

## インターネット・Webを活用した国民の合意形成について

細井 真人<sup>1</sup>

内田 幸夫<sup>2</sup>

### 要旨：

日本の現行の議政における議論を通じてより効率的な提案に対する議員・国民の賛同が広がっているであろうか。我々は組織・社会の学習促進・支援のために Web 活用情報システムの研究を行っており、合意形成を支援する Web 議会システムの設計を行なっている。本報告では、Web 議会システムの設計において特定の利益集団からの集団的投票行動を排除し投票結果を正しく予測する推定法として層別推定法が有効であることをエージェントシミュレーションと数値分布法により明らかにした。是正しなければ余りにも犠牲が大きすぎる制度の改革において、国民の迅速な学習促進とその結果到達する合意形成はとても重要であり、そのためには、実証、実験による人間行動の分析や理解とそれらを踏まえた経済制度設計に加え、ソフト・コンピューティングによる幅広いシミュレーションと情報システムを活用した社会の学習を促進・支援する研究も必要であると思われる。

JEL 分類番号： C63, D72

キーワード：合意形成，投票，民主主義，エージェントシミュレーション，数値確率分布法

---

<sup>1</sup> 大阪経済大学経営情報学部 Email: hosoi@osaka-ue.ac.jp

<sup>2</sup> 岐阜聖徳学園大学経済情報学部 Email: uchida@gifu.shotoku.ac.jp

## 1. はじめに

効率的な資源配分には「市場の整備」と「市場の失敗の是正」が必要であるが、失敗の原因には「政府の失敗」や「国民の失敗」も多い。税制や社会保障制度の改革にみられるように、制度変更案については経済学的には正しくとも民主主義の下では国民の合意が得られず、痛みを伴う改革が先送りされる日本化現象が見受けられる。このような現象に対して、現行の議会、選挙制度とマスメディア中心の世論形成は無力に近い状況である。今日の困難な経済環境の中で、制度変更への国民の合意を如何に行うか。合意形成を支援するためには、実証、実験による人間行動の分析や理解とそれらを踏まえた経済制度設計の研究に加え、ソフト・コンピューティングによる幅広いシミュレーションと情報システムにより、個々の人間行動を踏まえた社会全体の学習を促進・支援するシステムの設計、構築に関する研究も必要ではなかろうか。

## 2. Web 議会システムの設計 合意形成支援システム

日本の現行の議政における議論を通じて、より効率的な社会の仕組みが制定されているであろうか。議論を通じて、より効率的な提案に対する議員、国民の賛同が広まっているであろうか。個々の人間的行動を前提として民主主義のメカニズムを向上させるには、人間集団の社会的学習が必要である。市場機能が働きにくい場において、利害が対立する難題の解決には、決定プロセスの透明性と明快な可視化が必要であろう。一方で、情報通信技術の格段の進歩により住民参加による改革促進の可能性も向上してきている。我々は、組織・社会の学習促進・支援のために Web 活用情報システムの研究を行っており、一例として、合意形成を支援する Web 議会システムの設計を行った（細井・内田(2011)）。

Web 議会システムとはインターネット上の議場であり、国民や住民がインターネット上で議論を行い合意形成と議案採決を行う場である。参加メンバーには会員番号が付与され、有志による会議室での議論と必要に応じた調査投票を行いながら、予備審議会、審議会、全会員での本投票を順に進み、全体の合意形成を行うシステムである。良い提案、活動を行う会員に対しては、ランキングシステムによりインセンティブを与える。このような Wiki や SNS を含む情報技術を活用した行政への住民参加や意思決定、投票に関する研究および取り組みは e-Government や e-Democracy として展開されているが、行政の効率化、民意の反映といった観点からの取り組みが多い。我々の研究は、市場機能を補完するものとして Web 情報システムを活用し、民意の学習を促し、社会の最適化を目指すところに特徴がある。

Web 議会システムでは不必要な本投票を避けるために、調査投票の信頼性を確保する予測アルゴリズムを開発する必要がある。各会議室での調査投票は本投票で過半数の支持を

獲得できるか否かの目安となるものであるので、調査投票に参加する者が会員全体と類似の縮小構成であるならば良いが、特定の利益集団からの賛同者（反対者）が会議室や調査投票に集中した場合にはその影響を排除する予測アルゴリズムを実装しなければならない。そこでシミュレーションを用いて各種予測手法の信頼性の評価を行う。

### 3. シミュレーション・モデル

全会員（ $Na$ 名）のうち一定数（ $Nv$ 名）の会員を会議室に参加し調査投票に参加する可能性がある会員（潜在的調査投票参加者）とみなし、議案ごとに、潜在的調査投票参加者うち無作為に選択した一部の会員（ $Ns$ 名）が実際に調査投票に参加するものとする（調査投票参加者）。本投票には全会員が参加するものとする（本投票参加者）。本実験では、潜在的調査投票参加者に特定の利益集団に所属する会員が多数（ $Ng$ 名）集中することで標本に偏りができる場合と、特定の利益集団に所属する会員が集中すること無く標本が中立的な場合の2つのケースを想定し、過去の投票履歴（ $Kv$ ）を利用しながら各種推計法（単純推計法、ベイズ推計法、層別推計法）により調査投票から本投票の結果（賛成多数、保留多数、反対多数）を予測し、予測的中判定を行う。この判定を、各推計法の各投票履歴  $Kv$  に対して  $Kf$  回行い、予測性能の信頼性の確率値（予測的中回数/ $Kf$ ）を算出する。また、会員  $j$  ( $j=1,2,\dots,Na$ ) は会員個性  $z_j$  を持つ。会員  $j$  の議案  $t$  に対する賛否  $x_t^j$  は、会員  $j$  の投票性向  $f_t^j(z_j, rand())$  の値の大きさ、および議案  $t$  の会員全体の支持割合  $g_t(rand())$  から決定する。全会員についての本投票の記録および潜在的調査投票参加者についての調査投票の記録を  $Kv+Kf$  回生成し、シミュレーションを行う。

ここまでの手続きを1回のシミュレーション結果とする。このシミュレーション結果は確率的であることから、シミュレーションを  $r$  回繰り返す、結果の評価を行う。シミュレーションに用いたパラメータを表1に示す。シミュレーション中の乱数には MT 乱数を用い周期性は排除している。

表1 パラメーター一覧

|  |                                   |                          |
|--|-----------------------------------|--------------------------|
| $Na = 100$ (母集団サイズ),   | $Nv = 30$ ,                       | $Ns = 20$ (標本サイズ),       |
| $Ng = 10$ ,  | $Kv = 2^n$ ( $n = 2,3,\dots,9$ ), | $Kf = 100$ , $r = 100$ , |
| $z_j \sim \begin{cases} Un[80,90]_{j \in S} \\ Un[20,80]_{j \notin S} \end{cases} \quad (j = 1,2,\dots,Na),$ |                                   |                          |

### 4. 分析枠組み

Web 議会システムでは、調査投票の結果から本投票の結果（賛成多数、保留多数、反対多数）を予測する。特定の利益集団からの集団的投票行動をスパム投票とし、スパム投票

があったとしてもその影響を排除して全体の意思決定である本投票の結果を正しく予測できる性能の高い推計手法を開発したい。今回準備した推計手法は、単純推計法、ベイズ推計法、層別推計法の3手法であり、アルゴリズムの概要は以下である。

**単純推計法(S)**：調査投票の単純平均により本投票の結果を推計する。過去の投票履歴データは活用しない。

**ベイズ推計法(B)**：過去の投票履歴データより会員個人の投票傾向を算出しそれを重みにする。個人  $j$  が賛成( $o$ )のとき( $o_j$ )の本投票の全体結果が反対( $x$ )である確率  $\Pr(x | o_j)$ 等の値を算出し、それらを推計の重みとする。

**層別推計法(G)**：標本調査法における層別抽出法を応用した手法である。過去の投票履歴の分析により会員間の関連性を算出し会員の分類を行い、集団の規模と会員の所属集団を推測し、それらを重みに反映させる。ある特定の利益集団が調査投票に集中しても、推計した母集団での集団規模に応じた重みで処理を行う。今回は、参照する過去の投票履歴において投票内容の一致比率が80%以上の関係にある会員同士を同一集団と推測している。

表2 各種推計法の信頼性の平均値（標準偏差）

| 投票履歴<br>2 <sup>n</sup> | 標本に偏りのある場合(特定集団集中) |             |            | 標本が中立的な場合(中立的) |             |            |
|------------------------|--------------------|-------------|------------|----------------|-------------|------------|
|                        | 単純推計法              | ベイズ推計法      | 層別推計法      | 単純推計法          | ベイズ推計法      | 層別推計法      |
| n=2                    | 66.0 (6.6)         | 57.4 (5.4)  | 72.0 (7.0) | 77.6 (5.4)     | 73.0 (6.1)  | 79.3 (5.5) |
| n=3                    | 66.0 (6.6)         | 60.9 (12.1) | 80.9 (5.2) | 77.6 (5.4)     | 62.3 (11.7) | 83.8 (5.3) |
| n=4                    | 66.0 (6.6)         | 63.5 (12.1) | 81.4 (5.2) | 77.6 (5.4)     | 66.6 (12.3) | 84.7 (4.2) |
| n=5                    | 66.0 (6.6)         | 69.8 (12.1) | 80.7 (5.5) | 77.6 (5.4)     | 72.4 (11.4) | 84.6 (4.8) |
| n=6                    | 66.0 (6.6)         | 72.8 (11.7) | 81.5 (4.9) | 77.6 (5.4)     | 75.5 (11.2) | 84.4 (4.7) |
| n=7                    | 66.0 (6.6)         | 78.0 (9.6)  | 81.6 (4.6) | 77.6 (5.4)     | 80.1 (8.4)  | 84.2 (4.3) |
| n=8                    | 66.0 (6.6)         | 81.4 (6.6)  | 81.6 (4.7) | 77.6 (5.4)     | 83.2 (5.9)  | 84.0 (4.6) |
| n=9                    | 66.0 (6.6)         | 84.0 (4.8)  | 81.6 (4.7) | 77.6 (5.4)     | 85.4 (4.1)  | 84.2 (4.8) |

## 5. シミュレーション結果

シミュレーションの結果を表2および図1に示す。特定の利益集団が調査投票に集中している場合（特定集団集中）では単純推計法の信頼性は低い。ベイズ推計法の結果は標準偏差も大きく不安定であり、学習効果が現れるには、特定集団が集中している場合、中立的な場合のいずれにおいても2<sup>6</sup>程度の投票履歴を必要とする。一方、層別推計法はいずれにおいても2<sup>3</sup>程度の少ない投票履歴から高い信頼性を示している。投票における人間の行動基準が変化することから、少ない投票履歴から高い信頼性を示すことが必要である。シミュレーション結果の真の分布は未知であり、時間とともに確率分布が変化するダイナミック確率現象となっているが、数値確率分布法(Hosoi and uchida(2008))を用いれば容易に分布を推定できる。図2、図3、図4の左図では特定集団が集中している場合における各種推計法の投票履歴による分布の変化を、右図では中立的な場合における各種推計法の投票履歴による分布の変化を観察できるが、層別推計法が少ない投票履歴からも良好な性能

を示していることが分かる。以上のことから層別推計法を採用し予測を行うことで調査投票における利益集団の影響を排除することが可能な Web システムを設計することができる。

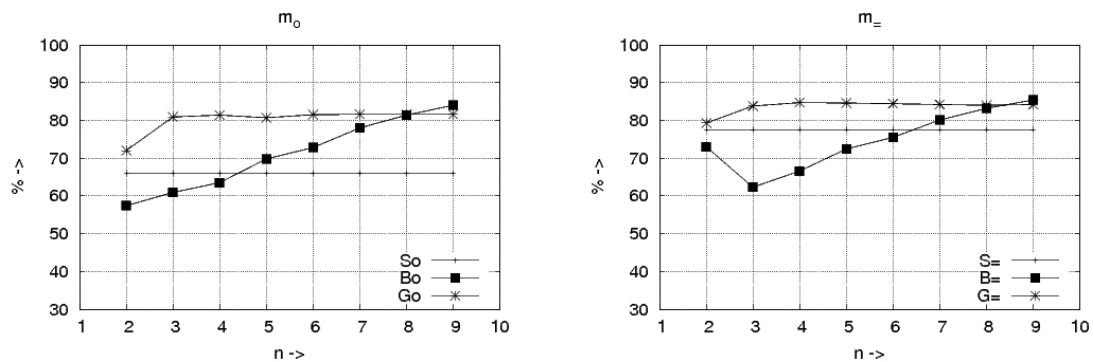


図1 投票履歴に対応した各種推計法の予測性能の平均値の推移

左図：特定集団集中，右図：中立的，横軸：投票履歴( $2^n$ ) 縦軸：予測性能の平均値

So：単純，Bo：ベイズ，Go：層別，S=：単純，B=：ベイズ，G=：層別

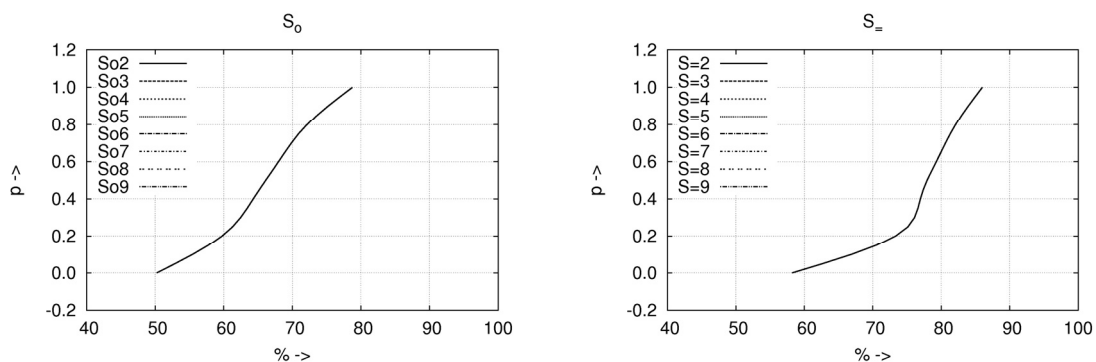


図2 単純推計法の予測性能の分布の投票履歴による変化

左図：特定集団集中，右図：中立的，横軸：予測性能，縦軸：累積確率

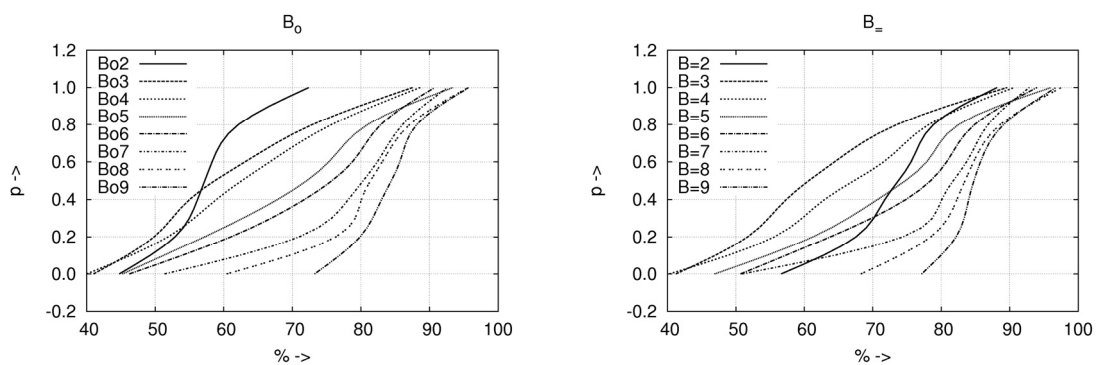


図3 ベイズ推計法の予測性能の分布の投票履歴による変化

左図：特定集団集中，右図：中立的，横軸：予測性能，縦軸：累積確率

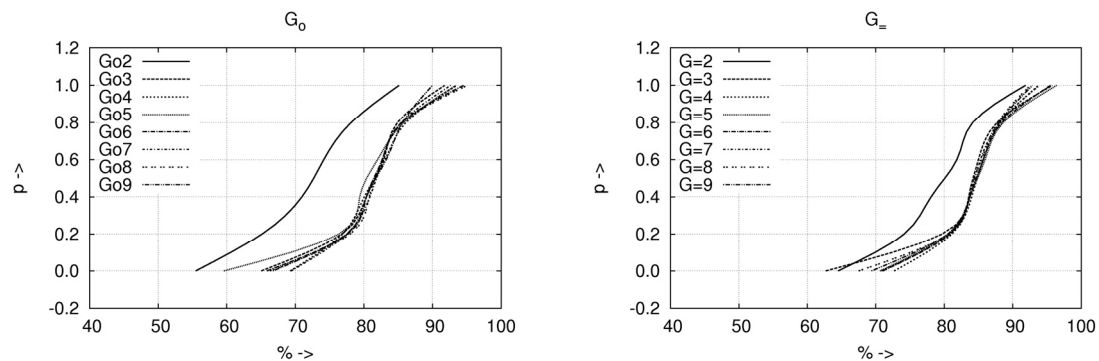


図4 層別推計法の予測性能の分布の投票履歴による変化

左図：特定集団集中，右図：中立的，横軸：予測性能，縦軸：累積確率

## 6. おわりに

本報告では個々の人間行動を基礎として合意形成を支援する情報システムの設計において、特定の利益集団からの集団の投票行動を排除し投票結果を正しく予測する推定法として層別推定法が有効であることを、エージェントシミュレーションと数値分布法により明らかにした。是正しなければ余りにも犠牲が大きすぎる制度の改革において、メンバー（国民）の迅速な学習促進とその結果到達する合意形成はとても重要であり、ソフト・コンピューティングによる幅広いシミュレーションと情報システムの活用により、個々の人間的行動を踏まえた社会全体の学習促進・支援するシステムの設計、構築につなげたい。

## 引用文献

Hosoi, M and Uchida, Y, 2008. Fundamental algorithm of the numerical probability distribution method. Proc. of the International Association for Statistical Computing (IASC2008), 552-561.

細井真人, 内田幸夫, 2011. 数値確率分布法を用いたダイナミック確率現象の分析. Proc. of JAWS-2011, CD-ROM