定における不確実性にもとづいて、集団が合意できるプランに対する割合 q_c^* を増大させる y_{lc}^* を求める。
- Step 5** 再び、個人の意思決定のモデル \mathbf{y}_l が \mathbf{y}_l^* となるように、内在する不確実性のパラメータ θ' を同定する。
- Step 6** そのときに得られたパラメータの変化量 $\Delta \mathbf{m}_k^* = \mathbf{m}_k^* - \mathbf{m}_k^*$ から $\mathbf{x}_l' = \mathbf{x}_l + \Delta \mathbf{m}_k^*$ を得て、合意形成のための新たな評価 \mathbf{x}_l' を個人に提示して受け入れが可能かを回答してもらう。
- Step 7** 全ての個人が受け入れ不可能な場合は終了。受け入れ可能な個人がいれば、その評価のデータを更新して再び Step 2 へ戻る。

5. まとめ

本研究では、繰り返しアンケートを取り評価者の意見や要望を参考にしながら集団の大多数が満足する計画案を選定する手法を提案した。ここでは、計画案を実施・評価していく過程で、外部主体と内部主体がともに計画案をモニタリング・評価しながら、双方が満足する方向へ向けてフィードバックしていくことが、計画案の有効性と質的向上につながるものと考えた。そのために、まず、個人の意思決定と内在する不確実性のモデルを定式化した。つぎに、アンケートにより収集できるデータから意思決定に内在する不確実性を同定する手法を導出した。そして、意思決定における認識の不確実性の範囲で個人の選択を修正することにより集団の合意形成を支援する手法を提案した。

参考文献

- [1] 渡邊満, “行政と住民等との合意形成の手法 (パブリックインボルブメント)”, 郵政研究所月報, No. 8, 2001.
- [2] 木下栄蔵, “AHP の理論と実際”, 日科技連出版社 2000.
- [3] 山田善靖, 杉山学, 八巻直一, “合意形成モデルを用いたグループ AHP”, オペレーションズ・リサーチ学会論文誌, Vol. 40, No. 2, pp. 236-243, 1997.
- [4] 中西昌武, 木下栄蔵, “集団意思決定ストレス法の集団 AHP への適用”, オペレーションズ・リサーチ学会論文誌, Vol. 41, No. 4, pp. 560-571, 1998.
- [5] A. P. Dempster, N. M. Laird and D. B. Rubin, “Maximum-likelihood from incomplete data via the EM algorithm,” *J. Royal Statist. Soc. Ser. B*, **39**, pp. 1-38, 1977.