

構造化隠れマルコフモデルによる 討議過程の分析

森崎 孔太¹・塚井 誠人²

¹学生員 広島大学大学院 工学研究科 (〒739-8527 広島県東広島市鏡山1-4-1)

E-mail:m124753@hiroshima-u.ac.jp

²正会員 広島大学大学院准教授 工学研究院 (〒739-8527 広島県東広島市鏡山1-4-1)

E-mail:mtukai@hiroshima-u.ac.jp

本研究は、社会的な役割や経験の異なる利害関係者が参加して行われる公的討議の場において、討議の過程と発言された意見の推移や発言者の関係を明らかにするために隠れマルコフモデルの推移確率をロジットモデルによって構造化した。対象データは、討議実験で得られた発言にテキストマイニング手法を適用して、単語の共起関係や係り受け関係をもとに抽出した意見の系列である。構造化隠れマルコフモデルを適用することにより、隠れ状態に影響を与える要因が明らかとなり、各隠れ状態の特徴を記述し、討議の流れを把握できる。今後は、本分析から得られる隠れ状態の特徴をふまえて、討議参加者の納得度を高める討議運営を検討する。

Key Words : hidden markov model, logit model, discussion experiment

1. はじめに

近年、効率的な事業執行と住民ニーズの多様化への対応の両立を目的として、住民と行政の間で事業の実施計画の詳細を設計する機会が、多く設けられるようになってきている。たとえば、地域公共交通会議などでは、限られた財源や採算性の制約の中で、できる限り多くの住民のニーズを満たすサービス供給に向けた話し合いが行われる。しかし、委員会参加者はそれぞれ社会的な役割や経験の異なる利害関係者で構成されており、政策に対する考え方のみならず、委員会の位置付けに対する考え方も多様である。その結果、場合によっては解決すべき課題に対する認識が異なり、互いの主張が理解できない状況も起こり得る。

公的討議では、限られた回次内で一定の結論を得るというタスクを課せられるため、各回で行われる討議を充実させる必要がある。また、公的討議で決定した政策は、討議に参加していない関係者にも影響が及ぶため、討議を運営する司会者は幅広い視野からの主張を踏まえて利害を調整しなければならない。

本研究が想定する討議の目的は、1) 議事に関連する課題の洗い出しと、2) それらに対する妥当な配慮や対策を含む代替案の提示、である。このとき、討議フェイズと話題の広がり、および期待される司会者の役割は、

図-1のように整理できる。図中で導入から展開に至るフェイズは、ブレインストーミングと呼ばれる。このフェイズにおいて司会者は、参加者の理解に配慮しつつ、できるだけ幅広い視点からの発言を促す役割を担っている（図中外向き矢印）。一方、収束から総括に至るフェイズにおいて司会者は、前半とは逆に、総括に向けて話題の広がりをやや抑えつつ、政策実施によって不利益を受ける関係者への配慮に必要な対策を、代替案に盛り込む役割を果たさなくてはならない（図中内向き矢印）。こ

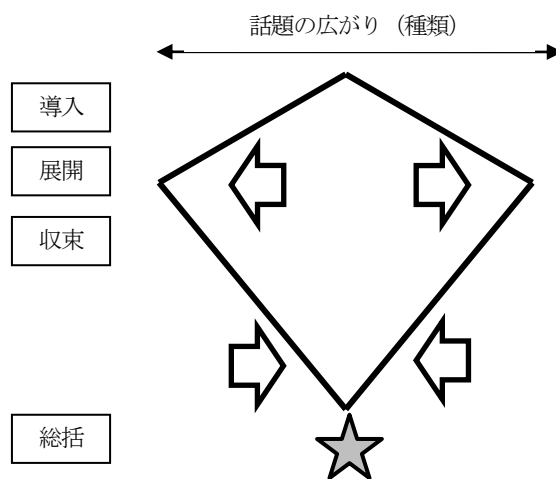


図-1 討議フェイズと話題の広がり

のように司会者は、討議フェイズを念頭に置いた議事進行に関わる関与が求められる。

公的討議について、著者ら¹⁾は、討議参加者に与える情報量の違いが討議過程、討議評価に及ぼす影響、および結論に対する納得度を向上させる要因を明らかにすることを目的とした討議実験を行った。この研究では、討議実験での全発言を採録した発言録データベースにテキストマイニング手法を適用して発言者の意見を抽出し、その推移をマルコフ推移確率により定量的に表現した。意見推移の特異性を算出したマルコフ推移確率に基づいて、その発言推移の特性が参加者、司会者の評価、および、討議プロセスの評価に及ぼす影響を明らかにした。

著者らのこれまでの研究では、意見推移と発言者推移のそれぞれに、討議中一定の推移確率を仮定した単純なマルコフ過程を当てはめていた。しかし、実際の討議の場合では、討議フェイズごとに話題の広がり方は変化する。また、一部の発言者の討議スキルや社会的な地位が際立つ場合、他の参加者がその発言者の意見に強く左右されて、意見の傾向や発言の割合が変化することがある。以下の状況はいずれも討議フェイズによって意見推移確率が変化する状況に対応すると考えられるため、モデルの改良が必要と考えられる。

本研究では、テキストマイニング手法によって抽出された発言回次ごとの意見の系列に隠れマルコフモデルを適用し、その推移の特徴を明らかにする。隠れマルコフモデルは、観測された意見や発言者の推移に影響を与える隠れ状態の推移確率と、隠れ状態別の意見出力確率によって、討議の進行を記述する。しかし、得られた状態推移確率と意見出力確率は、討議中は一定であるうえ、これらを観察するだけでは隠れ状態が持つ特徴を解釈できないという欠点がある。そこで、隠れ状態の推移確率に影響を与える潜在変数をロジットモデルとして、隠れマルコフモデルに組み込むことにより、討議フェイズや発言者の個人属性などの関連性を統計的に明らかにするとともに、隠れ状態の特徴が解釈可能な討議プロセスのモデル化手法を提案する。

2. 構造化隠れマルコフモデルの概要

(1) 隠れマルコフモデル

隠れマルコフモデル²⁾は、あるシステムがマルコフ過程に従って推移する内部状態を持ち、各状態に応じた記号を確率的に出力するとき、記号の出現確率分布からシステム内部の状態推移を推定する確率モデルである。隠れマルコフモデルは以下の 5 組の特性変数 $M = (Q, \Sigma, A, B, \pi)$ によって定義される。

図-2 に $N = 2$, $K = 3$ のときを例示する。同図におい

て、意見出力確率は隠れ状態に対してそれぞれ定まっており、意見出力確率の変化は隠れ状態間の推移によって表現される。なお隠れ状態の推移は初期を除いて意見出現回次間で発生する、と仮定する。

① $Q = \{q_1, \dots, q_N\}$: 隠れ状態の有限集合

② $\Sigma = \{o_1, \dots, o_K\}$: 出力される意見の有限集合

③ $A = \{a_{ij}\}$: 隠れ状態推移確率分布

a_{ij} は隠れ状態 q_i から隠れ状態 q_j への推移確率であり、 $\sum_j a_{ij} = 1$ を満たす。

④ $B = \{b_i(o_k)\}$: 意見出力確率分布

$b_i(o_k)$ は隠れ状態 q_i で意見 o_k を出力する確率であり、 $\sum_k b_i(o_k) = 1$ を満たす。

⑤ $\pi = \{\pi_i\}$: 初期隠れ状態確率分布

π_i は隠れ状態 q_i が初期状態である確率 $P(X_1 = q_i)$ である。

本研究では、隠れマルコフモデルにおける出力記号 O を討議実験で参加者が発言した意見とする。立場の異なる参加者間で行われる討議では、意見の出現確率が討議中に一定となることは考えにくいいため、隠れた状態 Q を考慮したモデルを導入して、討議の分析を行う。

(2) バウム・ウェルチアルゴリズム³⁾

音声認識や自動翻訳の分野において、確率モデルのパラメータを最尤法に基づいて推定する統計的手法として、EMアルゴリズム (Expectation-maximization algorithm) が多く用いられる。EMアルゴリズムは反復法的一种であり、期待値ステップと最大化ステップを交互に繰り返して、パラメータ推定を行う。期待値ステップでは、現在推定されている潜在変数の分布に基づいて、モデルの対数尤度関数を設定する。最大化ステップでは、期待値ステップで求めた対数尤度関数を最大化するパラメータを求める。最大化ステップで求めたパラメータは、次の期待値ステップで使われる潜在変数の分布の決定に用いられる。バウム・ウェルチアルゴリズムは、EMアルゴリズムの一種であり、以下に示す前向きアルゴリズムと後向きアルゴリズムを用いて補助パラメータを更新し、直接期待値ステップを行うことなく、最大化ステップを行える。

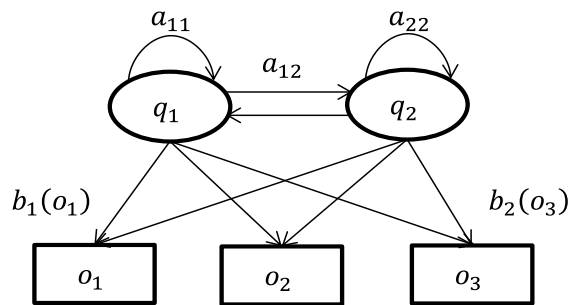


図-2 隠れマルコフモデルの例

① 前向きアルゴリズム (補助パラメータ α の推定)

モデル M が $o_1^k = o_1 \cdots o_k$ を生成して、時刻 t で状態 q_i に到達する確率を導入する.

$$\alpha_t(i) = P(o_1^k, X_t = q_i | M) \quad (1)$$

各状態 $i = 1, \dots, N$ に対して、前向き確率を初期化する.

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_i(o_1) \quad (2)$$

各時刻 $t = 1, \dots, T-1$, 各状態 $j = 1, \dots, N$ について、前向き確率を再帰的に計算する.

$$\alpha_{t+1}(j) = \left[\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right] b_j(o_{k+1}) \quad (3)$$

② 後向きアルゴリズム (補助パラメータ β の推定)

状態 q_i から始まる状態推移によって $o_{k+1}^K = o_{k+1} \cdots o_K$ が生成される確率を導入する.

$$\beta_t(i) = P(o_{k+1}^K | X_t = q_i, M) \quad (4)$$

各状態 $i = 1, \dots, N$ に対して、後向き確率を初期化する.

$$\beta_T(i) = 1 \quad (5)$$

各時刻 $t = T-1, \dots, 1$, 各状態 $i = 1, \dots, N$ について、後向き確率を再帰的に計算する.

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(o_{k+1}) \beta_{t+1}(j) \quad (6)$$

③ 補助パラメータ γ の推定

与えられた記号系列 $o_1^K = o_1 \cdots o_K$ に対し、状態 q_i から状態 q_j への推移が、時刻 t で生じた確率 $\gamma_t(i, j)$ を考える.

$$\begin{aligned} \gamma_t(i, j) &= P(X_t = q_i, X_{t+1} = q_j | o_1^K, M) \\ &= \frac{P(X_t = q_i, X_{t+1} = q_j, o_1^K | M)}{P(o_1^K | M)} \\ &= \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{k+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^N \alpha_t(i)} \end{aligned} \quad (7)$$

また、 $\gamma_t(i)$ を以下のように定義する.

$$\gamma_t(i) = \sum_{j=1}^N \gamma_t(i, j) \quad (8)$$

以上をもとに、パラメータの再推定を行う.

$$\bar{\pi}_i = \gamma_1(i) \quad (9)$$

$$\bar{a}_{ij} = \sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i, j) / \sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i) \quad (10)$$

式(10)は、状態 i から状態 j へ遷移する回数の期待値と状態 i から遷移する回数の期待値の比を表わす.

$$\bar{b}_{ij} = \sum_{t: o_t = k} \gamma_t(i) / \sum_{t=1}^T \gamma_t(i) \quad (11)$$

式(11)は、状態 i に滞在し記号 k を出力する回数の期待値と状態 i に滞在する回数の期待値の比を表わす.

バウム・ウェルチアルゴリズムでは、まずパラメータ $\pi_i, a_{ij}, b_i(k)$ に適当な初期値を設定する. そして、式(3), (6), (7), (8)を用いて α, β, γ を求めて、 $\pi_i, a_{ij}, b_i(k)$ を求める. 得られた $\pi_i, a_{ij}, b_i(k)$ を用いて、再び式(3), (6), (7), (8)から α, β, γ を求め $\pi_i, a_{ij}, b_i(k)$ を更新するという手順を収束するまで繰り返す.

一連の計算手順においては、パラメータ $\pi_i, a_{ij}, b_i(k)$ に適当な初期値を設定する必要がある. ただし、設定した初期値によって推定されるパラメータの値が変わる可能性がある. つまり、バウム・ウェルチアルゴリズムで得られる解は、唯一の最大尤度解ではなく極大尤度解となる可能性がある. また、隠れ状態の数は外生的に設定し、最適な隠れ状態の数を探索しなくてはならない.

隠れマルコフモデルを用いた既往研究として、山本ら⁴⁾は、電話の対話文に現れる単語を出力として全隠れ状態間の遷移が許された隠れマルコフモデルによって確率つきネットワーク文法を自動的に獲得する実験を試みた. 実験は、対話文をモデルの学習用 (closedデータ) と検証用 (openデータ) に分けてバウム・ウェルチアルゴリズムを用いて学習させ、3種類の状態数 (2, 4, 8状態) について、その尤度を比較した. なお、モデルパラメータは状態数が多いほど尤度が増加することが明らかになった. また、openデータとclosedデータの尤度に大差はなく、推定されたモデルは入力データの文法的な特徴を示す構造を学習することができていた.

(3) 隠れ状態の構造化

意見の推移や発言者の推移に影響を与える隠れ状態と、討議フェイズや発言者の個人属性との関係を把握するため、隠れ状態間の推移を、参加者の個人属性やその時点までの討議の特徴によって記述する.

まずパラメータ $\pi_i, a_{ij}, b_i(k)$ に適当な初期値を設定し、前節で示したバウム・ウェルチアルゴリズムに沿って、式(7), (8)の補助パラメータ γ まで求める. つぎに、従来の隠れマルコフモデルでは時刻によって一定であった状態推移確率を、隠れ状態の解釈が可能となるよう時刻 t ごとの状態推移確率としてパラメータの推定を行う. つまり式(10)を式(12)のように置き換える.

$$\bar{a}_{ij}^t = \gamma_t(i, j) / \gamma_t(i) \quad (12)$$

以後、パラメータを更新する際に式(3), (6), (7)の a_{ij} を、推定した時刻 t ごとの状態推移確率 $\bar{a}_{ij}^t$ で更新するという手順を収束するまで繰り返す.

一方、時刻 t の状態推移確率 $\bar{a}_{ij}^t$ はロジットモデルを用いて構造化することとする. 隠れ状態 i の下で j に推移する確率はロジットモデルで表現する. ここで、 $i \rightarrow j$ の推移に影響を与える潜在変数を、式(13)で定義する.

$$V_{ij} = \sum_{s \in S} \theta_s Z_{s,ij} \quad (13)$$

ここで、 θ_s は s 番目の変数のパラメータ、 $Z_{s,ij}$ は状態 i から状態 j に推移する際の s 番目の説明変数を表す。説明変数としては、討議の進行によって変化する時刻 t までの発言量（単語数や文数）や発話時間、あるいは参加者の性別や年齢（学年）のような討議を通して変わらない個人属性が考えられる。

時刻 t ごとの状態推移の結果 δ_{ij}^t を確率的に捉え、推定した発言回ごとの状態推移確率 a_{ij}^t とみなす。したがって、各隠れ状態 i の下で定義されるロジットモデルの尤度関数は、式(14)で表される。

$$L_i = \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} a_{ij}^t \ln \frac{\exp[V_{ij}]}{\sum_{k \in J} \exp[V_{ik}]} \quad (14)$$

すなわち、状態 i に対して最尤推定法によって L_i を最大にするパラメータ θ_s を求める。

(4) ビタビアルゴリズム

バウム・ウェルチアルゴリズムによって隠れマルコフモデル M を推定した後で、出力記号 O とモデル M を所与として、出力記号 O を生成したモデル M の最適な状態推移系列を求めることができる。これには、以下に示すビタビアルゴリズムを用いる。

モデル M が $o_1^k = o_1 \dots o_k$ を生成して、時刻 t で状態 q_i に到達する状態推移系列のうち、最大の確率値を与える状態推移系列だけを記憶していけば、最終的に最適な状態推移系列を求めることができる。そこで、時刻 t で状態 q_i に到達する状態推移系列に関して、最大の確率値を $d_t(i)$ で表す。

$$d_t(i) = \max_{q_1^{t-1}} P(q_1^{t-1}, X_t = q_i, o_1^t | M) \quad (15)$$

また、状態推移系列を復元するためには、最大の確率値を与える直前の状態 ψ を記憶しておく必要がある。各状態 $i = 1, \dots, N$ に対して、変数の初期化を行う。

$$d_t(i) = \pi_i b_i(o_1) \quad (16)$$

$$\psi_1(i) = 0 \quad (17)$$

各時刻 $t = 1, \dots, T-1$ 、各状態 $j = 1, \dots, N$ について、再帰的に $d_t(i)$ を更新する計算を実行する。

$$d_{t+1}(j) = \max_i [d_t(i) a_{ij}^t] b_j(o_{t+1}) \quad (18)$$

$$\psi_{t+1}(j) = \operatorname{argmax}_i [d_t(i) a_{ij}^t] \quad (19)$$

再帰計算が終了したとき、最終時刻 T において、意見出力確率の最大値 $\hat{P}$ およびそのときの状態 i を求められる。

$$\hat{P} = \max_i d_T(i) \quad (20)$$

$$\hat{q}_T = \operatorname{argmax}_i d_T(i) \quad (21)$$

次に、バックトラックによって、時刻 $T \rightarrow 0$ に遡及して、最適状態推移系列を復元する。

$t = T-1, \dots, 1$ に対して、再帰的に式(22)を適用する。

$$\hat{q}_t = \psi_{t+1}(\hat{q}_{t+1}) \quad (22)$$

3. データの概要

本研究では、隠れマルコフモデルが出力する観測値として、討議実験で得られた意見推移データを用いる。データの詳細に関しては難波ら¹⁾の研究を参照されたい。

表-1 グループ1の第3回発言録から抽出された意見

ID	意見	略称
3.1	B案の24時間とA案の6時間では、交通事故に影響が出ると思う	交通事故への影響
3.2	カーシェアリングで24時間以上の利用に料金を上げる	時間料金の変更
3.3	カーシェアリングによって、マイカーを持つ人が減る	マイカー低減効果
3.4	A案の料金体系、利用時間を変える	A案の施策の変更
3.5	利用目的は主に課外活動だと考える	カーシェアリングの利用目的
3.6	カーシェアリングでの車には、荷物運びと言う意味がある	カーシェアリングのメリット
3.7	利用目的、利用時間、料金体系を話し合うことで、意見をまとめていきたい	議論の方向性
3.8	参加者に発言を促すための発言	司会者の介入
3.9	意見3.1～3.8に該当しない発言	その他

表-2 グループ2の第3回発言録から抽出された意見

ID	意見	略称
6.1	1回目や前回も視点に入れて、意見を聞いていきたい	前回の討議までの視点
6.2	環境問題という視点について、利用時間が6時間は良いと思う	環境に配慮した利用時間
6.3	利用時間を制限するのが良い	利用時間の制限
6.4	料金体系と利用時間について、今のままではできないと思う	システムの問題
6.5	カーシェアリングのニーズはあると思う	カーシェアリングのニーズ
6.6	マイカーに比べて、カーシェアリングや公共交通は環境負荷低減効果がある	カーシェアリングの環境への影響
6.7	公共交通機関の改善に取り組むよりも、カーシェアリング導入に賛成だ	カーシェアリング導入に賛成
6.8	参加者に発言を促すための発言	司会者の介入
6.9	意見6.1～6.8に該当しない発言	その他

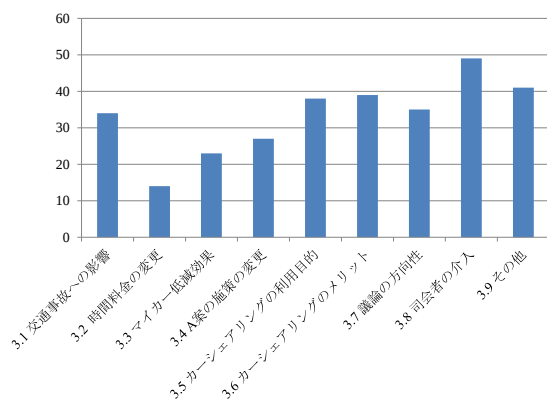


図-3 グループ1第3回の意見ごとの発言回数

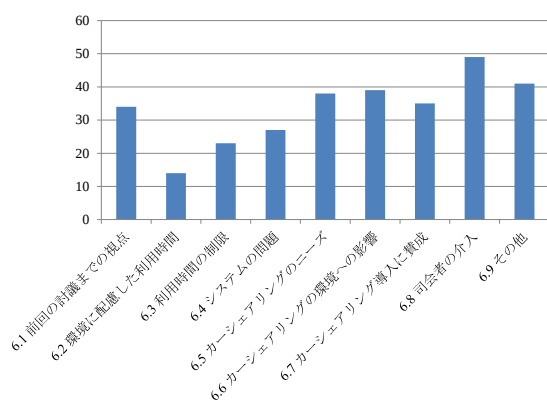


図-4 グループ2第3回の意見ごとの発言回数

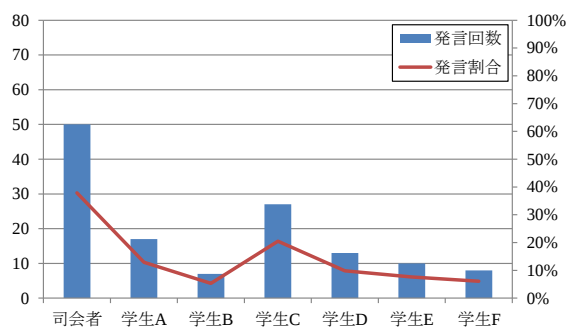


図-5 グループ1第3回の参加者の発言回数と発言割合

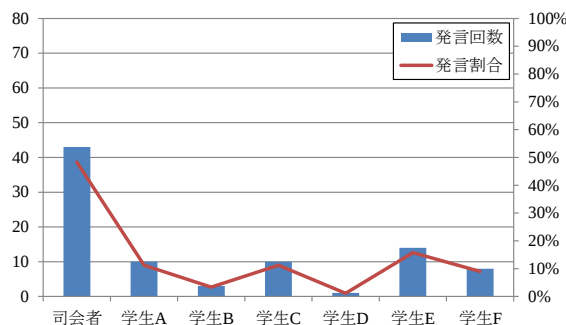


図-6 グループ2第3回の参加者の発言回数と発言割合

討議実験の概要は、討議参加者として広島大学に在籍する学生12名を募集し、6名ずつの2グループとした。1グループの討議回数は3回である。討議テーマは「広島大学におけるカーシェアリング導入案の検討」であり、最終的に複数の代替案から1つの政策代替案を絞り込むタスクを課した。各回で議題を設け、それぞれについて、話し合いによりグループの総意としての回答を求めた。

意見は、討議の発言録をテキスト化し、形態素解析により各文を形態素に分解し、名詞および用言を対象に単語の共起関係ならびに係り受け関係をもとに抽出した。意見の数は、6~10の間で、その内容は、議題に関することや他の参加者への質問、司会者の介入などである。

表-1、2にグループ1の第3回発言録とグループ2の第3回発言録から抽出された意見を示す。グループ1では、時間料金の変更やA案の施策の変更といった具体的な施策の設定に関する意見が見られる。一方グループ2では、システムの問題やカーシェアリングの環境への影響といった導入に関わる大枠についての意見が見られた。図-3、4にグループ1の第3回とグループ2の第3回の意見ごとの発言回数をそれぞれ示す。どちらのグループも司会者の介入に関する発言回数が最も多く、カーシェアリングに関する意見についても発言回数が多い。図-5、6にグループ1の第3回とグループ2の第3回の討議参加者の発言回数と発言割合をそれぞれ示す。発言回数は司会者、もしくは参加者が発言してから他の参加者が発言するまでを、1発言としてカウントした。どちらのグループも司会者の発言回数が最も多い。グループ1では、学生Cの発言回数がやや多く、それ以外の学生も10回前後は発言している。グループ2では、突出して発言回数の多い学生はおらず、学生Bと学生Cの発言回数がどちらも3回以下と少ない。

4. おわりに

本稿では、隠れマルコフモデルの状態間推移確率をロジットモデルを用いて構造化した、構造化隠れマルコフモデルを提案した。さらに、提案モデルを用いて討議における意見の出現や意見推移、発言者推移といった討議過程をモデル化し、意見出力確率に基づいて隠れ状態の特徴を考察する手順についてまとめた。提案モデルを用いることにより、状態推移確率に影響を与える要因から隠れ状態と討議フェイズや発言者の関係を明らかにできると考えられる。分析結果に関しては発表の際に報告する。

参考文献

- 1) 難波雄二，塚井誠人，森崎孔太：政策代替案の検討

を行う討議に関する統計的分析，土木計画学研究・講演集，Vol.45，2012.

- 2) 北研二：確率的言語モデル，東京大学出版会，2004.
- 3) 村上仁一：Baum-Welch アルゴリズムの動作と応用例，IEICE Fundamentals Review Vol.4 No.1.
- 4) 山本寛樹，村上仁一，嵯峨山茂樹：隠れマルコフモ

デルによる言語モデル自動獲得の検討，全国大会講演論文集 第 45 回平成 4 年後期(3)，227-228，1992.09.28.

(2013.8.2 受付)