

隠れマルコフモデルを用いた討議文脈遷移
に関する研究

平成22年2月5日

京都大学工学部地球工学科

土木工学コース

森野悠樹

要 旨

現在、公共プロジェクトを実施する上で、住民及び専門家の意見を計画プロセスに反映させるために公的討議の場を設ける事例が増えている。公的討議では、立場の違いの背後に、どのような利害が存在するかについて互いの理解を深める事が目的とされている。しかし多様な参加者間のコミュニケーションでは、発言内容についての解釈の齟齬から、参加者間で非難の応酬が起きたり、場外から野次が飛ばされる等して議論が紛糾し、司会者によって討議が打ち切られてしまうケースが存在する。このような問題を解決し、公的討議を円滑に運営していくためには、討議のあり方、その望ましさを客観的に評価できる手段を設けることが必要である。

このような問題意識から本研究では、討議の望ましさは討議の流れ(文脈の遷移)を見て判断できるものと考え、ファセットという発言の意味カテゴリーと隠れマルコフモデルを用いた、討議の流れの記述を行う。この際、「議論の紛糾」と「司会者の打ち切り」の二つの基準を用いて「望ましい討議」と「望ましくない討議」のテキストに対し、その発話文のファセット分類を行った上で、それぞれの討議の流れ、を隠れマルコフモデルを用いて記述する。この際、単一の発話文よりも大きい「談話」の連鎖構造に着目して、コミュニケーションのモデル化を行う。このようにして、明確な基準の無い「討議の望ましさ」という対象に対して、討議の流れからそれを評価する事が出来ると考える。

目次

第1章	はじめに	1
第2章	統計言語学に基づく公的討議分析	3
2.1	従来の研究概要	3
2.2	隠れマルコフモデルの概要	4
2.3	公的討議分析への応用	7
2.4	公的討議分析手法の概要	10
第3章	分析手法	11
3.1	分析の対象	11
3.2	ファセット分類	12
3.3	モデルの概要	15
3.4	Baum-Welchアルゴリズムによるモデル学習	16
第4章	事例分析	21
4.1	事例概要	21
4.2	パラメータ推定結果とその比較	22
第5章	課題	25
第6章	おわりに	26
	参考文献	27
付録A	数学的補足	付-1
付録B	付図，付表	付-8

第1章 はじめに

現在，公共プロジェクトを実施する上で，住民及び専門家の意見を計画プロセスに反映させる実践が数多く試みられている．これらの取り組みでは，プロジェクト計画の早期段階から行政と専門家，住民の間で事前のコミュニケーションとして討議を行う事で，関係主体のニーズや専門的見地からの助言を計画に反映させる機能が期待されている．

こうした計画早期段階での専門家・住民・行政による公的討議では，参加者間で公共プロジェクトに関わる利害や解釈に相違があるため，合意を形成することは容易ではない．しかし公的討議はそもそもその場で合意を形成する事を最終目的として開かれている訳ではない．屋井¹⁾によれば，広く意見を表明する機会が提供され，関係者間で意見が違ふことや，なぜ意見が異なるかを理解できることに，その核心があるとされている．同様に矢嶋²⁾は，表明された態度や立場の理由になっている利害や関心，懸念についての情報をコミュニケーションの中から引き出し，それについて互いに理解を深める事こそが公的討議の目的であると述べている．またプロジェクトの実施段階になって紛争が起きる事を避ける意味でも，関係主体のニーズを事前に出来るだけ把握する事が必要であろう．

しかし実際には，上記のような目的で開かれたにもかかわらず，立場の異なる相手に対する非難の応酬が起きたり，場外から野次が飛ばされる等して議論が紛糾し，司会者によって討議が打ち切られてしまうケースが存在する．立場の異なる参加者間でコミュニケーションをとっている以上，公的討議の場は紛糾する可能性を常に持っていると言える．しかし，公的討議には限られた時間や費用の中で一定の成果を上げる事が求められているという点を考えれば，やはり，無用な紛糾は避けつつ個々の利害についての相互理解を深めるような意味での「望ましい討議」の実践が求められていると言える．しかし，討議の望ましさについてはまだ明確な基準が存在しないという現状がある．

こうした背景を踏まえ本研究では，言語コミュニケーションの一つである討議に対し，望ましい討議と望ましくない討議でその流れがどのように異なるかを記述することを試みる．具体的には，ファセット分類でカテゴリ化された発話文をシンボ

ル，談話意図を内部状態とした隠れマルコフモデルを用いたコミュニケーションのモデル化を行う。その上で，望ましい討議，望ましくない討議のそれぞれのモデル推定の結果から，それぞれの特徴が結果にどのように反映されているかを見る。

また，「どのテーマについて」「いつの」討議が望ましい形で進められたかを判断するツールとしての本研究の可能性について考える。このツールは，多くの討議を実施したにも関わらず，利害について十分把握することが出来なかったため，実施段階になって紛争が起こる事を避けるのに有用であると考えられる。

具体的な研究の進め方としてはまず，二つの基準を用いて，望ましい討議のテキスト，望ましくない討議のテキストをそれぞれ複数用意し，討議速記録上の発話を論証性の観点からファセット分類する。

その上で，言語コミュニケーションを「異なる意図を持つ談話の連鎖過程」であると考え，これを，ファセット分類された発話をシンボル，談話意図をその出力源(内部状態)と考えて隠れマルコフモデルを用いてモデル化する。そして，望ましい討議，望ましくない討議のそれぞれについてBaum-Welchアルゴリズムを用いてそのモデルパラメータを推計する。

以下，2では本研究の基本的な考え方を示す。3では研究手法について述べる。4では3で示した方法に基づき，実際の討論速記録を用いて望ましい討議と望ましくない討議でモデルパラメータがどのように異なるかを明らかにする。

最後に，5では本研究で用いた手法の問題点，拡張可能性について述べる。

第2章 統計言語学に基づく公的討議分析

2.1 従来の研究概要

近年、テキスト・マイニング、言語の確率論的モデルなど統計言語学に基づく言語的コミュニケーション分析に関する研究が言語学、社会学、情報学の分野で続々と発表されている。土木計画の分野においても、説明責任 (Accountability) を果たすために行われている公的討議に対して、そこで交換した様々な意見を客観的にまとめ分析するために、統計言語学に基づく談話分析手法が提案され始まった。最近の研究では、重要な討議話題の抽出、参加者間の発話類似度、会話パターンなど、討議構造を視覚化により明らかにする研究が行われている^{3) 4) 5) 6)}。

羽鳥^{3) 7)}らは、ファセット理論に基づいて会話パターンを同定する手法を提案した。具体的には、発話を「どのような対象に対して、どのような方法により、どのような方向に働きかけているのか」という対象、関係、方向の三つの概念からファセット分類し、参加者間の類似度及び発話間の類似度をファセット分類で得られた概念の組み合わせ (ストラクチャブル) を利用して計算した。更にその類似度データから多次元尺度構成法を用いて参加者と発話をそれぞれ空間布置する事で、参加者間の意見対立構造の視覚化および討議で生起する会話パターンの同定を行った。

Jeong⁴⁾らは、コーパス言語学に基づいて討議参加者の認識の動的変化と参加者間のコンフリクト状況を可視化する手法を提案した。具体的には、討議速記録と参照コーパスを比較し、TFIDF手法を用いて討議の中心的なトピックの抽出を行い、各参加者がそれらのトピックについて言及した時、トピックに関係する単語と共にどのような単語が生起したか、共起コーパスを調べ、参加者の発話の意味論的構造を多次元ベクトルで表現した。そして、個々の参加者のベクトル間のコサイン距離から参加者間の類似度を計算し、多次元尺度法で空間布置する事で、参加者間の発話類似度の全体的な構造の視覚化を行った。

藤澤⁵⁾らは仮想的なテーマに対する討議実験を行い、そこで観察された発言の量と発言のコーディングから、各参加者の特徴、討議の展開の様子、知識の共有化のプロセスを把握する方法論を提案するとともに、討議を効率的・機能的に行うため

の配慮事項を明らかにした。

これらの従来研究では、公的討議の速記録から観察できる発言コーパスと発言者情報を用い、発言の分解や頻度分析などを通じて討議の全体的な意味論的構造を可視化することが多い。一方本研究では、性質の異なる討議の間で、その流れどのように異なるかを明らかにする手法を提案する。

2.2 隠れマルコフモデルの概要

本研究で用いる隠れマルコフモデルは、主に音声認識の分野で発展してきた確率モデルである。1960年代に基礎的な研究がBaumらによってなされ、1970年代半ば以降計算機が進歩するに伴って、音声のパターン認識における中心的な手法となってきた。隠れマルコフモデルの研究が盛んとなった要因として、それまで用いられていたDPマッチング法に比べ、隠れマルコフモデルが個人差等の音声パターンの「揺らぎ」を反映しやすいモデル⁹⁾であった点と、3.4で示すようなEMアルゴリズムを応用した手法を用いて、音声データからモデルを自動学習出来るという点が、計算機の進歩とうまく適合した点が大きいと考えられる。

この隠れマルコフモデルは、有限個の状態を持ち、初期状態がこれらの状態上に確率的に分布していて、一定周期ごとにある確率(遷移確率)で状態を次々に遷移するとともに、その遷移の度に、もしくは状態に滞在する度にある確率(出力確率)に従い特徴量出力を一回行うというマルコフモデルである⁹⁾。状態遷移に伴って出力がなされるものはMealy型、ある状態への滞在に伴って出力がなされるものはMoore型と呼ばれる。また、状態の遷移に対しては単純マルコフ連鎖を考える場合が一般的である。

このモデルは、観測可能な特徴量の背後にそれを出力した観測不可能な内部プロセスを考える点にその特徴がある。内部プロセスは上述の初期状態確率、遷移確率、出力確率の3つの確率で表されるため、特徴量が分かっても、それがどの状態から出力されたかを一意的に決定することは出来ない(観測出来ない)。このためモデルに「隠れ」という名が冠されている。同じ理由で、モデルの内部プロセスを構成する状態に対しては、通常のマコフモデルと区別するために、「隠れ状態」、「内部状態」等と呼ばれることがある。本研究でもこれに従い、以下「内部状態」と統一的に呼称する。出力される(観測される)特徴量については、既往の文献では「ラ

ベル」、「信号」、「記号」、「シンボル」といった表現が用いられており、以下本研究ではこれを「シンボル」と統一的に呼称する。

以上のマルコフ連鎖とそれに伴うシンボル出力の例を示したのが、図-2.1である。2.1-(a)ではモデルを構成するパラメータを図示している。観測されるシンボルの種類とそれを出力した内部プロセスで内部状態が取りうる種類が決められた上で、その動作に対して3つの確率 $\pi_i, a_{ij}, b_j(W_k)$ が定義される。 π_i は初期に状態 S_i に滞在する確率を表している。 a_{ij} は状態 S_i に滞在した時、次に状態 S_j へ遷移する確率を表し、各内部状態間に対し定義されている。 $b_j(W_k)$ は状態 S_j に滞在した時に出力したシンボルが W_k である確率を表している。ここでは、シンボルを離散的に考えているため $b_j(W_k)$ の分布形状はヒストグラムで表される。とりうるシンボルの種類はこの例では W_1, W_2, W_3, W_4, W_5 の5つであり、取りうる状態の数は S_1, S_2, S_3 の3種類である。

上の5つのシンボルを用いて、2.1-(b)に示すように長さ15の時系列データ(シンボル列データ) $o_1 \cdots o_{15}$ が表される。一方そのシンボル列データを生成した内部状態の経路は、その下の格子状の図に表されている。一般的にトレリスと呼ばれているこの格子状の図は、横軸で時間、縦軸で状態が示されている。

この例ではまず状態 S_1 に滞在し、シンボル W_1, W_2, W_3 を出力している。その後 S_3 に遷移して同様にして5つのシンボルを出力し、 S_2 でも5つ、 S_1 で2つのシンボルを出力する様子を表している。ここで、内部状態とシンボル出力の関係について、二つの考え方が出来る。すなわち、ある内部状態に滞在する一つの動作とシンボルを一つ出力する動作が同期しているモデルを考えるか、あるいは内部状態に滞在した際に決められた回数だけシンボルを複数回出力するモデルを考えるかである。

前者の考え方は図-2.1 (b)の例を一般的な隠れマルコフモデルで解釈したもので、この考え方を採用すればこの図で状態は同じところに滞在する動作を幾つか繰り返した後、違う状態へ遷移していると言え、その場合状態の辿った経路はトレリスの真下に表すように、長さ15の時系列データ $q_1 \cdots q_{15}$ で表される。一方、後者の考え方は状態への滞在とシンボル出力が同期していない点で特殊であり、この考え方を採用すれば、長さ4の時系列 $q_1 \cdots q_4$ で内部状態の辿った経路が表される。この場合、シンボルの時系列 o_t と内部状態の時系列 q_t で時間の取り方が変わってくる点に注意しなければならない。

隠れマルコフモデルが具体的にどのような動作を表しているかをここまで述べ

てきたが，実際にこのモデルを用いる際にはシンボル列のみ観測可能で，モデルの確率分布 $\pi_i, a_{ij}, b_j(W_k)$ やシンボルを出力した内部状態系列については分かっていない．そのため，隠れマルコフモデルを実際に用いる場合，重要になってくるのは主に次の3つの問題であり⁸⁾，既往研究もこの問題をベースにしているものが多い．

1. 評価問題

シンボル列 O とモデル M が与えられた時，モデル M からシンボル列 O が生成された尤度を求める問題

2. 復号化問題

シンボル列 O とモデル M が与えられた時，シンボル列 O を生成したモデル M の最適な状態遷移系列を求める問題

3. 推定問題

シンボル列 O から， $P(O|M)$ を最大にするモデル M を求める問題(モデル学習)

隠れマルコフモデルが主に音声認識の分野で発展してきた事ははじめに述べたが，本研究のようなテキストを処理する問題に対しても隠れマルコフモデルを利用した先行研究があるのでそれについて述べる．柴田ら¹⁴⁾の研究では，料理教示発話のテキストデータから作業に関する単語(皮をむく，火をつける等)をピックアップしてこれを隠れマルコフモデルのシンボルと捉え，その背後に，下ごしらえ，盛り付け等のより大きな料理作業の流れが内部状態の系列として存在するモデルを考え，この系列を推定する手法を提案している．若林ら¹⁵⁾は一つの事件に関する一連の新聞記事を対象として，記事中で事件の進行を示唆する動詞(逮捕した，設置した等)をシンボルとしてピックアップし，その背後に捜査進行，犯人逮捕，事件収束等の実際に起きている事象の流れが内部状態の系列として存在するモデルを考えた．その上で，事象間の遷移確率および事象が起きたとき記事に現れる動詞の傾向が単独犯事件，組織犯事件，汚職事件のそれぞれで異なると考え，これら3つの事件のタイプのそれぞれに対し，Baum-Welchアルゴリズムを用いてモデルパラメータを推定し，そこで得られたモデルを用いて，ある事件についての記事がこれら3つの事件のどれにあたるかを分類する手法を提案した．貞光¹⁶⁾らの研究では，商品に対するレビュー記事を対象として，それが商品に対する肯定的な評価なのか否定的なものなのかを分類する手法を提案した．この研究では，レビュー記事は，何らか

のクラス(「その商品への評価」や「他人の経験の引用」,「別の商品への評価等)が内部状態として存在し,これが遷移しながらシンボルとして単語を出力するというモデルを考えた.こうすることで従来ナイーブベイズ分類では,肯定的記事中で引き合いとしてなされた別の商品への否定的評価中で出た「つまらない」等の単語を,対象商品への否定的評価であると誤認識する問題を解消する手法を提案した.また,あるクラスに滞在した際に単語を複数回出力するモデルとすることで,単語のシーケンスとしての文の単位でシンボルが出力される構造を考え,分類精度の向上を図った.上記二つの隠れマルコフモデルのテキスト処理とは異なり,この研究では内部状態として,具体的に文書のクラスが何なのかは特定していない点と内部状態滞在時に複数回数単語がシンボルとして出力される点が異なっている.

このような既往研究において隠れマルコフモデルは,テキスト上の明示的な情報からより大域的な流れ(内部状態の系列)を推定したり,テキストを分類するために適用されていると言える.

2.3 公的討議分析への応用

2.2で述べたような性質を持つ隠れマルコフモデルを,本研究では討議の流れを明らかにするために用いるが,まずはコミュニケーションや,その一形態である討議とはそもそもどういった性質を持つのかについて述べる.

コミュニケーションとは,思想や感情,思考を言葉や文字,身振りなどを用いて伝達しあう事を意味し,それには「メッセージ」,「送り手」,「受け手」,「媒体」の存在が不可欠である.メッセージには受け手にとって既に知っている情報、新たに手に入る情報の2つがあり,そのメッセージの出てくる大本(ソース)として,(言語化以前の)思い・考えや発話者の意図が存在すると考えることができる¹¹⁾.しかし,コミュニケーションには単なる情報交換以外の側面もあり,言語学者のDeborah Schiffrinは「人間は互いに意味と相互行為の同一解釈に導くために発話を行う発話をするものである」という説明を行っており¹¹⁾,送り手と受け手が類似の解釈に達する,知識と経験を共有するという相互主体性の獲得がコミュニケーションの目的として存在することが示されている.

また,そうしたコミュニケーションの一つである討議は,上述のコミュニケーション一般の持つ性質に加え,発話者が自らの発言内容の妥当性について,論証を行

う事が求められる点にその特徴がある¹⁹⁾とされている。討議においては、伝えられるメッセージの中でも特に聞き手にとって未知な情報を提供する(意見を表明する)場合には、その根拠を示す必要があると言える。

上述の、「メッセージとその大本(ソース)としての意図」の関係に着目して、速記録上のテキストに対しモデル化を試みると、速記録上に表されている発話文の背後に発話者の意図が存在し、その意図に基づいてメッセージを互いに伝えあうというコミュニケーションの構造を考えることができる。また討議の対象が討議である事から、発話の持つ様々な側面のうち、特にその論証性に着目する必要があるといえる。

以上の考え方に基づき本研究では、言語コミュニケーションに対し、発話者の交替で区切られる「発話ターン」¹⁷⁾という単位を用いて、一回の発話ターン中で発話者は1つの意図を持ち、それに基づいてメッセージ(談話)を伝達するというモデルを考え、これを隠れマルコフモデルによって表現する。

より具体的に説明すると、意図を内部状態、発話文をシンボルとして捉え、一回の発話ターン中では同じ内部状態に滞在しながら、複数回シンボルを出力する(図-2.2に示すように複数回出力された発話文が一つの談話を作る)という隠れマルコフモデルを考える。

ただしこのモデルでは、参加者間で、持つ意図の種類と意図に基づいた発話の傾向に差異が無いという非常に強い仮定を前提としている。

またこのモデルでは、話し手による談話の展開にのみ着目し、コミュニケーションにおける聞き手の解釈過程を考慮できていない。聞き手が発話に対して、その表示意味の他に文脈を参照する事で意味解釈を行う過程は、コミュニケーションのモデルの中で考慮されなければならない。ここで文脈とは、「文のようなある言語単位の意味解釈に必要な、その言語単位の外側から来る情報」を意味する¹⁰⁾。国立国語研究所¹²⁾の定義では文脈とは「ある言語表現に先行、または後続あるいはそれに沿う形で存在し、かつその言語表現を形式面、内容面において規定する情報の連鎖」であるとされ、更にその情報が文脈に関係する言語表現自身によって与えられている言語的文脈と、情報が言語表現に関与する状況から与えられている状況的文脈の二つに分類されるとしている。これらの定義から明らかな事は、文脈の指し示す範囲は非常に広く、しかし人は発話の意味解釈を行う際、この広範囲の文脈から特定の情報を参照するという事である。討議においても、発話意味解釈に必要な

文脈は先行する発言の意味だけでなく、聞き手の知識や信念によっても構成されているのと考えられるので、どの文脈を参照するかには参加者間で食い違いが生じる可能性がある。

先ほども述べたように、このモデルで捉えようとしているのは話し手の談話とその背後にある意図のみであり、文脈や聞き手の解釈は直接には考慮されていない。しかし、談話と文脈の関係について考えた場合、談話の展開によって、聞き手が意味解釈に用いる事の出来る新たな情報が提供されているとすると、談話は文脈を更新し新たなかたちへ遷移させる機能を持っていると言える。よって文脈が実際にどのような形をとっているかは捉えられないが、談話に着目することでその更新過程について知見を得ることは可能だと考える。本研究では、整合性の低い談話によってコミュニケーションがなされる場合、各参加者が参照する文脈に食い違いが生じやすい¹⁰⁾という考えに基づき、文脈についても4.2にて考察を行う。

また、本研究では発話文を隠れマルコフモデルのシンボルとして考えるが、自然言語(話し言葉)はそのままではシンボルとして使用できない。既往の研究^{14) 15) 16)}ではシンボルとして単語を抽出する手法を用いている。しかし、ここでは次の2つの問題からこの方法を用いていない。

1つは、隠れマルコフモデルではそのシンボル数、内部状態数が多いほどモデル学習に多くのデータが必要であるという点である。もう1つは、後述するBaum-Welchアルゴリズムによるモデル学習では各々の内部状態が何を意味しているかは事前に知る事が出来ず、内部状態の解釈はモデル推定後にシンボル出力確率 $b_i(W_k)$ の分布によって付与されるが、本研究では意図を内部状態と考えているので、単語の出力分布から内部状態について解釈を行う事は困難な作業となるという点である。

以上の理由から、本研究では発話文に対して予め人手でカテゴリ化を行う。この際、カテゴリ化の手法としてファセット分類を用い、その分類値をシンボルとして用いる。ここでファセット分類とは、分析対象を複数の概念カテゴリ(ファセット)を用いて分類する手法である。対象は各ファセットによる分類値(これを要素と呼ぶ)の組み合わせで表現される。本研究でも、対象である発話文を「論証性の有無」、「論証に用いられた根拠」の二つのファセットの組み合わせで表現する。

1章で述べたように、このモデルで討議の「望ましさ」を評価するには、予め「望ましい討議」、「望ましくない討議」のそれぞれについて学習データを用意しなければならない。この望ましさは議論の紛糾だけでなく、参加者自身による評価や、計

画が実施されてからの事後的な評価，既存研究で示されたような定量的評価³⁾⁴⁾等を考慮して様々な視点から行わなければならない．しかし本研究では1で説明するように「議論の紛糾」，「司会者による打ち切り」の2点のみで望ましさの有無を決め，このそれぞれの討議についてモデルパラメータを求めた．

2.4 公的討議分析手法の概要

本研究の分析の流れを説明する．まず，モデル推定のための学習データの準備過程を図-2.3に示す．一回の討議では複数の議題について議論が行われている事が多いので，討議速記録を各議題ごとに分解する(これをサブ討議テキストと呼ぶ)．その上でサブ討議テキスト上の発話文に対してファセット分類を行う．こうして，サブ討議テキストをシンボル列データとして表すことが出来る．このファセット分類を行った後，サブ討議テキスト集合から，議論が紛糾して司会者に打ち切られたものとそうでないものをそれぞれ複数個抜き出し，望ましくない討議，望ましい討議の学習データとして用意する．こうして，望ましい討議，望ましくない討議のそれぞれについて，シンボル列データの集合 L を得ることが出来る．

次に，このファセットデータから，望ましい討議，望ましくない討議のそれぞれに対し，隠れマルコフモデルの確率分布(3.3に示す $\pi_i, a_{ij}, b_j(W_k)$)の推定を行う．このプロセスを図-2.4に示す．このBaum-Welchアルゴリズムは，適当にパラメータ初期値を与えそこから，モデルが学習データを出力した尤度を単調増加させるようにパラメータを更新する事で局所的最適解を求める手法である．隠れマルコフモデルはこのBaum-Welchアルゴリズムを用いる事で，内部状態についての観測値が無くても，観測されたシンボルの時系列列データだけからパラメータ推定を行う事が出来る．このBaum-Welchアルゴリズムの詳細については3.4で説明する．このようにして，望ましい討議，望ましくない討議のそれぞれについて得られたモデルパラメータについて，4.2にて考察する．

第3章 分析手法

3.1 分析の対象

ここでは、モデル学習に用いる「望ましい討議」「望ましくない討議」のテキストを準備する過程について述べる。作業としてはまず、速記録から議題ごとの議論を取り出す作業を行う。これは、公共プロジェクトに対する利害構造がそのテーマ毎に異なる事および、本研究で用いる速記録上では1回(1開催分)の討議中に複数の議題について話し合われている事から、個別の議題毎の議論を一つの完結した討議プロセスと捉える事が望ましいと判断したためである。本研究で用いる討議速記録では、この議題毎の区切りは司会者の発言によって明確に行われているので、議題ごとに議論を取り出すことは容易である。速記録から取り出した、この個別テーマごとの議論のテキストをサブ討議テキストと呼称する。

上述の作業である程度の数のサブ討議テキストを用意した後、その中から「望ましい討議」と「望ましくない討議」のサブ討議テキストをそれぞれ複数個取り出す。この「望ましさ」は、「司会者による討議の打ち切り」、「議論の紛糾」の2点をどちらも満たすものを「望ましくない討議」、どちらも満たさないものを「望ましい討議」と判断した。ここで、司会者による討議の打ち切りは、参加者間でまだ議論が続いているにもかかわらず次のテーマに移された事をその基準とした。また議論の紛糾は、司会者が指名をしていない者が発言し、かつ参加者同士での相手に対する非難のやり取りが起こった場合、あるいは討議の傍聴者から一方の参加者を支持する野次が飛んだ場合、このいずれかが生じたものを紛糾した議論と判断した。

この望ましさの判断は、本来様々な尺度を用いて行わなければならない。討議の紛糾のような読み取りやすい指標だけでなく、実際の参加者が討議についてどのように感じたかや既往の研究でなされたような定量的な評価³⁾⁴⁾、あるいは計画実施後の事後的な評価も考えられる。しかしここでは、判断の容易性と、1章で述べた公的討議の目的を考慮して、コミュニケーションの円滑さという点のみから、「望ましさ」を判断している。

上述の作業によって3.4で行う、望ましい討議、望ましくない討議、それぞれのモ

デル学習に用いるテキスト集合を用意することができる。ただし、自然言語のままでは隠れマルコフモデルのシンボルとして用いることができないので、発話文に対してのファセット分類で発話の同定を行い、望ましい討議、望ましくない討議それぞれのテキスト集合を、学習用データ(シンボル列集合)に変換する作業が必要になる。

3.2 ファセット分類

ここでは、3.1で述べた方法で用意した望ましい討議、望ましくない討議のサブ討議テキストの集合に対し、テキスト上の発話文のファセット分類を行ってこれをモデル学習用データに変換する作業について述べる。

2.3で述べたように、本研究ではテキスト上の発話文を「論証性の有無」、「論証に用いられた根拠」の二つのファセットで分類し、その組み合わせで発話文をシンボルとして表現する。その基準が載った分類表を表-3.1に示す

ここで、ファセットAはその発話文が説明的か主張的かを分類するために用いるファセットである。その発話文が発話者の主観として正しいと思われる規則や事象を述べていて、他の参加者がそれに納得するにはその根拠を示す必要があるにもかかわらず根拠が示されていない場合(論証を行っていない場合)はファセットAは-1になる。一方、普遍的あるいは絶対的な事象や規則を述べていて根拠を示さずとも納得が得られそうな場合や、何かしら根拠が示されている場合(論証を行っている場合)はファセットAは1になる。司会者が他の参加者に発話を依頼する場合や、会話の受け継ぎの為の形式的な発話のファセットAは0になる。また発話権を得た参加者がはじめに名乗る場合や司会者が発言者を指名する時に発される発言等、討議の進行上、形式的に発される発話文についてはファセットAを0とした。

一方ファセットBはファセットAが1と分類された場合、つまり根拠が示されている場合に、その根拠の性質が厳密性のあるものか、適切性のあるものかを分類するために用いるファセットである。ここで、厳密な論拠と分類されるものは、科学的事実、統計的事実、経験的事実、契約的事実である。これらはいずれも客観的事実・観察可能な事象を論証の根拠としているものである一方その根拠が不安や信頼等心理的事実である場合や、価値観、明文化されていない規範である場合等、適切性に基づく場合にはファセットBは-1になる。ファセットAが1の場合でも、その発話文

の内容が根拠を示さずともよいような事象・規則について述べている場合ファセット B は 0 になる。他にも、もともと根拠を求められない討議進行上の形式的な発話文の場合や、論拠を示す必要があるにもかかわらず論拠を示さなかった(ファセット A が -1 だった)発話文はファセット B は 0 となる。

ここで、論証は個々の発話文で完結するものばかりではなく、複数の発話文の組み合わせで構成されることが多い。こういう場合では、発話文だけに着目すれば主張的(論拠が無い)であっても、その前後で論拠が述べられていることがある。そうした複数の発話文から構成される論証に対して本研究では、論拠部分の発話文についてはファセット $B = 0$ とした上で、その内容が主観的である場合にはファセットの組み合わせを $A = -1, B = 0$ とし、内容が客観的である場合にはファセットの組み合わせを $A = 1, B = 0$ とした。その上で、そうした論拠から導かれた主張について述べている部分については、ファセット $A = 1$ とした上で、その前後で説明された論拠が主観的な場合にファセット $B = -1$ 、客観的な場合にファセット $B = 1$ とした。

以上のファセット分類から、個々の発話文を 5 種類のシンボル W_1, W_2, W_3, W_4, W_5 として表現する事が可能となる。ファセット A 、ファセット B とともに 3 つずつに分類するので、組み合わせの数は本来 9 種類になるが、上で説明したようにファセット A が 1 以外の場合、ファセット B は 0 と分類されるのでその組み合わせは 5 種類に減る。このファセットとシンボルの対応及び分類された発話文例を表-3.2 に示す。

まず 1 行目の発話文は、「自然環境の良さの価値が今後上がってくる」という主観的な事柄にを述べ、その論拠が示されていないのでファセット $A = -1, B = 0$ 、シンボル W_1 と分類された。2 行目の発話文は、司会者の役割として討議を進行させるために述べられたものであるのでファセット $A = 0, B = 0$ 、シンボル W_2 と分類された。3 行目の発話文は、一見、「何回も意見が出された」という客観的な事実を、「住民の意見を聴く必要性の無さ」の論拠にしているようにも捉える事が出来るが、ここではむしろ「意見が十分出されている」という客観的でない事柄を論拠にしていると捉え、ファセット $A = 1, B = -1$ 、シンボル W_3 と分類した。4 行目の発話文は、「3 日前に福井で大雨があった」という論証する必要のない事実について述べており、「かなりの」という形容詞は主観的な意味を持つが、「大雨があった」という事実の客観性が揺らぐほどではないと捉え、ファセット $A = 1, B = 0$ 、シンボル W_4 と分類した。5 行目の発話文は、「社会が大きく変わった」という、それだけでは客観性に欠ける事柄を「水道事業者の撤退」という客観的な事例を基に根

抛づけているのでファセット $A=1$, ファセット $B=1$, シンボル W_5 と分類した .

ここまで述べてきたファセット分類を発話文に対して行う事によって , 一つのサブ討議テキストをある長さのシンボル列データ O で表現することが出来る . 総発話数を T' とすると , O は次のように表される .

$$O = o_1 o_2 \cdots o_{t'} \cdots o_{T'}$$

ここで , o はサブ討議テキスト上で t' 番目にくる発話文のとりシンボル値で , $W_1 \sim W_5$ のいずれかの値をとる .

さらに , 3.3 で示すように , 本研究では1回の発話ターン中に発される複数の発話文(シンボル)はすべて , 同じ発話意図(内部状態)に基づいて発されるものとする . そのため , 上記のシンボル列を発話ターンごとのシンボルシーケンスの列として表す必要がある(図-3.1参照) . なお発話ターンとは , 発話者交替で区切られる期間を表す単位である .

ここで , あるサブ討議テキストの総発話ターン数を T , 発話ターン t 中の l 番目の発話文のシンボル値を o_{tl} , この発話文が作る談話(発話ターン t で出力されるシンボルシーケンス)を $Oseq_t$ と表記すると , シンボル列データ O は以下のように表される .

$$O = Oseq_1 \cdots Oseq_T$$

ただし ,

$$Oseq_t = o_{t1} \cdots o_{tl} \cdots o_{t|Oseq_t|}$$

ここで , $|Oseq_t|$ はシンボルシーケンスのデータ長を表している . またこれ以降 , 列データを以下のように省略して表す場合がある .

$$Oseq_1^t = Oseq_1 Oseq_2 \cdots Oseq_t$$

ここまで , あるサブ討議テキストについてのファセット分類と , シンボル列データの表記について説明を行った . なお3.4に示すモデル学習には , 望ましい討議 , 望ましくない討議のそれぞれについて複数のサブ討議テキストを用意し , それをファセット分類したものをを用いる . そのため , 学習データとしては , 上述のシンボル列データ O を複数本用意することとなる . このシンボル列データの集合を以下 L と表記する .

3.3 モデルの概要

本研究では、3つの内部状態、5つのシンボルを持ち、遷移イベント間に複数回シンボルを出力する隠れマルコフモデルを用いてコミュニケーションのモデル化を行う。ここで、発話の背後にある意図を内部状態、3.2で示したファセット分類結果をシンボルとした。このように考え、一回の発話ターン中同じ意図を持ち、それに基づき複数個の発話文を生み出す過程を、ある内部状態に滞在し、複数回シンボルを出力する(シンボルシーケンス O_{seq_t} を出力する)動作として隠れマルコフモデルで表現出来る。

この場合、発話者が代わっても同じ内部状態に滞在するという事は、次の話者も同じ意図に基づいて発話を行っているという事を意味する。また、発話文の傾向は、どのような意図に基づいているかによって決められる事になる。またこのモデルは、全参加者が持ちうる発話意図の種類は有限であり、ある発話意図を持った時の発話傾向も参加者間で同質であるという仮定を含んでいる。さらに、とりうる意図の数を3つに限定しているので、意図については大まかな解釈しか出来ない。

ここで、内部状態の数については任意に決定するしかないので3種類とした。内部状態数を任意に決めなければならないのは、本研究で用いる Baum-Welch アルゴリズムでは内部状態について事前に解釈を与える事が出来ない為である。¹⁵⁾ 既往研究では、最も高い文書分類精度を与える内部状態数¹⁵⁾としたり、料理教示発話を構成するトピック数を事前に8種類と決める¹⁴⁾等、内部状態数の決定に厳密な決め方は無い。本研究では、Baum-Welch アルゴリズムを行って、討議で展開される談話の類型化を行なった結果、司会者の作る談話が特定されたのが内部状態数を3以上に設定した時であったので、内部状態数を3とした。なるべく少ない内部状態数にしたのは、一般に隠れマルコフモデルにおいて内部状態数が増えるほどモデルパラメータの推定に多くのデータが必要になるからである⁹⁾。

以上で説明したモデルを表すパラメータは次のようになる。

1. $S = \{S_1, S_2, S_3\}$: 意図(内部状態)の有限集合
2. $W = \{W_1, W_2, W_3, W_4, W_5\}$: 発話ファセット(シンボル)の有限集合
3. $A = \{a_{ij}\} = P(S_j|S_i)$: 状態遷移確率分布

a_{ij} は状態 S_i から状態 S_j への遷移確率で $\sum_j a_{ij} = 1$ を満たす

4. $B = \{b_i(W_k)\} = P(W_k|S_i)$: シンボル出力確率分布

$b_i(W_k)$ は状態 S_i でシンボル W_k を出力する確率で $\sum_k b_i(W_k) = 1$ を満たす

5. $\pi = \{\pi_i\} = P(q_1 = S_i)$: 初期状態確率分布

π_i は状態 S_i が初期状態となる確率で $\sum_i \pi_i = 1$ を満たす

あるシンボル列 $Oseq_1^T$ と, それを出力した内部状態系列 q_1^T について, とった値が分かっているならば, その尤度について, 上記のパラメータを用いて次のように表すことができる.

$$\begin{aligned} P(Oseq_1^T, q_1^T | M) &= \pi_{q_1} \prod_{t=2}^T a_{q_{t-1}q_t} \prod_{t=1}^T b_{q_t}(Oseq_t) \\ &= \pi_{q_1} \prod_{t=2}^T a_{q_{t-1}q_t} \prod_{t=1}^T \prod_{l=1}^{|Oseq_t|} b_{q_t}(o_{tl}) \end{aligned} \quad (3.1)$$

3.4 Baum-Welch アルゴリズムによるモデル学習

ここでは, 観測されたシンボル系列 $Oseq_1^T = Oseq_1 Oseq_2 \cdots Oseq_T$ から, モデルがシンボル系列 $Oseq_1^T$ を出力した尤度 $P(Oseq_1^T | M)$ を最大にするモデルパラメータの推定を行う Baum-Welch アルゴリズムについて説明する.

本研究では, 単独のシンボル系列 $Oseq_1^T$ ではなく, その集合 L を, 望ましい討議, 望ましくない討議のそれぞれについて用意し, それを学習用データとして用いる. しかし, アルゴリズム説明の簡略化のために, まずは単独のシンボル系列 $Oseq_1^T$ を出力した尤度を最大化するモデルパラメータを求める場合について述べる. 複数本のデータ (集合 L) を用いる場合は, 後述のパラメータ更新式の形が異なってくるが, これについては本節の最後に式 (3.14), (3.15), (3.16) で示す.

内部状態列とシンボル列が共に既知の場合, つまり観測されたシンボルと共にそれを出力した内部状態について分かっている場合は, 尤もらしいモデルパラメータは, 初期状態, 各状態に滞在した回数, 各状態間の遷移回数, 各状態からの各シンボルの出力回数の三つを求めそこから数え上げで計算する事が出来る. テキストに対する品詞タグ付けではこの手法が用いられることが多い.

一方, シンボルを出力した内部状態について分からない場合にモデルパラメータを推定するために用いられるのが, この Baum-Welch アルゴリズムである. 隠れマ

ルコフモデルの大きな特徴として，この Baum-Welch アルゴリズムを用いる事で，シンボル列を出力した内部状態について未知の場合でも，観測可能なシンボル列だけからモデルのパラメータを推定出来る点にある．このアルゴリズムは，適当に与えたモデルパラメータ初期値から尤度を単調増加させるようにパラメータを更新していき，局所的最適解を求めていく事が出来る．

ただし，内部状態については未知なので，シンボル出力尤度は以下のように，ある内部状態系列に対する出力尤度(3.2)を，考えられる全ての内部状態系列について足し合わせる事で算定している．

$$\begin{aligned}
 P(\mathbf{Oseq}_1^T | M) &= \sum_{q_1^T} \pi_{q_1} \prod_{t=2}^T a_{q_{t-1}q_t} \prod_{t=1}^T b_{q_t}(\mathbf{Oseq}_t) \\
 &= \sum_{q_1^T} \pi_{q_1} \prod_{t=2}^T a_{q_{t-1}q_t} \prod_{t=1}^T \prod_{l=1}^{|\mathbf{Oseq}_t|} b_{q_t}(o_{tl})
 \end{aligned} \tag{3.2}$$

この尤度を元に，内部状態について分からない場合の一般的なモデル推計手法である EM アルゴリズムを応用する事で，(3.3),(3.4),(3.5)のパラメータ更新式が得られる．なお，このパラメータ更新式(3.3)(3.4)(3.5)の導出過程は付録に記載する．

Baum-Welch アルゴリズムの流れは，次のようになる．なお，このアルゴリズムでは局所的最適なパラメータを求める事しかできないので，複数の初期値を与えてモデルパラメータを推計する必要がある．

1. パラメータ $\pi_i, a_{ij}, b_j(W_k)$ に適当な値を設定する．
2. 再推定式(3.3)(3.4)(3.5)を用いて， $\bar{\pi}_i, \bar{a}_{ij}, \bar{b}_j(W_k)$ を求める．
3. $\pi_i = \bar{\pi}_i, a_{ij} = \bar{a}_{ij}, b_j(k) = \bar{b}_j(W_k)$ により，パラメータを更新する．
4. パラメータが収束するまで上記の手続きを繰り返す．

ここで，再推定は $\pi_i, a_{ij}, b_j(W_k)$ について以下の式を用いて行う．

$$\bar{\pi}_i = \gamma_1(i) \quad (i = 1 \sim 3) \quad (3.3)$$

$$\begin{aligned} \bar{a}_{ij} &= \frac{\text{状態 } S_i \text{ から状態 } S_j \text{ へ遷移する回数の期待値}}{\text{状態 } S_i \text{ から遷移する回数の期待値}} \\ &= \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)} \quad (i = 1 \sim 3, j = 1 \sim 3) \end{aligned} \quad (3.4)$$

$$\begin{aligned} \bar{b}_j(W_k) &= \frac{\text{状態 } S_j \text{ に滞在しシンボル } W_k \text{ を出力する回数の期待値}}{\text{状態 } S_j \text{ に滞在しシンボルを出力する回数の期待値}} \\ &= \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{l: o_{tl}=W_k} \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^T \sum_{l=1}^{|\mathbf{Oseq}_t|} \gamma_t(j)} \quad (j = 1 \sim 3, k = 1 \sim 5) \end{aligned} \quad (3.5)$$

ここで用いた補助確率 $\gamma_t(i, j)$ は、与えられたシンボル列 \mathbf{Oseq}_1^T に対し状態 S_i から状態 S_j への遷移が時刻 t で生じた確率、 $\gamma_t(i)$ は与えられたシンボル列 \mathbf{Oseq}_1^T に対し状態 S_i に時刻 t で滞在した確率を表わし

$$\gamma_t(i, j) = P(q_t = S_i, q_{t+1} = S_j | \mathbf{Oseq}_1^T, M) \quad (3.6)$$

$$\gamma_t(i) = P(q_t = S_i | \mathbf{Oseq}_1^T, M)$$

$$= \sum_{j=1}^3 \gamma_t(i, j) \quad (3.7)$$

である。

$\bar{\pi}_i, \bar{a}_{ij}, \bar{b}_j(W_k)$ を求めるための $\gamma_t(i, j)$ は、技巧的な確率である、前向き確率 $\alpha_t(j)$ 、後ろ向き確率 $\beta_t(i)$ から導出する事が出来る。前向き確率 $\alpha_t(j)$ 、後ろ向き確率 $\beta_t(i)$ は以下のように、既知の $\pi_i, a_{ij}, b_j(W_k)$ から求まる。

前向き確率

$$\begin{aligned} \alpha_1(i) &= P(\mathbf{Oseq}_1, q_1 = S_i | M) \\ &= \pi_i b_i(\mathbf{Oseq}_1) \\ &= \pi_i b_i(o_{11}) b_i(o_{12}) \cdots b_i(o_{1|\mathbf{Oseq}_1|}) \end{aligned} \quad (3.8)$$

$$\begin{aligned} \alpha_t(j) &= P(\mathbf{Oseq}_1 \cdots \mathbf{Oseq}_t, q_t = S_j | M) \\ &= \sum_{i=1}^3 [\alpha_{t-1}(i) a_{ij}] b_j(\mathbf{Oseq}_t) \\ &= \sum_{i=1}^3 [\alpha_{t-1}(i) a_{ij}] b_i(o_{t1}) b_i(o_{t2}) \cdots b_i(o_{t|\mathbf{Oseq}_t|}) \end{aligned} \quad (3.9)$$

この $\alpha_t(i)$ を用いて,

$$P(\mathbf{Oseq}_1^T | M) = \sum_{i=1}^3 \alpha_T(i) \quad (3.10)$$

と計算できる.

後ろ向き確率

$$\begin{aligned} \beta_t(i) &= P(\mathbf{Oseq}_{t+1} \cdots \mathbf{Oseq}_T, |q_t = S_i, M) \\ &= \sum_{j=1}^3 a_{ij} b_j(\mathbf{Oseq}_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \\ &= \sum_{j=1}^3 a_{ij} b_j(o_{(t+1)1}) b_j(o_{(t+1)2}) \cdots b_j(o_{(t+1)|\mathbf{Oseq}_{t+1}|}) \beta_{t+1}(j) \end{aligned} \quad (3.11)$$

ただし $\beta_T(i)$ は次のように初期化されているので再帰計算可能である.

$$\begin{aligned} \beta_{T-1}(i) &= \sum_j a_{ij} b_j(\mathbf{Oseq}_T) \beta_T(j) \\ &= P(\mathbf{Oseq}_T, |q_{T-1} = S_i, M) \\ &= \sum_j a_{ij} b_j(\mathbf{Oseq}_T) \end{aligned}$$

より

$$\beta_T(i) = 1 \quad (3.12)$$

よって $\gamma_t(i, j)$ は

$$\begin{aligned} \gamma_t(i, j) &= P(q_t = S_i, q_{t+1} = S_j | \mathbf{Oseq}_1^T, M) \\ &= \frac{P(q_t = S_i, q_{t+1} = S_j, \mathbf{Oseq}_1^T | M)}{P(\mathbf{Oseq}_1^T | M)} \\ &= \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(\mathbf{Oseq}_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^3 \alpha_T(i)} \end{aligned} \quad (3.13)$$

と表される.

なお, 本研究では望ましい討議と望ましくない討議のそれぞれについてのモデル学習の際, 3.1で示したようにデータを複数用意して, この集合 L を用いてモデル学習を行う. この場合, 学習データ L に対し, $P(L|M)$ を最大化するモデルを求める

問題となるがこの場合，Baum-Welch アルゴリズムの更新式は式 (3.3)，(3.4),(3.5) の分母分子の $\gamma_t(i, j)$ $\gamma_t(i)$ を，集合の元である各シンボル列 $Oseq_1^T$ に対して求めそれを総和したものとして求められる⁸⁾．よって， n 本目のシンボル列の $\gamma_t(i, j)$ および $\gamma_t(i)$ をそれぞれ $\gamma_t^{(n)}(i, j)$ および $\gamma_t^{(n)}(i)$ とし，学習データがこれらのシンボル列の集合である場合，尤度 $P(L|M)$ を単調増加させるパラメータ更新式は次のように表わされる．

$$\bar{\pi}_i = \sum_n \gamma_1^{(n)}(i) \quad (3.14)$$

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_n \sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t^{(n)}(i, j)}{\sum_n \sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t^{(n)}(i)} \quad (3.15)$$

$$\bar{b}_j(W_k) = \frac{\sum_n \sum_{t=1}^T \sum_{l: o_{tl}=W_k} \gamma_t^{(n)}(j)}{\sum_n \sum_{t=1}^T \sum_{l=1}^{|Oseq_t|} \gamma_t^{(n)}(j)} \quad (3.16)$$

なお Baum-Welch アルゴリズムを用いてモデルパラメータ M を求める過程を，図-3.2 にフローチャートで示している．

第4章 事例分析

4.1 事例概要

本章では、以上で述べた手法の適用事例として、淀川水系流域委員会(以下、流域委員会と呼称する)において実施された討論会議の速記録¹⁸⁾を取り上げる。流域委員会は、淀川水系における「河川整備計画」について学識経験者や地域住民の意見を聴くことを目的として、平成13年に近畿地方整備局によって設置された。流域委員会は、本委員会の他、4つの地域別部会、5つのテーマ別部会、5つのワーキンググループ(WG)、3つのダムサブワーキンググループに分かれており、すべての部会、WGを含めると、現在に至るまで400回以上の会議が実施されている。委員会による討議の参加者は、基本的に有識者と河川管理者から構成されるが、これまで住民と委員との意見交換会も開催されている。これらの会議は速記録としてホームページ上に公開されており、発話文者名と発話文内容が発話文の順番に沿って明記されている。本研究ではこの400回の討議の中から、平成17年の8月17日から22日にかけて計5地域で開かれた住民と委員の意見交換会の速記録を、研究の対象とする。

そして、これらを各議題毎の議論プロセスに分けた上で、その中から3.1で示したように、司会者による打ち切りと議論の紛糾の有無の二つの基準を用いて、望ましい討議、望ましくない討議、それぞれのテキスト(サブ討議テキスト)を3つずつ用意した。そしてそれらのサブ討議テキストに対し、各発話文のファセット分類と、シンボルシーケンス化を行った。そのデータの概略を表-4.1、表-4.2に示す。この表では発話ターン、発話文、各シンボルに分類された発話文の生起回数と、全発話文に占める各シンボルに分類された発話文の割合を表している。また、表-4.1、表-4.2のNo.1からNo.6までのサブ討議テキストの、討議の開始時と終了時の部分を抜粋したものを、図-4.1から図-4.6にそれぞれ記載する。

この表から、望ましい討議では望ましくない討議に比べ、厳密な根拠に基づいた論証や討議進行上の形式的な発話文が生まれる頻度が高く、論拠を示さない主張的発話文の生起頻度が低いといった討議の特徴がわかる。一方、心理的な事実に基づいた論証や普遍的な事実について述べた発話文(論拠を示さずともよさそうな発

話文)の生起頻度に差は見られない。次に4.2で、図-4.1、図-4.2の発話文を生みだした談話連鎖構造を示す。

4.2 パラメータ推定結果とその比較

4.1で示したデータから、Baum-Welchアルゴリズムを用いて推定した結果をここで示す。3.4で述べたように、このアルゴリズムは局所的最適解しか求まらないので、複数の初期値に対してパラメータ推定する必要がある。ここでは、初期値を100000通り乱数分布で与えてその中でデータ出力尤度の最も高いパラメータを求めた。

この推定結果は付録Bにて、望ましい討議の学習データから推定したパラメータのうち、 π_i を表-4.3、 a_{ij} を表-4.4、 $b_i(W_k)$ を表-4.5に示した。同様に、望ましくない討議の学習データから推定したパラメータのうち、 π_i を表-4.6、 a_{ij} を表-4.7、 $b_i(W_k)$ を表-4.8に示した。また、これらの結果を状態遷移図として表現したのが図-4.7、図-4.8である。図-4.7が望ましい討議の結果、図-4.8が望ましくない討議の結果を表す。

ここで、内部状態 S_1 はいずれも司会進行的発話文(W_2)の出力確率が高い談話なので、討議を形式的に進める意図(司会進行意図)があると推測される。一方内部状態 S_2 は、それぞれ W_5 (厳密な根拠に基づく論証)、 W_1 (根拠のない発話文)の出力確率が1となっている事から、強い意思表示を行う談話であると言え、論証性の有無を別にすれば、討議の流れを大きく変化させる意図がある談話であると推測される。また、この内部状態へ向かう状態遷移確率の値から、この意図をもった談話は生じにくいものだと言える。最後に内部状態 S_3 は、一つのシンボルが際立つような出力確率分布にはなっておらず、他の二つの談話に比べ特徴がない。この談話の意図を具体的に説明することは難しいが、強く意思表示を行うことで議論を活発化させる(討議の流れを大きく変える)意図は S_2 に比べ低いと言える。また、司会進行談話 S_1 の後にはこの談話が生じやすいとともに、 S_2 から S_1 に遷移する確率に比べ S_3 から S_1 に遷移する確率が高い。この二つの点から、この談話は、議論が落ち着いた、もしくはまだ活発になっていない状態で生じやすい、討議において基本的に展開される談話であると解釈できる。

モデル推定結果の解釈については以上だが、ここでさらに、談話の整合性という観点からも考察を行う。

亀山¹⁰⁾によれば、文脈を参加者間での食い違いが生じないように更新するには、

談話を構成する複数の発話文の間の整合性(談話の整合性)が必要であるという。ここで談話の整合性とは、談話の意味的なまとまりのよさを表し、整合性が高いほど、聞き手が談話から話者の意図を推測するのに余分な推論を必要としない。この談話の整合性は、談話に、その目的の同一性や、談話を構成する発話文の間の因果関係の整合性(Pが原因でQが起きる)や論証関係の整合性(PがQの証拠・動機・理由となる)があるかどうか等の点から説明される。

以上述べた事を用いて、議論の紛糾、司会者による打ち切りの無かった望ましい討議、両者が起きてしまった望ましくない討議それぞれの流れについて、その整合性の点から考察していく。ここで言える事は、司会進行談話 S_1 、議論を活発化させる談話 S_2 、基本的な談話 S_3 のいずれについても、その整合性が望ましい討議の方が高いという事である。

まず、基本的な談話 S_3 を比較すると、望ましい討議の方が主張的発話文が出力される確率が低く、厳密性を根拠とした発話文が高い確率で出力されている事がわかる。ここから、望ましい討議における基本的談話 S_2 の方が、論証、因果関係についてまとまりを持っており、その根拠についても客観的であるので、談話としての整合性があると言える。また、望ましい討議、望ましくない討議のどちらの場合でも、談話 S_3 で、根拠を示さなくてもよいような発話 W_4 が出力される確率は0.3程度だが、それを論拠とするかしないかが、望ましい討議と望ましくない討議で異なっている点だと言える。

流れを大きく変える意図を持つ談話 S_2 については、どちらも、それぞれ同じ種類の発話文(W_1 もしくは W_5)のみで談話を構成している点では、談話の目的についての整合性が高いと言えるが、望ましい討議が厳密な根拠による論証のみを行うのに比べ、望ましくない討議では根拠のない発言のみを発している事から、論証関係についての整合性の点からは、前者の方が整合性が高い事は明らかである。

司会進行意図のある談話 S_1 については、望ましい討議の方では討議進行上の形式的な発言 W_2 のみで談話を構成しているので、談話の持つ目的についての整合性が高いと言える。それに比べ、望ましくない討議での司会者の談話は客観性のある発話文 W_4, W_5 のみならず、根拠のない発話文 W_1 や心理的な事実を根拠とした論証 W_3 によっても構成されているため、談話の目的が司会進行なのか意見の表明なのかが明確でない。このため、望ましい討議に比べ整合性が低いと言える。

最後に、談話の全体的な連鎖構造を状態遷移確率から読み取る。

望ましくない討議(図-4.8)では,司会者の談話の次に,幾分か論証性を持った談話 S_3 が生起しても,それが継続する確率は0.07で,それよりも高い確率0.32で主張的な談話に遷移してしまい,そこから別の話者によっても同じように主張的な談話が展開される確率が0.32,別の参加者による,論証性を持った談話 S_3 によってフォローがなされることがないまま司会者に発言権が移る確率が0.27ある.このように,談話 S_3 で論証を行ったとしてもその整合性が弱いため,次の話し手の根拠のない主張を起こしやすい流れになっていると推測できる.

一方,望ましい討議(図-4.7)では,司会者による談話 S_1 の次に0.05の確率で厳密性に富んだ,非常に整合性の高い談話 S_2 が生起し,この整合性の高い談話によって更新された文脈下で討議が進行する場合がある事が示されている.

以上のように,望ましい討議と望ましくない討議のモデルパラメータを比較した時, S_1, S_2, S_3 のいずれの談話についても,望ましい討議の方が,その整合性が高い事が確認できた.仮に,各参加者が参照する文脈の食い違いが議論の紛糾を引き起こしたとすると,今回の結果は,談話の整合性の低さが議論の紛糾を引き起こした可能性を示唆していると言える.

また,望ましくない討議では最も整合性の低い談話 S_2 が生起した場合,別の話し手の論証性を持った談話 S_3 による補足が無いまま,司会者の談話に移る様子がモデル上で表わされた.

第5章 課題

本研究では、討議の望ましさを考察するための、議論の流れ(文脈の更新過程)に着目した隠れマルコフモデル手法を提案した。ここでは、本研究で残されている課題について述べる。

まず、本手法は討議の発言速記録を対象とした分析ツールである。しかし、より厳密な分析ツールを構築するためには、速記録のみならず、表情などのシグナル、暗黙知、コミュニケーションによる理解度、発話者の情報などより詳しく文脈を説明できる情報を加えることが必要であると考えられる。

また、本研究では隠れマルコフモデルを「いつの」、「どのテーマについての」討議が望ましい形で進められたかを客観的に判断する手法として用いるために、「望ましい討議」と「望ましくない討議」のそれぞれについてモデルパラメータを推計した。

しかし、今回はモデルパラメータ推計に用いたデータはそれぞれ3本のシンボル列データであった。この学習データの少なさのため、得られた結果は図-4.7、図-4.8に示すように、シンボル出力確率や内部状態遷移確率が1や0の値をとる場合が多く、パターン認識により実際の討議を評価するにはその頑強性が不足していると考えられる。今回得られた結果では、討議を構成する談話が非常に極端な形で表現されており、またその連鎖構造も偏った構造をしているため、実際の討議の流れを十分に反映しているとは言い難いのである。さらにデータの数の問題だけでなく、住民と専門家によるコミュニケーションの速記録だけを用いてモデルパラメータを推定したという点からも、モデルの頑強性が無いと言える。

モデル自体も、談話という文脈の更新過程に着目し、その整合性の低さが

また、望ましい討議と望ましくない討議の分類は、基準を設けて行ったとはいえ客観性の弱いものであった。教師あり学習において、その根拠となる分類基準が明確でない場合、モデル全体の客観性を損ねる原因になる。よって、この点について他の研究の知見などを利用して、より客観的に「望ましい討議」、「望ましくない討議」のデータを準備した上で、モデル推計を行う必要がある。以上のことから、望ましさの客観的、多元的解釈の基準を今後考える必要があると言える。

第6章 おわりに

本研究では、ファセット分類を利用した隠れマルコフモデルを用いて、主観性を含む基準で分類した「望ましい討議」、「望ましくない討議」のそれぞれを構成する談話の特徴とその連鎖構造を、Baum-Welchアルゴリズムによるモデルパラメータ推定より明らかにした。しかし、モデル学習としては学習データ量「望ましさ」の分類基準の客観性の弱さといった点から、得られたモデルを用いて実際に討議評価を行うには至らなかった。

第2章では、従来の研究では対象となっていなかった討議の流れを確率モデルで表現するための、隠れマルコフモデルとファセット分類を用いた手法の基本的な考え方について述べた。

第3章では学習用データの準備の際の、望ましい討議と望ましくない討議を分類するための基準と、速記録上の発話文を隠れマルコフモデルのシンボルとして扱うために設定したファセットについて説明した。また、本研究で用いた隠れマルコフモデルの概要、そして、モデルパラメータを推計するためのアルゴリズムであるBaum-Welchアルゴリズムについて説明した。

第4章では、実際の討議速記録を対象に、第3章で述べた手法を用いて談話の連鎖構造を推計した。また、討議の紛糾の原因が、参加者間で参照している文脈の食い違いにあると仮定した場合に、討議が望ましい流れになるか、望ましくない流れになるかには、談話の整合性の有無が関係している可能性がある事を示した。

参考文献

- 1) 屋井鉄雄 , 社会資本整備の合意形成に向けて , 土木学会誌 Vo1・87pp46-48,2002
- 2) 矢嶋宏光 , 参加型意思決定プロセスとその技術 , 土木学会誌 Vo1・87pp29-32,2002
- 3) 羽鳥剛史,川除隆広,小林潔司,夏目卓生,藤崎英司,ファセット理論に基づく公的討論過程の Protokol 分析,土木計画学研究・論文集,2006
- 4) Hayeong JEONG, Shun SHIRAMATSU, Kiyoshi KOBAYASHI, and Tsuyoshi HATORI, "Discourse Analysis of Public Debates Using Corpus Linguistic Methodologies", Journal of Computers, vol 3, issue 8,2008
- 5) 藤澤徹,秀島栄三,北村直之,地域社会の課題解決に向けた住民討議プロセスに関する実験的分析,社会技術研究論文集,2008
- 6) 白松俊 , 駒谷和範 , 尾形哲也 , 高橋徹 , 奥乃博 , 市民参画のための公的討議の議事録閲覧支援システム , 人工知能学会第23回全国大会 , 2009
- 7) 羽鳥剛史、鄭蝦榮、小林潔司、"第3者委員会の公開と信頼形成への影響"、土木学会論文集、D Vol.64 No.2 pp.148-169, 2008年4月 .
- 8) 北研二, 確率的言語モデル, 東京大学出版会, 1999
- 9) 大河内正明,Hidden Markov Modelに基づいた音声認識,日本音響学会誌,1986
- 10) 田窪行則,西山佑司,三藤博,亀山恵,片桐恭弘,談話と文脈,岩波書店,2004
- 11) 橋内武,ディスコース,くろしお出版,1999
- 12) 国立国語研究所,談話行動の諸相,国立国語研究所,1987
- 13) Matthew J. Beal,Variational Algorithms for Approximate Bayesian Inference,PhD.Thesis,Gatsby Computational Neuroscience Unit,University College London,2003

- 14) 柴田知秀 , 黒橋禎夫 , 隠れマルコフモデルによるトピックの遷移を捉えた談話構造解析 , 言語処理学会第11回年次大会,2005
- 15) 若林啓 , 三浦孝夫 , HMMを用いた文書における状況系列の推定 , 日本データベース学会論文誌 , 2007
- 16) 貞光九月 , 山本幹雄 , 文を単位とする文書構造を用いた評価文書分類 , 言語処理学会年次大会発表論文集 , 2007
- 17) 茂呂雄二 , 対話と知 , 新曜社,1997
- 18) 淀川水系流域委員会ホームページ , <http://www.yodoriver.org/>
- 19) Bessete, M.J.,The Mild Voice of Reason - Deliberative Democracy and American National Government Chicago ,University of Chicago Press,1994

付録A 数学的補足

EMアルゴリズム⁸⁾

本研究では、モデルがある内部状態に滞在した時に、シンボルシーケンスとしてシンボルを複数回出力する隠れマルコフモデルを考え、簡単のため、内部状態滞在時に一回シンボルが出力される隠れマルコフモデルのBaum-Welchアルゴリズムの更新式の導出を行う。また、Baum-WelchアルゴリズムはEMアルゴリズムを隠れマルコフモデルに発展させたものである、ここではまずEMアルゴリズムの概念について述べる。ここでは、不完全データから局所的に尤度最大となるパラメータを求めるEMアルゴリズムについて説明する。不完全データとは本研究で用いたような、観測されたデータを出力したモデルの内部状態が分からないデータを言う。既知のパラメータを M 、尤度を増加させうる新たなパラメータを \bar{M} とすると、二つのモデルが観測記号列を出力した時の尤度の差は、

$$\begin{aligned} & \log P(o_1^T | \bar{M}) - \log P(o_1^T | M) \\ &= \log \frac{P(o_1^T | \bar{M})}{P(o_1^T | M)} \\ &= \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \log \frac{P(o_1^T | \bar{M})}{P(o_1^T | M)} \\ &= \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \log \frac{P(o_1^T, q_1^T | \bar{M})}{P(o_1^T, q_1^T | M)} \frac{P(q_1^T | o_1^T, M)}{P(q_1^T | o_1^T, \bar{M})} \\ &= \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \log \frac{P(o_1^T, q_1^T | \bar{M})}{P(o_1^T, q_1^T | M)} \\ &+ \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \log \frac{P(q_1^T | o_1^T, M)}{P(q_1^T | o_1^T, \bar{M})} \end{aligned} \tag{A.1}$$

ここで、以下のjensenの不等式

$$\log x \leq x - 1 \tag{A.2}$$

より確率密度関数 $P(x), Q(x)$ に対し

$$\begin{aligned} & \sum_x P(x) \log \frac{Q(x)}{P(x)} \\ & \leq \sum_x Q(x) - \sum_x P(x) = 0 \\ & \sum_x P(x) \log \frac{P(x)}{Q(x)} \geq 0 \end{aligned} \quad (\text{A.3})$$

が成り立つ事を用いると,(A.1)は

$$\begin{aligned} & \log P(o_1^T | \bar{M}) - \log P(o_1^T | M) \\ & \geq \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \log \frac{P(o_1^T, q_1^T | \bar{M})}{P(o_1^T, q_1^T | M)} \\ & = \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \log P(o_1^T, q_1^T | \bar{M}) \\ & \quad - \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \log P(o_1^T, q_1^T | M) \end{aligned} \quad (\text{A.4})$$

ここで,

$$Q(M, \bar{M}) = \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \log P(o_1^T, q_1^T | \bar{M}) \quad (\text{A.5})$$

とおくと,

$$Q(M, \bar{M}) - Q(M, M) \geq 0 \quad (\text{A.6})$$

を満たす \bar{M} を求める事で, 対数尤度を増加させるパラメータを求める事が出来る. また, 対数尤度を最も増加させるには, $Q(M, \bar{M})$ を最大化すればよい. アルゴリズムの手順としては, M に初期値を与えて得られた \bar{M} を M として更新することで尤度増加させるパラメータを逐次得る事が出来る.

EMアルゴリズムからの Baum-Welchアルゴリズムの導出¹³⁾

確率モデルとして隠れマルコフモデルを考えた場合, (A.5) 式右辺内の対数尤度部分は,

$$\begin{aligned} & \log P(o_1^T, q_1^T | \bar{M}) \\ & = \log P(q_1 | \bar{M}) \prod_{t=2}^T P(q_t | q_{t-1}, \bar{M}) \prod_{t=1}^T P(o_t | q_t, \bar{M}) \end{aligned} \quad (\text{A.7})$$

と表わされる。ここで(A.7)をモデルパラメータで表現するためにデルタ関数を導入する。

$$\delta_t^S(S_i) : q_t = S_i \text{となる時} 1 \text{を返し}$$

それ以外で0を返す関数

$$\delta_t^W(W_k) : o_t = W_k \text{となる時} 1 \text{を返し}$$

それ以外で0を返す関数

さらに，内部状態数を N ，シンボル数を K とすると，(A.7)は

$$\begin{aligned} & \log P(o_1^T, q_1^T | \bar{M}) \\ &= \log \left(\prod_{i=1}^N \bar{\pi}_i^{\delta_1^S(S_i)} \prod_{t=2}^T \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^N \bar{a}_{ij}^{\delta_{t-1}^S(S_i) \delta_t^S(S_j)} \right. \\ & \quad \left. \prod_{t=1}^T \prod_{j=1}^N \prod_{k=1}^K \bar{b}_j(W_k)^{\delta_t^S(S_j) \delta_t^W(W_k)} \right) \\ &= \sum_{i=1}^N \delta_1^S(S_i) \log \bar{\pi}_i \\ & \quad + \sum_{t=2}^T \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \delta_{t-1}^S(S_i) \delta_t^S(S_j) \log \bar{a}_{ij} \\ & \quad + \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^K \delta_t^S(S_j) \delta_t^W(W_k) \log \bar{b}_j(W_k) \end{aligned} \tag{A.8}$$

となるので，(A.5)は

$$\begin{aligned} & Q(M, \bar{M}) \\ &= \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{i=1}^N \delta_1^S(S_i) \log \bar{\pi}_i \\ & \quad + \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=2}^T \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \delta_{t-1}^S(S_i) \delta_t^S(S_j) \log \bar{a}_{ij} \\ & \quad + \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^K \delta_t^S(S_j) \delta_t^W(W_k) \log \bar{b}_j(W_k) \end{aligned} \tag{A.9}$$

と表わされる. これを制約条件 $\sum_{i=1}^N \pi_i = 1, \sum_{j=1}^N a_{ij} = 1, \sum_{k=1}^K b_j W_k = 1$, の下で最大化するために未定係数法を用いたのが次の式である .

$$\begin{aligned}
\mathcal{L} = & \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{i=1}^N \delta_1^S(S_i) \log \bar{\pi}_i \\
& + \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=2}^T \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \delta_{t-1}^S(S_i) \delta_t^S(S_j) \log \bar{a}_{ij} \\
& + \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^K \delta_t^S(S_j) \delta_t^W(W_k) \log \bar{b}_j(W_k) \\
& + \lambda \left\{ 1 - \sum_{i=1}^N \bar{\pi}_i \right\} + \sum_{i=1}^N \mu_i \left\{ 1 - \sum_{j=1}^N \bar{a}_{ij} \right\} + \sum_{j=1}^N \nu_j \left\{ 1 - \sum_{k=1}^K \bar{b}_j(W_k) \right\}
\end{aligned} \tag{A.10}$$

まず (A.10) を $\bar{\pi}_i$ で偏微分し 0 とおくと,

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{\pi}_i} = \frac{1}{\bar{\pi}_i} \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \delta_1^S(S_i) - \lambda = 0 \tag{A.11}$$

より,

$$\bar{\pi}_i = \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \delta_1^S(S_i) / \lambda \tag{A.12}$$

を得る. ここで $\sum_i \bar{\pi}_i = 1$ より

$$\begin{aligned}
\lambda &= \sum_{i=1}^N \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \delta_1^S(S_i) \\
&= \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \left\{ \sum_{i=1}^N \delta_1^S(S_i) \right\} \\
&= \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) = 1
\end{aligned} \tag{A.13}$$

となるので,

$$\begin{aligned}
\bar{\pi}_i &= \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \delta_1^S(S_i) \\
&= P(q_1 = S_i | o_1^T, M) \\
&= \gamma_1(i)
\end{aligned} \tag{A.14}$$

次に (A.10) を \bar{a}_{ij} で偏微分し 0 とおくと,

$$\begin{aligned}\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \bar{a}_{ij}} &= \frac{1}{\bar{a}_{ij}} \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=2}^T \delta_{t-1}^S(S_i) \delta_t^S(S_j) - \mu_i \\ &= 0\end{aligned}\tag{A.15}$$

より,

$$\bar{a}_{ij} = \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=2}^T \delta_{t-1}^S(S_i) \delta_t^S(S_j) / \mu_i\tag{A.16}$$

を得る. ここで $\sum_j \bar{a}_{ij} = 1$ より

$$\mu_i = \sum_{i=1}^N \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=2}^T \delta_{t-1}^S(S_i) \delta_t^S(S_j)\tag{A.17}$$

となるので,

$$\begin{aligned}\bar{a}_{ij} &= \frac{\sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=2}^T \delta_{t-1}^H(S_i) \delta_t^S(S_j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=2}^T \delta_{t-1}^S(S_i) \delta_t^S(S_j)} \\ &= \frac{\sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=2}^T \delta_{t-1}^H(S_i) \delta_t^S(S_j)}{\sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=2}^T \delta_{t-1}^S(S_i)} \\ &= \frac{\sum_{t=2}^T \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \delta_{t-1}^H(S_i) \delta_t^S(S_j)}{\sum_{t=2}^T \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \delta_{t-1}^S(S_i)} \\ &= \frac{\sum_{t=2}^T P(q_{t-1} = S_i, q_t = S_j | o_1^T, M)}{\sum_{t=2}^T P(q_{t-1} = S_i | o_1^T, M)} \\ &= \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)}\end{aligned}\tag{A.18}$$

最後に (A.10) を $b_j(\bar{W}_k)$ で偏微分し 0 とおくと,

$$\begin{aligned}\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial b_j(\bar{W}_k)} &= \frac{1}{b_j(k)} \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=1}^T \delta_t^S(S_j) \delta_t^W(W_k) - \nu_j \\ &= 0\end{aligned}\tag{A.19}$$

より,

$$\bar{b}_j(W_k) = \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=1}^T \delta_t^S(S_j) \delta_t^W(W_k) / \nu_j\tag{A.20}$$

を得る. ここで $\sum_k \bar{b}_j(k) = 1$ より

$$\nu_j = \sum_{k=1}^K \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=1}^T \delta_t^S(S_j) \delta_t^W(W_k)\tag{A.21}$$

となるので,

$$\begin{aligned}
\bar{b}_j(W_k) &= \frac{\sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=1}^T \delta_t^S(S_j) \delta_t^W(W_k)}{\sum_{k=1}^K \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=1}^T \delta_t^S(S_j) \delta_t^W(W_k)} \\
&= \frac{\sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=1}^T \delta_t^S(S_j) \delta_t^W(W_k)}{\sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=1}^T \delta_t^S(S_j)} \\
&= \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \delta_t^S(S_j) \delta_t^W(W_k)}{\sum_{t=1}^T \sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \delta_t^S(S_j)} \\
&= \frac{\sum_{t=1}^T P(q_t = S_j, o_t = W_k | o_1^T, M)}{\sum_{t=1}^T P(q_t = S_j | o_1^T, M)} \\
&= \frac{\sum_{t: o_t = W_k} \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j)} \tag{A.22}
\end{aligned}$$

本研究で用いる Baum-Welch アルゴリズムの導出

次に, 本研究で用いた, 内部状態滞在時にシンボルシーケンス(シンボル列データ)を出力する隠れマルコフモデルのパラメータ更新式 3.33.43.5 を求める過程を記す.(A.5) は次のように直される.

$$Q(M, \bar{M}) = \sum_{q_1^T} P(q_1^T | \mathbf{O} \text{seq}_1^T, M) \log P(\mathbf{O} \text{seq}_1^T, q_1^T | \bar{M}) \tag{A.23}$$

この対数部は次のデルタ関数

$$\delta_{il}^W(W_k) : o_{il} = W_k \text{ の時 } 1 \text{ それ以外の時 } 0 \text{ を返す関数}$$

を導入する事で以下のように表わされる.

$$\begin{aligned}
& \log P(\mathbf{Oseq}_1^T, q_1^T | \bar{M}) \\
&= \log \left(\prod_{i=1}^N \bar{\pi}_i^{\delta_1^S(S_i)} \prod_{t=2}^T \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^N \bar{a}_{ij}^{\delta_{t-1}^S(S_i) \delta_t^S(S_j)} \right. \\
&\quad \left. \prod_{t=1}^T \prod_{l=1}^{|\mathbf{Oseq}_t|} \prod_{j=1}^N \prod_{k=1}^K \bar{b}_j(k)^{\delta_t^S(S_j) \delta_{tl}^W(W_k)} \right) \\
&= \sum_{i=1}^N \delta_1^S(S_i) \log \bar{\pi}_i \\
&\quad + \sum_{t=2}^T \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \delta_{t-1}^S(S_i) \delta_t^S(S_j) \log \bar{a}_{ij} \\
&\quad + \sum_{t=1}^T \sum_{l=1}^{|\mathbf{Oseq}_t|} \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^K \delta_t^S(S_j) \delta_{tl}^W(W_k) \log \bar{b}_j(W_k) \tag{A.24}
\end{aligned}$$

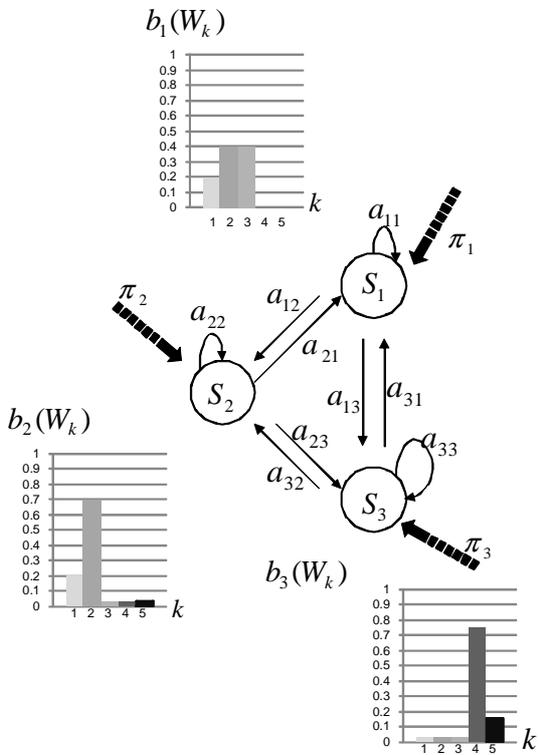
(A.24) を (A.8) と比較すると、記号出力確率 $\bar{b}_j(k)$ についての項のみ変更されていることが分かる。(A.22) は次のように修正され、 $\bar{b}_j(k)$ の更新式は以下のようになる。

$$\begin{aligned}
\bar{b}_j(k) &= \frac{\sum_{q_1^T} P(q_1^T | \mathbf{Oseq}_1^T, M) \sum_{t=1}^T \sum_{l=1}^{|\mathbf{Oseq}_t|} \delta_t^S(S_j) \delta_{tl}^W(W_k)}{\sum_{k=1}^K \sum_{q_1^T} P(q_1^T | \mathbf{Oseq}_1^T, M) \sum_{t=1}^T \sum_{l=1}^{|\mathbf{Oseq}_t|} \delta_t^S(S_j) \delta_{tl}^W(W_k)} \\
&= \frac{\sum_{q_1^T} P(q_1^T | \mathbf{Oseq}_1^T, M) \sum_{t=1}^T \sum_{l=1}^{|\mathbf{Oseq}_t|} \delta_t^S(S_j) \delta_{tl}^W(W_k)}{\sum_{q_1^T} P(q_1^T | o_1^T, M) \sum_{t=1}^T \sum_{l=1}^{|\mathbf{Oseq}_t|} \delta_t^S(S_j)} \\
&= \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{l=1}^{|\mathbf{Oseq}_t|} \sum_{q_1^T} P(q_1^T | \mathbf{Oseq}_1^T, M) \delta_t^S(S_j) \delta_{tl}^W(W_k)}{\sum_{t=1}^T \sum_{l=1}^{|\mathbf{Oseq}_t|} \sum_{q_1^T} P(q_1^T | \mathbf{Oseq}_1^T, M) \delta_t^S(S_j)} \\
&= \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{l=1}^{|\mathbf{Oseq}_t|} P(q_t = S_j, \mathbf{Oseq}_t = W_k | o_1^T, M)}{\sum_{t=1}^T \sum_{l=1}^{|\mathbf{Oseq}_t|} P(q_t = S_j | \mathbf{Oseq}_1^T, M)} \\
&= \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{l; o_{tl} = W_k} \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^T \sum_{l=1}^{|\mathbf{Oseq}_t|} \gamma_t(j)} \tag{A.25}
\end{aligned}$$

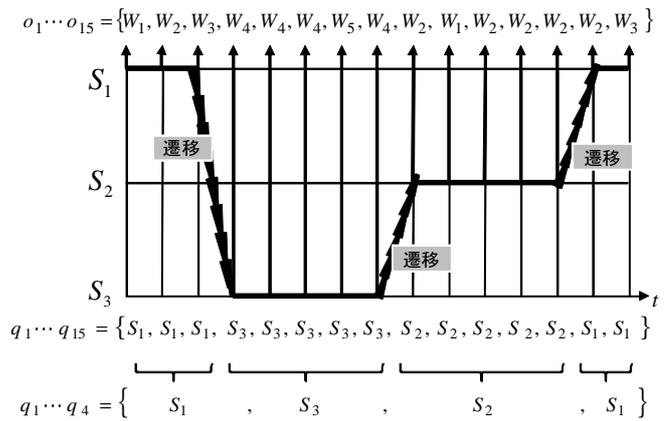
付録B 付図, 付表

第2章の図表

モデルパラメータM	$S_1, S_2, S_3 \dots$ 内部状態
	$W_1, W_2, W_3, W_4, W_5 \dots$ 出力シンボル
	$a_{ij} \dots$ 状態遷移確率
	$b_j(W_k) \dots$ シンボル出力確率
	$\pi_i \dots$ 初期状態確率



(a) モデルパラメータM



(b) 内部状態の遷移とシンボル出力

図-2.1 隠れマルコフモデルの概要

庶務

発話文	次に審議を進めていくこととなりますが、委員会で何を公開するかについても委員会で決定し、委員会で決定した方法に従って公開するという事になっています。
	本日は傍聴者の方々に来て頂いているのですが、規約に従えば、一旦、この場を退席して頂く必要があると思います。
	しかし、準備会議の際も傍聴者は退席せず、着席のまま進行させて頂きましたので、委員会での審議についても、このまま引き続き着席して頂ければと思います。
	よろしいでしょうか。
	それでは、議事次第に従い、これより審議に入りたいと思います。

委員長、よろしくお願いいたします。

談話

〇〇委員

では、ただ今から審議に入りたいと思います。
先ず、議題の第1番目、淀川水系流域委員会の情報公開について審議したいと思います。
庶務より資料の説明をお願いします。

図-2.2 談話と発話文

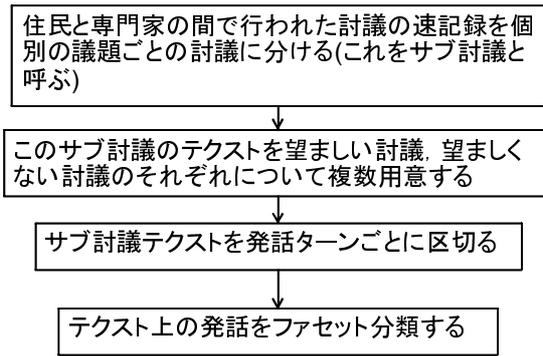


図-2.3 学習データ L の準備



図-2.4 パラメータ推定

第3章の図表

表-3.1 ファセット分類表

分類	ファセットの定義	-1	0	1
ファセットA	論証性の有無	主張的表現 理由・根拠が提示されてない	いずれ でもない	説明的表現 理由・根拠が提示されている
ファセットB	論証の根拠 (ファセットAが1以外 の時,Bは0になる)	適切性 心理的事実 (不安・信頼) 価値 規範	いずれ でもない	厳密性 科学的事実 経験的事実 統計的事実 契約事実

表-3.2 シンボル番号と発話文例

シンボル	ファセットA	ファセットB	発話文例
W_1	-1	0	「そういう自然環境のよさというのは、今後非常に価値として上がってくるんですよ。」
W_2	0	0	「ご発表者の方、どなたかご意見ございましたら。」
W_3	1	-1	「これだけの意見が既に何回もわたって出された上で今改めて住民の意見を聞くとは一体どういうことですか。」
W_4	1	0	「3日前に福井でかなりの大雨がありました。」
W_5	1	1	「(社会が)大きく変わったという事は、川上ダムにアロケーション、参加していた多くの水道事業者が撤退したことを見ても分かります。」

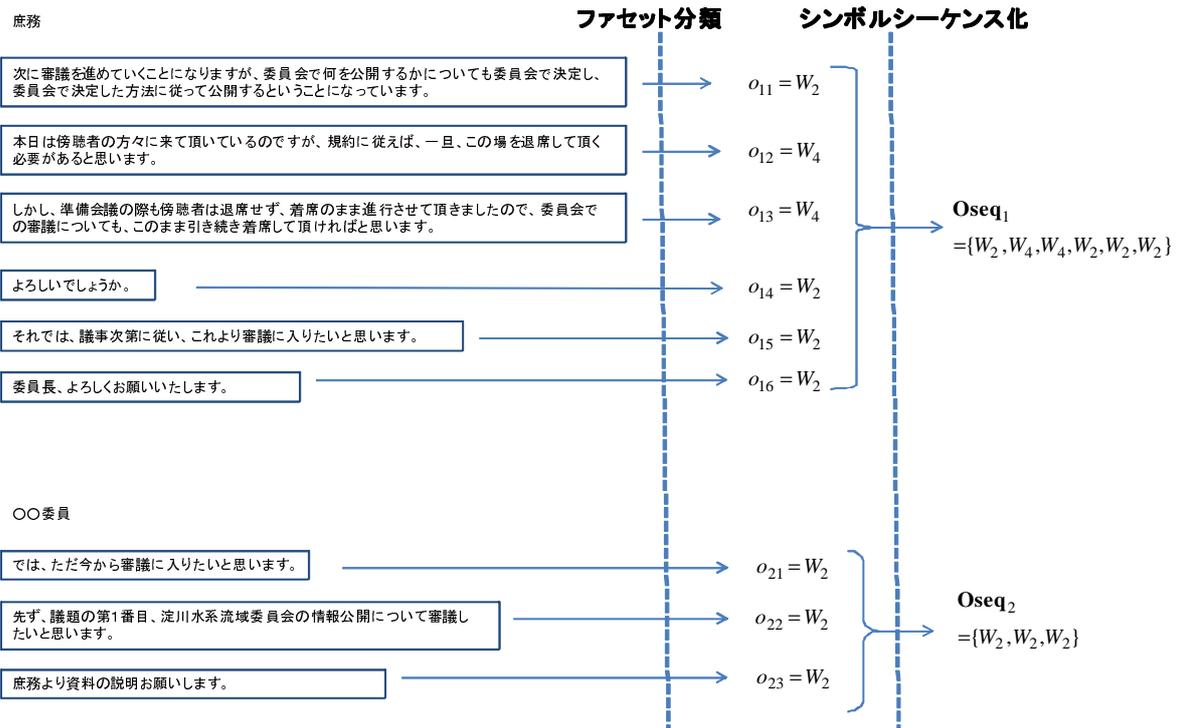


図-3.1 シンボル列

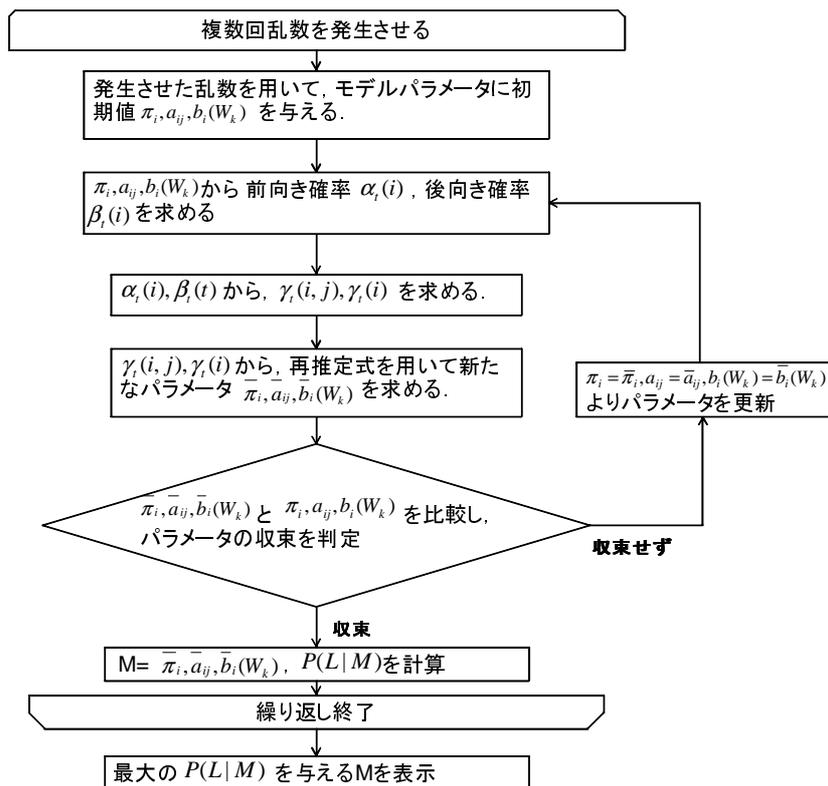


図-3.2 Baum-Welch アルゴリズム

第4章の図表

表-4.1 学習データ概略(望ましい討議)

No.	総ターン数	総発話数	W_1	W_2	W_3	W_4	W_5
1	13	56	6(0.11)	18(0.32)	14(0.25)	9(0.16)	9(0.16)
2	17	117	10(0.08)	16(0.14)	29(0.25)	42(0.36)	20(0.17)
3	12	42	1(0.02)	16(0.38)	10(0.24)	9(0.21)	6(0.14)

*カッコの中は各シンボルに分類された発話文の割合を表す

表-4.2 学習データ概略(望ましくない討議)

No.	総ターン数	総発話数	W_1	W_2	W_3	W_4	W_5
1	19	95	18(0.19)	25(0.26)	28(0.30)	20(0.21)	4(0.04)
2	20	153	48(0.31)	7(0.05)	51(0.33)	34(0.22)	13(0.09)
3	13	68	20(0.29)	9(0.13)	16(0.24)	20(0.29)	3(0.04)

*カッコの中は各シンボルに分類された発話文の割合を表す

○委員1
…と思いますが、よろしゅうございますか。

○意見発表者
寺田委員長から趣旨説明はあったんですけども、その流域委員会は8月5日にこの整備局の方針…

○意見発表者
三田村先生ようわかりました。そのとおり。…

…そのために努力してきたんやから、そういう意見を皆さんが今言うているんであって。
○委員1
酒井様のおっしゃるとおりでございますので、中身の議論に入っていきたいと思えます。よろしゅうございますか。それで、もしその手続等にご意見ございましたら、後でまたお伺いしたいと思います。時間の都合もございまして。

図-4.1 サブ討議テキスト(No.1)

○委員1
よろしいですか。それでしたら、今度は委員の方からぜひとも、はい、今本先生、お願いします。
○委員2
今本です。…

○委員3
…過去の過ちを繰り返さないような決断をぜひともしていただきたいなと、こんなふうにも思っております。
○委員1
どうもありがとうございました。

図-4.2 サブ討議テキスト(No.2)

○委員1
それでは、治水の件に関しては流域委員の今本委員の方から少しコメントをいただきたいと思えます。
○委員2
今本です。私も長年治水にかかわってきまして、…

○委員3
…ございまして、そういう総合的な観点から私どもは今一生態命検討しているところでございます。以上です。
○委員1
ありがとうございました。

図-4.3 サブ討議テキスト(No.3)

○ 委員1
…に書いていただいたわけですが、それについて少し嘉田委員から意見ございましたら。
○ 委員2
私どもも昭和50年代から…



…
〔「そんなもん冷やかしや」と発言する者あり〕
○ 委員1
ちょっとお待ちください。この辺で地域の活性化についても一応議論を終えまして、もう一度治水の問題に移りたいと思います。

図-4.4 サブ討議テキスト (No.4)

○ 委員1
…方がよろしいかと思しますので、お願いいたします。
○ 委員2
ダムが治水に対して効果のあることは確かです。ただ、限定的なんです。…



…
そういうよそから来てええげんなことを言ったらあかんわ。(拍手)
○ 委員1
ごめんなさい、ちょっと交通整理させていただいて、私の仕事をさせていただきたいと思います

図-4.5 サブ討議テキスト (No.5)

○ 委員1
はい、どなたでも結構です。
○ 委員2
金盛です。環境…



…
谷が違うのにどうやってとまるの。
○ 意見発表者
谷は違わへん。同じ谷や。
○ 委員1
後でまた総合討論のときにとしますので。

図-4.6 サブ討議テキスト (No.6)

表-4.3 初期状態確率分布 π_i

π_1	1.00
π_2	0
π_3	0

表-4.4 状態遷移確率分布 a_{ij}

a_{ij}	$j = 1$	$j = 2$	$j = 3$
$i = 1$	0	0.05	0.95
$i = 2$	0	0	1
$i = 3$	0.71	0	0.29

表-4.5 シンボル出力確率分布 $b_i(W_k)$

$b_i(W_k)$	$k = 1$	$k = 2$	$k = 3$	$k = 4$	$k = 5$
$i = 1$	0	1	0	0	0
$i = 2$	0	0	0	0	1
$i = 3$	0.10	0.10	0.29	0.33	0.18

表-4.6 初期状態確率分布 π_i

π_1	1.00
π_2	0
π_3	0

表-4.7 状態遷移確率分布 a_{ij}

a_{ij}	$j = 1$	$j = 2$	$j = 3$
$i = 1$	0	0	1
$i = 2$	0.27	0.32	0.41
$i = 3$	0.61	0.32	0.07

表-4.8 シンボル出力確率分布 $b_i(W_k)$

$b_i(W_k)$	$k = 1$	$k = 2$	$k = 3$	$k = 4$	$k = 5$
$i = 1$	0.05	0.65	0.16	0.09	0.04
$i = 2$	1	0	0	0	0
$i = 3$	0.27	0.04	0.34	0.27	0.07

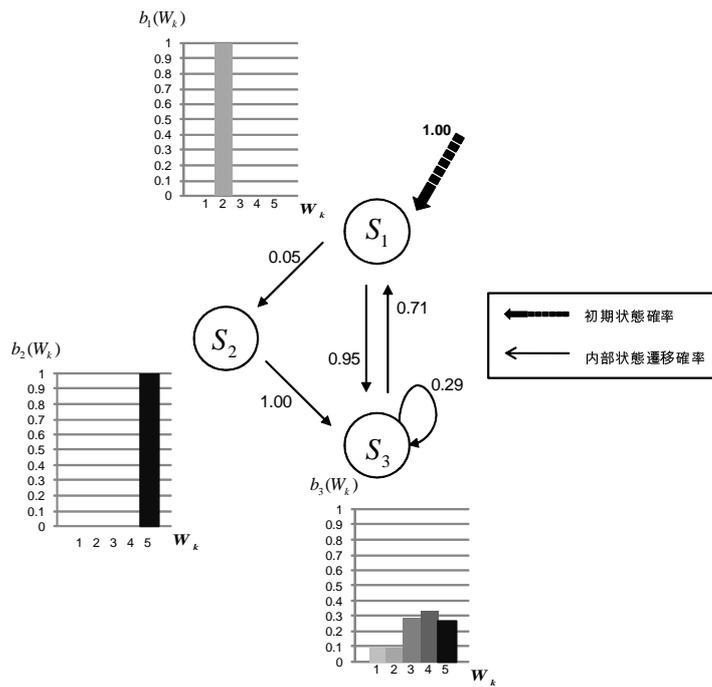


図-4.7 パラメータ推計結果(望ましい討議)

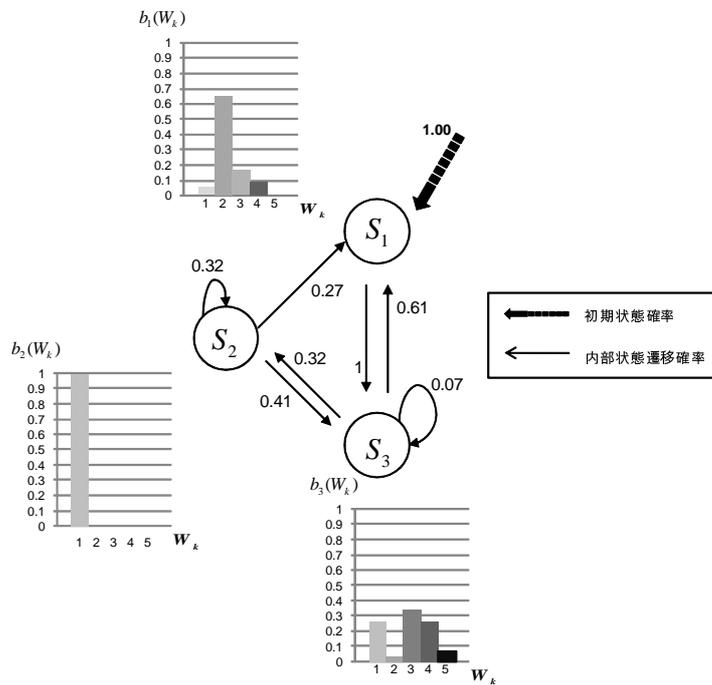


図-4.8 パラメータ推計結果(望ましくない討議)

謝 辞

本論文を結ぶにあたり、本研究の遂行に際して、終始適切な御指導と御助言、そして暖かい励ましの言葉をいただきました京都大学大学院工学研究科の小林潔司教授に心から感謝申し上げます。京都大学大学院工学研究科の松島格也准教授にはご多忙の中、大本から細部にわたって、本研究の遂行に関わる基礎的な素養から細部の修正にわたり有益な御指導と御教授を頂きました。心より感謝の意を表します。京都大学大学院工学研究科の吉田護助教には、本研究の遂行に際し、適切な御指導と御助言を頂きました。深く感謝の意を表します。京都大学大学院工学研究科の特定研究員の石磊氏には、研究を行う上で様々な面で協力を頂きました。深く感謝の意を表します。そして、計画マネジメント論研究室の諸兄には、本研究を取りまとめる上で多大な御協力を頂きました。ここに深く感謝する次第です。最後になりましたが、京都大学大学院工学研究科特定研究員の鄭蝦榮氏とは日頃より有意義な議論を重ねながら研究を深め、またその合間には同氏より基礎的な素養や研究への姿勢をお教え頂きました。深甚なる感謝の意を表します。