

ファシリテーション能力の理解と会議円滑化を 目的とした意思決定段階の同定に関する研究

Identification of decision-making steps for understanding facilitation techniques and well-organized meeting

牧野孝史 *1
Takashi Makino

三浦寛也 *2
Hiroya Miura

竹川佳成 *3
Yoshinari Takegawa

平田圭二 *3
Keiji Hirata

*1 公立はこだて未来大学 情報アーキテクチャ学科
Future University Hakodate Department of Media Architecture

*2 公立はこだて未来大学 システム情報科学研究科
Future University Hakodate Graduate School of System Information Science

*3 公立はこだて未来大学
Future University Hakodate

The aim of this research is to construct a model to estimate the decision-making stage based on Herbert.A.Simon from non-verbal features and evaluate the model. The meeting contains verbal information and non-verbal information. In the meeting, verbal information is utterance contents. Non-verbal information is volume of voice, voice pitch, interval of utterance, and timing of utterance. We made the generative model that used non-verbal information such as interval of utterance and timing of utterance and could estimate the transition of decision making stage by Hidden Markov Model. As a result of evaluation experiment, we were able to get high precision. Therefore we considered the cause.

1. はじめに

集団や組織による意思決定に関する研究として、サイモンの意思決定モデルがある [5]。サイモンは意思決定を問題認識段階、解決案の設計段階、選択段階の3段階から成り立つと述べている。議論では一般にこの順に意思決定が行われることが理想的であると主張した。しかし、現実の意思決定の場では、意思決定段階がダイナミックに変化し、後戻りすることもあることを指摘している。このように、意思決定の場では価値観、知識、経験、立場などが異なるため、参加者が議題に対して相互の認識を共有し、対等に議論を進めることが難しい。

一方で、実際に会議の対話音声を観察すると、話す言葉の内容や文脈からだけでなく、発話のテンポやリズム、発話の前後の間のとり方、話者交替といった会話中の僅かな変化からも意思決定段階を把握することができる。市野らも同様に対話音声中の発話の間や発話のタイミングといった発話の時間的属性に意思決定段階を判別することができる情報が含まれていることを指摘している [1]。

本研究では会議を通して観測できる発話の間や発話のタイミングといった発話の時間的属性からサイモンの意思決定モデルに基づく意思決定段階の遷移を推定するモデルを構築し、評価することを目的とする。本研究ではサイモンの意思決定モデルを隠れマルコフモデル (HMM: Hidden Markov Model) により構築した。評価実験の結果、推定精度が高くなかったため、その原因を考察した。

2. サイモンの意思決定モデルの実現

本章ではサイモンの意思決定モデルを表現する数理モデルの構築のための特徴量の定義と抽出方法について、モデルの作成方法についてを述べる。サイモンの意思決定モデルを実現するための提案するモデルの流れを図1に示す。

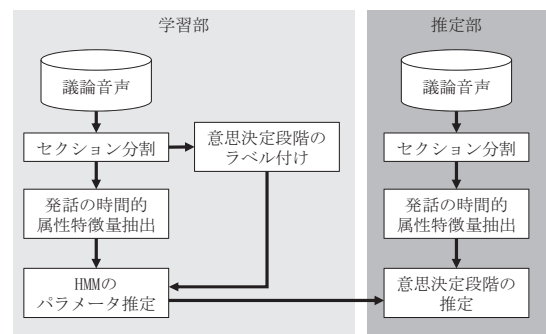


図1: 意思決定段階の遷移を推定する枠組み

提案するモデルでは学習部と推定部に分かれている。学習部では議論音声を話題のまとまり (以下、セクション) に分割し、セクションごとの議論音声から抽出した発話の時間的属性と、行動要件表に基づいて付与した意思決定段階のラベルを用いて HMM の学習を行う。行動要件表とは駒形らによって作成された、発話内容からサイモンに基づく意思決定段階を判別するための基準である [3]。意思決定ラベルとは会議参加者がどのように意思決定プロセスを設計し、実行しようとしているのかを分析するため、行動要件表を参照し、サイモンの意思決定モデルに基づく意思決定段階である問題認識、解決案の設計、選択というラベルのいずれかを各発話に対して付与したラベルのことである。これらの情報から発話の時間的属性を抽出することや意思決定プロセスの構造を理解することができる。

推定部では未知の議論音声から学習と同様の処理を用いて発話の時間的属性を抽出した。抽出した発話の時間的属性を入力として、Viterbi アルゴリズムによって意思決定段階を推定する。これにより、サイモンの意思決定モデルに基づく意思決定段階の遷移を推定することが可能になる。

2.1 発話の時間的属性特徴量の定義と抽出方法

本研究は市野らの実験を参考にして発話の時間的属性を抽出する [1]。市野らは会議前半を発散段階、後半を収束段階と

連絡先: 公立はこだて未来大学 システム情報科学部
〒041-8655 北海道函館市亀田中野町 116-2
E-mail: b1013059@fun.ac.jp

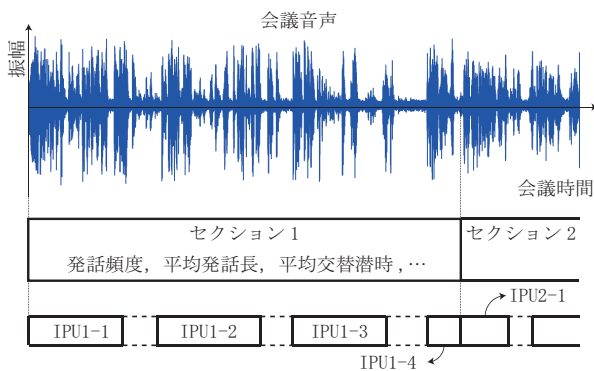


図 2: 会議音声から特徴量抽出する処理概要

ような、意思決定段階の遷移が一度のみの会議を対象として、意思決定段階を推定するモデルを作成した。

具体的には、会議前半と後半の議論音声に含まれる間休止単位 (IPU: Inter-Pausal Unit) から抽出した発話の時間的属性を用いて会議における意思決定段階を判別する決定木を作成した。IPU とは無音で区切られた単位であり、一般的に 100 ミリ秒から 400 ミリ秒の無音によって区切られ、発話の時間的属性を客観的に取得することができる処理単位である [2]。評価実験の結果、正解率は 75% 以上であり、意思決定段階を判別するために会議前半と後半の議論音声から抽出した発話の時間的属性を特徴量にすることが有効であることを示した。

本研究では市野らの研究と異なり、意思決定段階の遷移が何度も行われる会議を対象としている。実際の議論データに意思決定ラベルを付与し、観察すると、話題が変化するとき意思決定段階が変化することが確認できた。そこで、セッションごとの議論音声に含まれる IPU から発話の時間的属性を抽出した (図 3)。セッションに分けられた会議音声から発話の時間的属性を抽出する際には、会議音声の音量に基づき、無音区間を抽出した後、手動で確認と修正を行い、IPU への分割を行った。

本研究で議論音声から抽出した特徴量を表 1 に示す。発話頻度とは 1 つの IPU を発話断片と定義し、発話断片の回数を発話回数としたとき、1 セクションあたりの発話回数の平均値のことである。平均発話長とは IPU から算出した発話時間を発

表 1: 発話の時間的属性

特徴量	説明
発話頻度	1 セクションあたりの IPU 数
平均発話長	1 セクションでの各メンパの IPU 時間の平均値
平均交替潜時	IPU 間の時間の 1 セクションにおける平均値
話者移行型の頻度	1 セクションでの各話者移行型の出現回数
交替型:	隣接する 2 つの発話が異なる話者であり、かつそれらが重複していない状態
継続型:	隣接する 2 つの発話が同じ話者である状態
重複型:	ある話者の発話中に次の発話を開始した状態
沈黙型:	1700ms 以上の無音時間があつた状態

話長としたとき、1 セクションあたりの発話長の平均値のことである。平均交替潜時とは先行する参加者の IPU が終了してから、新たな発話断片が開始するまでの時間を交替潜時としたとき、1 セクションあたりの交替潜時の平均値のことである。話者移行型の頻度とは 1 セクションあたりの次に述べる各話者移行型の出現回数のことである。話者移行型の頻度は発話頻度によって値に差がでることが想定されるため、話者移行型が出現した回数を発話頻度で割ることで正規化した。交替型と継続型に関しては誰が話しているのかという情報が必要なため、大塚らによって書き起こされた各発話に対して、我々が手動でアノテーションをつけた。

交替型とは隣接する発話異なる話者である状態のことであり、アノテーションされた話者情報をもとに判断した。継続型とは隣接する発話同じ話者である状態のことであり、アノテーションされた話者情報をもとに判断した。重複型とはある話者の発話中に次の発話開始された状態のことであり、議論音声をもとに手動で判断した。沈黙型とはある話者の発話の直後に 1700ms 以上の無音区間があつた状態のことであり、議論音声をもとに自動で判断した。

2.2 数理モデルの作成

本研究では意思決定段階の遷移という時系列性のある事象を取り扱うためマルコフ性を持つモデルを提案する。時系列データをモデリングするための一般的な手法であるため、HMM を選択した。

意思決定場における意思決定段階は、観測することができないため、HMM における隠れ状態集合 S を問題認識、解決案の設計、選択という 3 状態の意思決定段階とした。観測値 o は連続値である各特徴量を次に示す 3 値のラベルに変換した。表 1 に示した発話の時間的属性の時間 t と時間 $t-1$ における値の差を up, down, stay の 3 種類の離散値に抽象化した。up 状態とは時間 t の値が時間 $t-1$ の値の +10% より大きい場合のことである。down 状態とは時間 t の値が時間 $t-1$ の値の -10% より小さい場合のことである。stay 状態とは時間 t の値が時間 $t-1$ の値の $\pm 10\%$ 以内である場合のことである。つまり、本研究では 7 つの特徴量を扱うため、観測可能なシンボルが $3^7 = 2187$ 通り存在する。問題認識を S_1 、解決案の設計を S_2 、選択を S_3 と置き換えると、隠れ状態集合 $S = \{S_1, S_2, S_3\}$ 、観測値集合 $o = \{o_1, o_2, \dots, o_{2187}\}$ と表すことができる。

3. 評価実験

会議音声から抽出した特徴量を入力、本コーパスに含まれるセッションごとの意思決定ラベルを出力として、この入出力関係を学習する。

本研究では HMM によるモデル作成のために大塚らによって集められた 2 議論分のデータを使用した [4]。本コーパスはどのように意思決定や合意形成のプロセスを設計し、実行しようとしているかというマクロな視点による分析を行うために作成された。5 名のファシリテーション能力が高い参加者同士の議論が収録されており、おおよそサイモンの意思決定モデルに基づく議論が行われている。

大塚らによって付与された意思決定ラベルを観察すると、サイモンの指摘通り、解決案の設計段階から問題認識段階への段階の後戻りが起きていることや、マクロな視点で見ると問題認識段階、解決案の設計段階、選択段階という順で議論が進められていることが確認できた。リアリティのある意思決定プロセスを観察するため、ファシリテーション能力が高い議論参加者

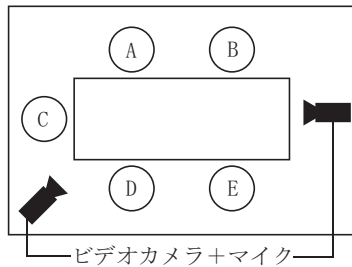


図 3: ディスカッションの収録状況

と共に議論課題を設定された。意思決定プロセスを観察できる課題を決定する課題（議論 A）と決定した課題に基づく課題（議論 B）の計 2 つの課題に取り組んでいる。議論 A は問題認識段階に多くの時間を使用しており、議論 B は議論初期段階から解決案の設計段階と問題認識段階を何度も繰り返しながら議論が進められているという特徴があった。

本コーパスには図 2 のように配置されたビデオカメラから取得した映像情報、マイクから集音した音声情報、音声情報をもとに発話を書き起こした言語情報が含まれる。さらに言語情報を分析し、行動要件表に基づき各発話に対して付与された意思決定ラベル、セクションの開始時点へのアノテーションも含まれる。議論 A には問題認識段階が 87.9%、解決案の設計段階が 9.1%、選択段階が 3.0% の意思決定ラベルが含まれていた。議論 B には問題認識段階が 62.2%、解決案の設計段階 35.1% が、選択段階が 2.7% の意思決定ラベルが含まれていた。

議論 A には 33 セクション含まれており、各セクションの平均発話頻度は 11 発話、平均発話長は約 6.1 秒、平均交替潜時は約 0.6 秒であった。正規化された話者移行型の頻度の値は、交替型が 2.0×10^{-1} 、継続型が 2.6×10^{-1} 、重複型が 5.8×10^{-2} 、沈黙型が 3.7×10^{-3} であった。議論 B には 37 セクション含まれており、各セクションの平均発話頻度は 12 発話、平均発話長は約 6.0 秒、平均交替潜時は約 0.6 秒であった。正規化された話者移行型の頻度の値は、交替型が 1.4×10^{-1} 、継続型が 2.1×10^{-1} 、重複型が 4.5×10^{-2} 、沈黙型が 1.0×10^{-2} であった。

HMM の学習には、本コーパスに含まれる意思決定ラベルを教師データとして教師あり学習を行った [4]。HMM の意思決定段階の推定処理は、Viterbi アルゴリズムにより計算した。

一方の議論から得られたデータをテスト、もう一方のデータを訓練に用いて提案したモデルの評価実験を行った。2 議論分では訓練データ数が少なくなり、データがスパースとなることが想定されるため、両議論のデータを訓練に用いた場合の評価実験も行った。加えて、意思決定段階の推定に有効な特徴量を分析するための予備実験として、7 つの特徴量の中から 1 つの特徴量を除いた HMM をそれぞれ作成し、同様のパターンで訓練とテストを行った。

一方の議論データを訓練させ、もう一方の議論データをテストデータとしたときの実験結果を述べる。議論 A を訓練させ、議論 B をテストデータとしたとき解決案の設計段階と選択段階に関して適合率、再現率ともに 0.0% となった。問題認識段階に関しては適合率が 62.2%、再現率が 100.0% であった。議論 B を訓練させ、議論 A をテストデータとしたときも解決案の設計段階と選択段階に関して適合率、再現率ともに 0.0% となった。問題認識段階に関しては適合率が 87.9%、再現率が 100.0% であった。

表 2: 両議論を訓練させた実験の結果

訓練データ：議論 AB, テストデータ：議論 A		適合率	再現率
問題認識	100.0%	96.7%	
解決案の設計	66.7%	66.7%	
選択	0.0%	0.0%	

次に、両議論を訓練データとした場合の実験結果を述べる。両議論を訓練させ、議論 B をテストデータとしたとき、訓練データの中にテストデータが含まれているため、適合率と再現率がともにすべて 100.0% となった。両議論を訓練させ、議論 A をテストデータとしたときの適合率と再現率を表 2 に示す。訓練データの中にテストデータが含まれているが、適合率と再現率が全て 100.0% とならなかった。誤推定されたデータについて調査すると、解決案の設計段階を問題認識段階と 1 回誤推定しており、選択段階を解決案の設計段階と 1 回誤推定していることがわかった。解決案の設計段階を誤推定した時の観測列を分析すると、同様の観測列が問題認識段階であるときにも 1 回出現していることが分かった。また、選択段階を誤推定したときの観測列を分析すると、同様の観測列が解決案の設計段階であるときにも 1 回出現していることが分かった。

意思決定段階の推定に有効な特徴量を分析するための予備実験の結果を述べる。一方の議論から得られたデータをテスト、もう一方のデータを訓練に用いたとき、どの特徴量を除いた場合も、7 つの特徴量を用いた時と同様に、全て問題認識段階と推定した。

両議論を訓練させ、各議論データをテストデータとしたとき、各意思決定段階において、適合率と再現率がどちらも低下する特徴量があった。問題認識段階では議論 A をテストデータとしたときには重複型の頻度を除くと、適合率が 93.3%、再現率が 96.6% ともに低下していた。解決案の設計段階では議論 B をテストデータとしたときには沈黙型を除くと適合率が 92.3%、再現率が 92.3% とともに低下していた。

適合率または再現率の一方の値が低下し、F 値が低下した特徴量もあった。問題認識段階に関しては平均発話長、発話頻度、交替型の頻度、沈黙型の頻度を除いたとき、F 値が低下していた。解決案の設計段階に関しては平均発話長、発話頻度、交替型の頻度、重複型の頻度を除いたとき F 値が低下していた。選択段階に関しては、一度も推定することがないパターンが多く、F 値を算出することができなかった。

4. 考察

評価実験の結果、解決案の設計段階と選択段階に関して適合率と再現率がともに低い値となった原因に関して考察する。この原因として考えられるのは、訓練させたデータが 33 セクションまたは 37 セクションとデータが少なく、訓練させたデータがスパースになってしまったためである。観測シンボルを観察すると 2187 通り中 44 個のシンボルしか観測することができなかった。この問題を解決するためには、訓練データの量を増やし、安定したパラメータを得た上で、再度評価実験を行う必要がある。しかし、人数、議論レベルや目的などが同じ条件であるディスカッションコーパスを大量に収集することは困難であるため、スパース性を考慮した HMM を作成する必要もある。

意思決定段階の推定に有効な特徴量を分析するための予備実験の結果、問題認識段階の推定には重複型の頻度、交替型の頻度、発話頻度、平均発話長、沈黙型の頻度が有効であり、解決案の設計段階の推定には沈黙型の頻度、交替型の頻度、平均発話長、重複型の頻度が有効である可能性があることがわかった。意思決定段階の推定に有効な特徴量を分析し、必要のない特徴量を削減することで、スパース性を考慮した HMM を設計することが可能である。

次に議論コーパスが少ないことを考慮した上で、サイモンの意思決定モデルに基づく意思決定段階の遷移を発話の時間的属性で推定することができるとかを検討する。

行動要件表では問題認識段階は問題分野を限定するため事実に基づいて定義する段階であると定義されている。実際の議論から得られることは、課題の定義を行う際に参加者が個人の経験を丁寧に説明するため、一人当たりの発話長が長くなること。加えて、定義しようとした課題に対して考えこみ、理解しようとしているため、交替潜時が長いことや沈黙型の頻度が多くなる場面が多いことである。

解決案の設計段階はアイデアを評価したり統合して解決案の選択肢を作る段階であると定義されている。実際の議論でも、ある参加者が出したアイデアに対し、他の参加者が評価をするため繰り返し質問を行うため、短い発話で話者交替が何度も行われることが観察することができた。また、自分の立場を確認するための発話を行うために、短い発話がなされている場面が多いことも観察することができた。

選択段階は解決案を評価し、最善のものを選択する段階であると定義されている。実際の議論からわかることは、出てきた解決案の要点を述べるために短い発言を行っていることや、その解釈に対しての相互に認識がっていることを確認するため、発話が重複したり、短い間で何度も話者交替が行われていることである。

本実験の結果では同様の傾向を観察することができた特徴量とそうでない特徴量があった。特徴量の中でも交替型の頻度、重複型の頻度、沈黙型の頻度、発話頻度をそれぞれ除いて実験をした際に、問題認識段階と解決案の設計段階を推定する精度が低くなった。問題認識段階から解決案の設計段階に移行する際、交替型の頻度、重複型の頻度、発話頻度が高くなる傾向にある。これは、問題認識段階では話者交替が少なく、一つのセッションでの発話数が少ないのに対し、解決案の設計段階では話者交替が何度も行われ、発話の重なりが多いという特徴があることが示された。

一方で、平均発話長を除いて実験を行った場合は問題認識段階と解決案の設計段階を推定する精度は低くなったが、意思決定段階を移行する際の一定の傾向が見られなかった。具体的には、議論 A では問題認識段階から解決案の設計段階へ移行する際に平均発話長は短くなる傾向がみられ、議論 B では長くなる傾向がみられた。

このように平均発話長の傾向が議論によって異なったのは、議論によって議題が異なることが影響していると考えられる。議論 A では少ない制約条件のもとで課題を構築するという議論であり、議論 B は議論 A で決められた二者択一の課題に対して合意を形成するという議論であった。議論 A は議論 B に比べ、何が解決案になるか不明確な議論であった。そのため、解決案を提示することが難しく、解決案の設計段階での発話長が短くなったと考えられる。議論 B では二者択一の課題であるので、何が解決案となるかが明確であり、解決案を提示することが容易であった。実際の議論からも自分の考えとその根拠を述べた上で解決案を提示するため、平均発話長が長くな

ることがみられた。

5. おわりに

本研究では議論の進め方に関する問題点や知見を得ることで円滑な議論を支援することを目的に、会議を通して観測できる発話の時間的属性からサイモンの意思決定モデルに基づく意思決定段階の遷移を推定する手法の提案を行った。具体的には、会議音声から抽出した発話の時間的属性を特徴量とした HMM を構築した。HMM は行動要件表を参照にして判別された意思決定ラベルによって教師あり学習を行った。評価実験の結果、意思決定段階の遷移の推定に関して、適合率と再現率が解決案の設計段階と選択段階に関して低い値となった。また、意思決定段階の推定に有効な特徴量を分析するための予備実験によって、発話の時間的属性の中でも発話頻度と話者移行型の頻度が有効である可能性があることを示した。

今後の課題として訓練データを増やすため、ディスカッションコーパスの作成とスパース性を考慮した HMM の検討を行う。具体的には訓練データを増やした上で意思決定段階の推定に有効な特徴量分析を行い、有効である特徴量のみを用いた HMM を作成し、評価実験を行う。また、本研究ではファシリテーション能力と各特徴量の分析を行っていない。したがって、各特徴量とファシリテーション能力の高低の関係性が明らかになっていない。本研究で提案したサイモンの意思決定モデルに基づく意思決定段階の推定することができる HMM を議論レベルの異なる議論と比較し、各特徴量にどのような違いがあるのかを明らかにする。

謝辞

本論文を執筆するにあたっては、情報通信研究機構先進的音声翻訳研究開発推進センター先進的翻訳技術研究室主任研究員の藤田篤氏に貴重な意見をいただきました。心より感謝いたします。

参考文献

- [1] 市野順子, 田野俊一, 発言の時系列的パターンを用いた会議における発散/収束の判別の可能性, 人工知能学会論文誌, Vol.25, No.3, pp.504-513,2010.
- [2] 小磯花絵, 伝康晴, 円滑な話者交替はいかにして成立するか-会話コーパスの分析にもとづく考察-, 認知科学, Vol.7, No.1, pp.93-106,2000.
- [3] 駒形憲彦, 大塚裕子, ディスカッションにおける意思決定プロセスの分析, 人工知能学会研究会資料, SIG-SLUD/SIG-SLUD, B4(02), pp.51-56,2014.
- [4] 大塚裕子, 高梨克也, 意思決定プロセスにおけるベテランファシリテーターの合意形成の分析, 人工知能学会研究会資料, SIG-SLUD, B5, No.1, pp.25-30,2015
- [5] ハーバート A・サイモン著, 稲葉元吉, 倉井武夫訳, 意思決定の科学, 産業能率大学出版部,1997.