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

Discrimination of Phase of Meeting from Utterance Pattern in Group Meeting

市野 順子

Junko Ichino

電気通信大学大学院情報システム学研究科

Graduate School of Information Systems, The University of Electro-Communications

ichino@is.uec.ac.jp, <http://www.media.is.uec.ac.jp/?ichino>

田野 俊一

Shun'ichi Tano

(同 上)

tano@is.uec.ac.jp, <http://www.media.is.uec.ac.jp/>

keywords: meeting support, divergence and convergence, non-verbal speech information, twenty-questions game

Summary

In this study, we investigated the relationship between phases of meeting and non-verbal speech information. We considered that conversations at the meeting must show information to phases of the meeting as non-verbal features. We attempted to discriminate between the divergence phase and the convergence phase by the decision tree method using only non-verbal speech information. We performed an experiment with a group task based on a modification of the game Twenty-Questions and recorded participants' speech data. In a discrimination test, we used the recorded speech, and defined non-verbal speech features such as switching pauses (i.e. silent intervals between the utterance of two speakers), frequency for each turn-taking pattern and duration. We conducted the two discrimination tests for using parameters with friends group, with strangers group and with both groups. From the results, the accuracy of the open test is 77.3%, 85.2% and 77.3%, respectively. Taking into account only non-verbal speech information was used, we consider these results to be fairly good.

1. は じ め に

言葉を用いるコミュニケーションにおいて、発話や行為者の意図を推測するための情報は、言語情報だけでなく非言語情報にもしばしば表出することがわかっている [Mahl 56]。本研究では、この発話音声の非言語情報のうち、間の置き方や発言のタイミングといった発言の時系列的パターンに着目し、発散と収束という会議における 2 つの特徴的なフェーズの判別の可能性について実験的に検証を行った。

問題解決型の会議では、問題点やアイデアの洗い出しを行う発散フェーズと、出てきた問題点やアイデアを分類し、対応案を検討し、優先順位をつける収束フェーズの、主に 2 つの異なる思考フェーズ [Guilford 83, Levine 04] を含む。問題解決のためには、両者は本来切り離すことのできないものであり、実際の会議では、ダイナミックに発散的思考と収束的思考を繰り返し行いながら進むことが多い。しかし、従来の会議支援システムはこの 2 つの思考のいずれかに限定した支援がほとんどであり（例えば発散的思考支援は AIDE [西本 99]、Inspiration [Inspiration Software]、収束的思考支援は Colab [Stefik 87]、郡元 [宗森 94] など）、会議プロセスを総合的に支援できていな

い。これらのシステムを実際の会議に適用しようとした場合、会議メンバーが会議のフェーズを判断する必要が出てくる。現実の会議では、会議のフェーズを把握し適切に切り替えることは、ファシリテータ・モデレータといった専門家や、プロジェクトマネージャ等に求められる重要なスキルである [中野 09, 堀 04]。これからの会議支援システムには、会議進行中ダイナミックに変化する会議フェーズに柔軟に適応する能力が求められている。

一方、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はなく、会話のテンポ、リズム、発話の前後の間の取り方、話し手と聞き手の交替の様相といった会話の微細な表情の変化からも会議のフェーズが見えてくる。すなわち、会議のフェーズを判別可能な情報が、対話音声の非言語情報として表出されていると考えられる。

そこで、発話音声の非言語情報から会議フェーズをリアルタイムに判別できれば、システムにおける円滑な会議コミュニケーションの制御につながると期待される。例えば、会議フェーズに即したシステム機能の切替、ファシリテータ・モデレータ支援のための会議フェーズの提示、特定のフェーズのみを支援している既存システムの適切なタイミングでの起動、などが可能になる。また遠

隔会議に応用することで、離れたメンバーの場の雰囲気
の把握が容易になり、より円滑に会議が進行すると考え
られる。さらには会議の支援のみならず、会議支援シス
テムの評価手段としての応用も可能である。将来的には、
発話音声の韻律情報や、視線やジェスチャなど発話以外
の非言語情報も利用することで、複数の会議フェーズを
より正確に理解できるようになると考えられる。

本研究は、上記のようなシステムを実現し、グループ
の協調作業を促進させることを目指している。本稿では、
その前段階として、リアルタイム性は考慮せずに、発話
音声の非言語情報の一つである発言の時系列的パターン
情報に、会議フェーズを判別可能とするような情報が存
在しているか検証を行った。本研究では、会議における
発散フェーズや収束フェーズを「会議フェーズ」と呼び、
発散と収束の2つの会議フェーズに焦点を合わせる。

会議フェーズに関連するものとして、会議のホットス
ポット（盛り上がり）がある。ホットスポットとは、メン
バーが議論に白熱しグループが興奮している会話部分
[Wrede 05]である。一方、本研究が対象としている会議
フェーズは、メンバーが各々の思いを語り合い相互理解
を深めたり（発散）、議論の全体像を整理して論点を絞
り込んだり（収束）している[堀 04]会話部分である。つ
まり、ホットスポットはメンバーによって形成されるそ
の場の「感情」の表出、会議フェーズはメンバーによっ
て形成されるその場の「思考」の表出と捉えることがで
き、両者は異なる概念と言える。

本研究では、分析対象とする発話音声の非言語情報と
して、発話長、交替潜時、話者交替パターンの頻度など
の発言の時系列的パターンを取り上げる。発言の時系列
のパターンと会議フェーズを結びつけて、教師あり学習
である決定木学習を行い、会議が発散フェーズか収束フェ
ーズにあるかを判別する手法を開発した。

以下、2章では先行研究について述べ、本研究の位置
づけを明らかにする。3章で、本研究で行った会議実験
の概要を説明する。4章では3章で収録した会議音声デ
ータの分析方法について説明する。5章で決定木を用い
て行った判別実験の結果について述べ、考察を行う。

2. 先行研究

会議や議論の状態を分析し、その情報を共有・蓄積す
る研究は長年取り組まれてきた。議論の発言・記述内容
の構造化・可視化（例えば[網谷 05]）や、ソフトウェア
設計開発における議論の設計意図や根拠情報の管理（例
えば[Conklin 88]）が実現されている。これらの研究は、
発話の言語情報にもとづき、会話を知識の側面からモデ
ル化・構造化し、そのモデルにもとづいてコミュニケーション
を支援している。しかし、リアルタイムに会話構
造を分析することが技術的に困難なため、会議のリアル
タイム支援には適用できない。また、人間同士の自然な

コミュニケーションにおいて、発話や行動の意味を正確
に理解するには、言語情報などの記号的なメッセージを
正確に理解するだけでは十分ではなく、非言語情報が有
効に働いていることがわかりつつある。

そのような背景から、近年は人間の対話コミュニケー
ションと発話音声の非言語情報との関係に関して様々な分
野で研究が行われている。CSCW やグループウェアの分
野では、主に発話音声の非言語情報を用いて、コンピュ
ータによるリアルタイム会議の支援を目指した研究が行わ
れている。例えば DiMicco ら [DiMicco 04, DiMicco 07]
や市野ら [市野 07, Ichino 09] は、参加者の発話時間を検
出して、共有ディスプレイ上に視覚化した。Conversation
Clock は、発話音量を使用して、テーブルディスプレイ上
に、社会的キューとしての参加者のインタラクション履
歴を表示している [Bergstrom 07]。MeetingMediator は、
グループの協調パターンの変化を促すことを目的として、
会議をブレインストーミングと問題解決のフェーズに分
け、発話時間や発話音量といった発話特徴量や身体の変
動量を用いて、グループ・ダイナミクスを視覚化してい
る [Kim 08]。これらのシステムの多くは、グループ・ダ
イナミクスに関するフィードバックがグループの満足度
やパフォーマンスの向上につながる可能性 [Smith 59] に
着目し、発話音声を利用したグループ・ダイナミクスの
測定や説得的なフィードバックの提供のための手法の開
発に取り組んでいる。

CSCW・グループウェアの分野に限らず、談話分析・社
会心理学・日本語教育などの分野においても、対話にお
ける非言語情報を分析した研究が多数行われている。大
須賀らは、基本周波数 (F0)・パワー・時間長など対話音
声の韻律特徴量のみから、決定木学習により話者交替か
話者継続かを判別する手法を開発した [大須賀 06]。長岡
らは、協調的対話と非協調的対話を比較し、協調的対話
では対話者同士がだいたい同じ時間的パターン（発言長、
交替潜時）で発言行動または相槌行動をとることを示し
た [長岡 03]。Wrede ら [Wrede 03]、Cetin ら [Cetin 06]、
加藤ら [加藤 05]、西村ら [西村 06] は、対話者の韻律情
報を分析し、話者の韻律やオーバーラップ発話が対話の
ホットスポット（盛り上がり）と強い関係があることを
示した。これまで会話研究の多くが二国会話を扱ってき
たが、近年は多人数会話の研究も行われるようになって
きた [榎本 06]。例えば、常らは、ポスター形式での会
話を対象とし、相槌の出現頻度や韻律特徴を分析した結
果、聴衆の興味や関心が現れている部分を推定する可能
性を示した [常 08]。坊農らは、ポスター展示発表にお
ける多人数会話の分析にもとづき、立ち位置、滞在時間、
視線配布などのインタラクション行動の過程から人々の
興味を推定できることを示した [坊農 04]。

このように、対話における非言語情報の重要性や、対
話支援における発話音声の非言語情報の有効性が示され
つつある。しかし発散や収束といった会議フェーズの判

別に焦点を合わせ、対話音声进行分析した研究はない。人間が会議フェーズの判別を行う際、それまでの会話の文脈や背景知識、グループメンバーの共有信念、身振りや視線などのジェスチャ情報など多様な情報を統合して判断していると考えられる。そのような枠組みをシステム上に実装するには高度な処理が必要となる。しかも、背景知識や共有信念などは話者やタスクに大きく依存するものであり、汎用化も困難である。しかし発話音声の非言語情報は、実際にその場で入力された音声信号の処理で取得可能となるため、多様なシステム上での実用化の側面からもその有効利用には意義がある。

3. 発散と収束を含む会議実験

本研究では、会議の中で自然に発散と収束のフェーズが発生する状況を作り上げるため、アレンジ版 Twenty-Questions ゲームを利用して 4 人 1 組のグループによる会議実験を行った。抽出対象とした被験者個別の発話音声の非言語情報については、4.3 節で述べる。

3.1 実験条件

本研究の目的は、発散と収束の 2 つ会議フェーズに焦点を合わせ、両者でグループやグループメンバー同士のコミュニケーション行動の特性に違いがあるかを検討することである。そのため、会議の中で自然に発散と収束のフェーズが発生する状況を模擬的に作り出す必要がある。

また、現実社会の会議では、グループを構成するメンバーは、社内ミーティングのように知人同士の場合もあれば、初対面の顧客との会議のように初対面同士の場合もある。メンバーが知人か初対面かの要因で、視線、姿勢、ささやき、同時行動などによる会話への参加態度の示し方に違いがみられる場合があることがわっている [中井 06]。本研究が着目している発言の時系列的パターンに関してみれば、親しい人同士と初対面の人同士とでは、親しい間柄だと会話のテンポが速くなる等、会話の間とり方や話し出すタイミングも異なるのではないかと推察される。このように両者の特徴が大きく異なると考えられるため、5 章で述べる判別器（決定木）を分けて構築した方が良好な判定性能となる可能性がある。その可能性を検証する。

加えて、実際の会議において解決する問題の難易度はさまざまである。問題の難易度によってグループメンバーの行動やパフォーマンスに影響を及ぼす可能性が示唆されている [Wilson 04]。難易度が高い場合、低いときと比べて各メンバーの思考時間が長くなり、その結果会話の間が長くなる等、発言の時系列的パターンに違いがあると考えられる。上述のグループ親疎度と同様に、タスク難易度ごとに判別器を分けて構築した方が良好な判定性能となる可能性があるため、その確認を行う。

以上より、実験要因を表 1 に示す。2（会議フェーズ）

表 1 実験要因

因子	記号	水準	
		1	2
会議フェーズ	P	発散 (P_d)	収束 (P_c)
グループ親疎度	G	知人同士 (G_f)	初対面同士 (G_s)
タスク難易度	T	低い (T_e)	高い (T_h)

× 2（グループ親疎度）× 2（タスク難易度）であり、グループ親疎度が被験者間要因、会議フェーズとタスク難易度が被験者内要因である。各実験要因について会議を模擬したゲームを行い、発話音声の非言語情報を抽出する。

3.2 被験者

被験者は、一般から募集した 20～40 歳代の男女 40 名である。このうちの 20 名は、知人同士 4 人 1 組での参加を求めた。4 人 1 組の被験者組を 10 組構成し、5 組が知人同士 (G_f)、残りの 5 組が初対面同士 (G_s) の条件で課題に取り組んだ。各組は男女 2 名ずつで構成し男女バランスをとった。実験は約 2 時間で、被験者には参加費が支払われた。

3.3 タスク

オリジナルの Twenty-Questions (20Q) ゲームは、出題者の思い浮かべているモノ（単語）を、最大 20 問の質問とその答えから推測して当てるゲームである。解答者は yes/no で解答できる質問を出題者にし、出題者はその問いに yes/no で答える。推測される単語のあいまいさを変更することにより、タスクの難易度を操作できる。このゲームを選んだ理由は、親しみやすくグループでもプレーでき、タスクの難易度を調査する研究でしばしば用いられているからである（例えば、文献 [Taylor 52]）。

本実験で用いたアレンジ版 20Q ゲームは、発散と収束 2 つの会議フェーズが出現するように 20Q ゲームを修正し、ゲームを前半と後半に分けた。この修正は、ブレインストーミングと問題解決の 2 つの会議フェーズを評価する実験を行った Wilson [Wilson 04] や Kim [Kim 08] の実験を忠実に模倣したものである。前半はブレインストーミングを行う発散のフェーズであり、後半は問題解決を行う収束のフェーズである。解答はグループで相談して行う。前半の発散フェーズでは、出題者が予め用意した yes/no 質問と解答のペアからなる 10 個の条件（図 1）を解答者グループに与える。グループは、この 10 個の条件を満たす多くのモノをブレインストーミングする。後半の収束フェーズでは、解答者グループは、前半フェーズで与えられた 10 個の条件に加え、最大 10 個の質問によって条件を追加することにより、出題者が思い浮かべたモノを当てる。このとき、解答者グループは、できるだけ少ない質問数で正解を導くように、相談して質問を工夫する。グループは yes/no で解答できる質問を出題者にし、出題者はその質問に yes/no で答える。

	質問	回答
1	燃えやすいものですか？	はい
2	ソファより大きいものですか？	いいえ
3	アジア生まれのものですか？	はい
4	何か身に着けるものですか？	いいえ
5	水に浮かびますか？	はい
6	それは家族で共有するものですか？	いいえ
7	それは何かの道具ですか？	はい
8	娯楽に使うものですか？	いいえ
9	それで音を出せますか？	はい
10	普通、屋外で使いますか？	いいえ

図1 アレンジ版 20Q ゲームの発散フェーズで配布する yes/no 質問と解答のペアからなる 10 個の条件の例。

タスク難易度は、アレンジ版 20Q ゲームで出題する単語の想起のしやすさを変更することで操作した。今回は Google の検索ヒット件数を想起のしやすさの目安として用い、検索件数が相対的に少ない単語は想起しにくい単語、多い単語は想起しやすい単語として、複数の単語をランダムに抽出した。その後、実験者 2 名が相談して意見が一致した単語を採用した。

§1 設定したタスク難易度の妥当性検証

会議実験後、設定したタスクの難易度の妥当性を検証するために、ゲーム後半におけるグループのタスクパフォーマンスを分析した。パフォーマンスとして、①グループが出題者に質問した数（質問数）、②グループが正解に到達するのに要した時間（解答時間）、③制限時間（最長 15 分）内に出题者が思い浮かべたモノを当てることができたグループの割合（正解率）の 3 項目を測定した。図 2 に各測定値の平均及び標準誤差を示す。2（グループ親疎度 $G: G_f \cdot G_s$ ） $\times$ 2（タスク難易度 $T: T_e \cdot T_h$ ）の 2 要因分散分析を行ったところ、3 項目いずれもタスク難易度 T の主効果が有意であり、難易度の低いタスク (T_e) は高いタスク (T_h) よりも①質問数が少なく ($T_e: 2.1$ 個 vs. $T_h: 4.8$ 個, $F(1,18)=6.707, p=.019$)、②解答時間が短く ($T_e: 4.2$ 分 vs. $T_h: 9.7$ 分, $F(1,18)=5.488, p=.031$)、③正解率が高くなった ($T_e: 91.7\%$ vs. $T_h: 50.0\%$, $F(1,18)=5.272, p=.034$)。パフォーマンス 3 項目いずれもグループ親疎度 G の主効果、交互作用 $G \times T$ は有意でなかった。これらの結果から、難易度とゲーム後半のタスクパフォーマンスは比例の関係を示しており、タスクの難易度は概ね正しく設定されたと言える。

3.4 実験環境

いずれの実験も 4 人 1 組となり協力して課題に取り組む。4 人は四角いテーブルに 2 人ずつ対面して座る（図 3）。実験中、各被験者はヘッドセットマイク（SHURE SM10A-CN）を装着する。各自がペンを持ち付箋紙に自由にメモをとることができる。グループ全体の動きが見える視点からのビデオカメラ撮影と、各被験者の発話の音声録音を行った。

図2 ゲーム後半のタスクパフォーマンス。“Friends”が知人同士 (G_f)，“Strangers”が初対面同士 (G_s)，“Easy”が難易度の低いタスク (T_e)，“Hard”は高いタスク (T_h) を表す。

図3 実験環境。

3.5 実験手順

実験は図 4 に示す手順で行った。実験に先立ち、被験者グループにゲームに関して説明し、実際にトレーニングゲームを行ってもらった。その後被験者グループは一定時間休憩をはさみながらゲームに取り組んだ。被験者グループ 10 組は、5 組が知人同士 (G_f)、残りの 5 組が初対面同士 (G_s) の条件でゲームに取り組んだ。1 組の実験の所要時間は全体で 2 時間で、トレーニングを除き 2 回または 3 回のゲームを行った。タスク難易度の順序効果を相殺するため、10 組を 2 つに分け、一方は $T_e \rightarrow T_h$ 、もう一方は $T_h \rightarrow T_e$ の順番で実験を行った。

1 回のゲームは、3.3 節で述べた通り、前半のブレインストーミングを行う発散フェーズ (P_d)、と後半の問題解決を行う収束フェーズ (P_c) で構成される。発散フェーズの時間は 8 分間固定とした。収束フェーズは 10 分間を目安にゲームを開始してもらい、10 分以内に正解が出た

図4 実験手順。

場合はそこでゲームを終了する．10 分で正解が出なかった場合は，最長 15 分まで延長を認めた．収束フェーズでの出題者への質問は任意のタイミングで行うことができる．また 1 回質問することに 2 回まで出題者に解答することができる．

実験中，グループで考えたモノの候補，グループで考えた質問候補，質問に対する出題者からの解答は，付箋紙にメモしてもらった．

4. 分 析 方 法

本研究では，発言の時系列的パターンに関する情報を用いて，統計的手法である決定木学習により，発散フェーズか収束フェーズかを判別する手法を開発する．グループが知人同士の場合と初対面同士の場合とでの比較，さらにそれをタスク難易度の低い場合と高い場合に細分した場合での比較を行い，それぞれについて発散と収束の 2 つの会議フェーズの判別の可能性について検証する．

4.1 音 声 デ ー タ

音声データは，3 章の会議実験で収録した計 22 ゲームの会話音声を用いた．分析対象とする会話は，ゲーム中のグループ内の被験者同士の会話である．収束フェーズ中に，グループのメンバー（被験者）が出題者（実験者）に対して行う質問や解答およびそれに対する出題者の返答に関する発言は対象外とした．

4.2 分 析 単 位

発言を分析する際の基本単位は，いくつかの分析単位が提案されている [坊農 07]．本研究では，将来的には会議のリアルタイム支援システムの構築を想定しているため，客観的に定義可能な，無音で区切られた単位 IPU（Inter-Pausal Unit）を選択し，文献 [Koiso 98] にならい 100 ミリ秒以上の無音によって区切られた IPU を分析単位とした．発言音声の音量をもとに半自動で無音区間を抽出した後，手動で確認・修正を行い，IPU への分割を行った．

4.3 発言の時系列的パターン特徴量

発言音声の非言語情報は大きくは，声の大きさ・高さ・速度・アクセントなどの音響学的・音声学的属性と，間の置き方・発言のタイミングなどの発言の時系列的パターンの 2 つに分類される [大坊 98]．著者の先行研究 [市野 07, Ichino 09] で行ったブレインストーミングおよび問題解決を行う会議実験を通して，会議の発散と収束のフェーズでは，発言の時系列的パターンが異なる様子が観察された．そのため本研究では，後者の発言の時系列的パターンに着目する．本研究で抽出した特徴量を表 2 に示す．

「(a) 発話頻度」は，フェーズの経過時間 1 分あたりの発話数（IPU 数）とした．「(b) オーバーラップ発話時間割合

表 2 判別に用いる発言の時系列的パターン特徴量．

- (a) 発話頻度 (回/分)
- (b) オーバーラップ発話時間割合 (%)
- (c) 発話長 (ms)
- (d) 交替潜時 (ms)
- (e) 話者移行型（沈黙・継続・交替・準重複・重複）別の頻度 (回/分)

表 3 話者移行型．

沈黙	m または m 以外のメンバーの先行 IPU 終了後，1700ms より大きい間があった後に，メンバー m が後続 IPU を開始する場合
継続	メンバー m の先行 IPU 終了後，1700ms 以下の間があった後に，メンバー m が後続 IPU を開始する場合
交替	m 以外のメンバーの先行 IPU 終了後，1700ms 以下の間があった後に，メンバー m が後続 IPU を開始する場合
準重複	m 以外のメンバーの先行 IPU の終了直前（200ms 以内）に，メンバー m が後続 IPU を開始する場合
重複	m 以外のメンバーの先行 IPU 中に，メンバー m が後続 IPU を開始し，その両 IPU の重複時間が 200ms より大きい場合（両 IPU が隣接していない場合も含まれる）

合 (%)」は，フェーズの総経過時間中に，他のメンバーが発話（IPU）しているときに同時にメンバー m が発話した時間の割合 (%) とした．「(c) 発話長」は，フェーズにおけるメンバー m の各 IPU 時間 (ms) の平均値である．「(d) 交替潜時」は，先行する m 以外のメンバーの発話（IPU）が終了してから，メンバー m の発話（IPU）を開始するまでの時間間隔 (ms) のフェーズにおける平均値である．先行発話の終了以前に開始した場合は含まれない．「(e) 話者移行型頻度」は，そのフェーズの総経過時間 (分) あたりの，メンバー m が行った発言のうち，次に述べる各話者移行型の出現回数とした．

本研究では，近接する IPU について，各 IPU の話者とそれらの時間的關係から話者の発言の移行のタイプを，文献 [堀内 97, 小磯 00] を参考にして表 3 に示す 5 つに分類した．

5. 判別結果と分析

5.1 試料と判別手法

3 章で行った会議実験の計 22 ゲーム 44 フェーズ，のべ 176 名分の対話音声から抽出した被験者の各特徴量を用いて，会議の発散 / 収束の判別実験を行った．

会議フェーズの判別には，統計的手法である決定木学習を用いた．決定木学習を用いた理由は，判別精度だけでなく，判別結果に対する説明容易性が求められるからである．決定木アルゴリズムは C4.5 [Quinlan 92] を用いる．また，枝刈りは予備実験にもとづき危険率 25%で行った．クローズドなデータに対する決定木を作成し（クローズドテスト），木の精度や判別に有効な特徴量を考察する．また 10 分割の交差検定を行い（オープンテスト），判別率，適合率，再現率から決定木学習による判別精度を評価する．データを分割する際，学習データとテストデータに同じ被験者のデータが含まれないようにした．

表 4 判別実験に用いた試料数．

グループ 親疎度	タスク 難易度	会議 フェーズ	会議実験時 に想定した フェーズ数	評定者の分 類による フェーズ数	試料数
知人同士 (G_f)	低い (T_e)	発散 (P_d)	6	6	24
		収束 (P_c)	6	6	24
	高い (T_h)	発散 (P_d)	5	7	28
		収束 (P_c)	5	3	12
初対面同士 (G_s)	低い (T_e)	発散 (P_d)	6	7	28
		収束 (P_c)	6	5	20
	高い (T_h)	発散 (P_d)	5	9	36
		収束 (P_c)	5	1	4
		計	44	44	176

決定木学習によって判別実験を行うためには教師データが必要となる．3章の会議実験では，前半のブレインストーミングのタスクが発散のフェーズ，後半の問題解決のタスクが収束のフェーズになることを想定し実施した．これらのタスクが実際にはどちらのフェーズだったかの判断を，3名の評定者によって行う．まず，評定者各々に独立に，44個のタスクに対して，グループ全体の様子が見える音声付きビデオ映像を見ながら「発散」または「収束」の2種類に分類してもらった．評定者には，分類の判断基準として，「発散は，自由な発想でアイデアを拡げ多様な可能性をふくらませるフェーズであり，収束は具体的な成果に向かって意見を集約しまとめていくフェーズ [中野 09]」と提示した．次に，評定者の多数決により発散か収束かを決定した．その結果，ブレインストーミングタスクを行った前半フェーズの22個のデータは，いずれも「発散」と分類された．問題解決タスクを行った後半フェーズの22個データは，15個が「収束」，7個が「発散」と分類された．評定者によって決定された各タスクの発散または収束の結果を，そのタスクを実施した4名の被験者データに付与し，これを教師データとした．表4に実験に用いた試料数を示す．

5.2 結 果

まず全被験者データを用いた判別結果およびグループ親疎度別に分類したデータを用いた判別結果を示す．次に，グループ親疎度別に分類したデータをさらにタスク難易度別に分類したデータを用いた判別結果を示す．

§1 全被験者データおよびグループ親疎度別分類データを用いた判別結果

表5に，各条件で構築した決定木による発散 (P_d) / 収束 (P_c) の判別結果を示す．1段目が全被験者のデータ，2段目が知人同士 (G_f) の被験者のデータ，5段目が初対面同士 (G_s) の被験者のデータを用いて構築した決定木の結果である．クローズドテストでは，全被験者および初対面同士 (G_s) の判別率が9割以上の結果となり，知人同士 (G_s) より約8ポイント高かった．オープンテストでは，初対面同士 (G_s) の判別率が高く約85%だったが，全被験者と知人同士条件 (G_s) は8割未満だった．知人同士条件 (G_s) のクローズドテストで誤判別された14個のデー

表 5 発散 (P_d) / 収束 (P_c) の判別率．

グループ親疎度	タスク難易度	Closed	Open
全被験者		92.00%	77.30%
知人同士 (G_f)		84.10%	77.30%
	低い ($G_f \times T_e$)	85.40%	75.00%
	高い ($G_f \times T_h$)	92.50%	70.00%
初対面同士 (G_s)		92.00%	85.20%
	低い ($G_s \times T_e$)	89.60%	62.50%
	高い ($G_s \times T_h$)	97.50%	95.00%

表 6 発散 (P_d) / 収束 (P_c) の判別におけるクローズドテストの適合率と再現率．

	発散 (P_d)		収束 (P_c)	
	適合率	再現率	適合率	再現率
全被験者	92.50%	95.70%	91.10%	85.00%
知人同士 (G_f)	80.60%	96.20%	92.30%	66.70%
初対面同士 (G_s)	91.30%	98.40%	94.70%	75.00%

タについて調査したが，一定の傾向は認められなかった．

表6に，表5の全被験者・知人同士 (G_f)・初対面同士 (G_s) のクローズドテストにおける，発散 (P_d)，収束 (P_c) それぞれの結果の適合率と再現率を示す．適合率は判別結果に混入した「ゴミ」がどれだけ少ないかを表し，再現率はどれくらい「漏れ」なく正しく判別しているかを表す．収束 (P_c) の再現率を除けば，いずれのデータに対しても高い適合率，再現率が得られた．初対面同士 (G_s) の方が知人同士 (G_f) より適合率・再現率が高くなった．また知人同士 (G_f)，初対面同士 (G_s) とともに発散 (P_d) の再現率が高くなっており，判別が発散 (P_d) に偏っていることがわかる．この傾向は，オープンテストでも同様に見られた．収束 (P_c) の再現率の低下は，表4に示す通りデータ量の不足が原因と考えられる．

図5に，各条件において生成された決定木を示す．図5の(i)が知人同士 (G_f) の被験者，(ii)が初対面同士 (G_s) の被験者，(iii)が全被験者のデータを使用した場合の結果を示している．例えば，(i)の最上位ノードから左に分岐したリーフ P_{c1} では，収束 (P_c) と判別されたデータ数は19であり，このうち発散 (P_d) と誤判別されたデータ数は1であることを示す．

(i) より，知人同士 (G_f) においては，3個のリーフのうち1個で発散 (P_d)，2個で収束 (P_c) と判別された．判別要因として重要な特徴量は，上位から(1)沈黙型頻度，(2)重複型頻度であった．リーフの中で，発散 (P_d) と判別されたリーフ P_{d1} に至る条件を要約すると，「沈黙を含み，重複の頻度が低いこと」となる．一方，収束 (P_c) と判別されたデータ数が最も多いリーフは P_{c1} であった(19個)．このリーフに至る条件を要約すると，「沈黙が全くないこと」となる．

続いて(ii)より，初対面同士 (G_s) においては，4個のリーフのうち1個で発散 (P_d)，3個で収束 (P_c) と判別された．判別要因として重要な特徴量は，上位から(1)準重複型頻度，(2)準重複型頻度，(3)交替潜時であった．発散 (P_d) と判別されたリーフ P_{d2} に至る条件を要約すると，「準重複はあるが頻度は高すぎず，交替潜時が長いこ

と」となる．一方，収束 (P_c) と判別されたデータ数が最も多いリーフは P_{c3} であった (10 個)．このリーフに至る条件を要約すると，「準重複が全くないこと」となる．

(iii) より，全被験者においては，9 個のリーフのうち 4 個で発散 (P_d)，5 個で収束 (P_c) と判別された．判別要因として重要な特徴量は，上位から (1) 沈黙型頻度，(2) 準重複型頻度，(3) 発話頻度であった．発散 (P_d) と判別されたデータ数が最も多いリーフは P_{d4} であった (94 個)．このリーフに至る条件を要約すると，「沈黙があり，準重複はあるが頻度は高すぎないこと」となる．一方，収束 (P_c) と判別されたデータ数が最も多いリーフは P_{c6} であった (33 個)．このリーフに至る条件を要約すると，「沈黙が全くないこと」となる．

(ii)・(iii) の準重複型頻度は，リーフに至る過程で複数回特徴量として選択されており，判別が単調でないことがわかる．分散分析を行ったところ，準重複型頻度に関しては発散フェーズ (P_d) の方が収束フェーズ (P_c) よりも有意に低かった (P_d : 0.7 回/分 vs. P_c : 1.2 回/分, $F(1,168)=6.938$, $p=.009$, 図 6 参照)．

§ 2 タスク難易度別分類データを用いた判別結果

次に，表 5 の 3-4 段目と 6-7 段目に，知人同士 (G_f)，初対面同士 (G_s) の被験者のデータをさらにタスク難易度別に分類して構築した決定木による判別結果を示す．クロズドテストでは，知人同士 (G_f)，初対面同士 (G_s) とともに，難易度の高いタスク (T_h) の方が判別率が 9 割以上の結果となり，難易度の低いタスク (T_e) より約 7~8 ポイント高かった．オープンテストでは，知人同士 (G_f) の場合は，難易度の低いタスク (T_e) の方が判別率が 5 ポイント近く高くなった．初対面同士 (G_s) の場合は，逆に難易度の高いタスク (T_h) の方が判別率が 9 割以上の結果となり，難易度の低いタスク (T_e) より約 33 ポイント高かった．難易度の低いタスク (T_e) において誤判別されたデータについて調査したところ，難易度の低いタスクが短時間で終了したグループの被験者データが多く含まれていた．そのようなデータの各特徴量の値は，短時間における平均値であるため適切でない場合もあり得る．タスク難易度を区別した場合は，1 条件のデータ量が少ない (表 4 参照) ため，それら短時間で終了したデータの影響を大きく受けたのではないかと推測される．

5.3 考 察

§ 1 発言の時系列的パターン特徴量の有効性

まず，判別実験で得られた結果を全体的に概観したときの発言の時系列的パターンに関する各特徴量の有効性について述べる．表 5・表 6 の判別結果より，本手法では，言語情報を用いず発言の時系列的パターンに関する情報のみを使用していることを考えると，会議の発散 / 収束を判別可能な情報が発言の時系列的パターンに表れていることが示唆される．図 5 に示した 3 つの決定木および，本稿に掲載しなかったタスク難易度別に分類して

(i) 知人同士 (G_f) (ノード数: 2, リーフ数: 3)

(ii) 初対面同士 (G_s) (ノード数: 3, リーフ数: 4)

(iii) 全被験者 (ノード数: 8, リーフ数: 9)

図 5 クロズドテストにおいて生成された決定木．

構築した決定木を眺めると，表 2 に示した今回用いた発言の時系列的パターンに関する特徴量の中でも，(e) 話者移行型のうちの沈黙と準重複の頻度の特徴量が判別に特に寄与していることがわかった．

§ 2 決定木で判別された会議フェーズと観察された会議フェーズとの関係

図 5 の (i), (ii), (iii) に示した決定木の木全体を眺めると，発散，収束それぞれの会話のスタイルが見えてくる．発散フェーズでは 1 回の発話が比較的長く，緩やかな間で話者交替しながら会話が進む一方，収束フェーズでは比較的短い発話が次々と連なっていく傾向があることが推察される．また，今回対象とした表 2 の各特徴量に関して，2 (会議フェーズ P : P_d ・ P_c) × 2 (グループ親疎度 G : G_f ・ G_s) × 2 (タスク難易度 T : T_e ・ T_h) の 3 要因分散分析を行ったところ，発話頻度，発話長，交替潜時，沈黙・継続・交替・準重複の頻度に関して会議フェーズ P の主効果が有意であった．発散フェーズ (P_d) は収束フェーズ (P_c) よりも，発話頻度が低く，発話長が長く，交替潜時が長く，沈黙の頻度が高く，継続・交替・準重複の頻度が低かった (図 6)．各特徴量いずれも，いずれの交互作用 ($P \times G$, $P \times T$, $G \times T$) も有意でなかった．これら決定木学習および分散分析の結果は我々の質的な観察とも一致した．ビデオを観察したところ，発

散フェーズでは、新たなアイデアをメンバーに伝える際、前提知識の共有を図るために語彙の説明を丁寧に行う様子がしばしば観察された。収束フェーズでは、各メンバーが要点に絞った短い発言を間を置かずに出し合う様子が実際に見られた。

一般的に、問題解決型会議では、発散フェーズではメンバーは思考を発散させ、アイデアの質は問わずに量を増やすことに専念する。批判を禁止し自由奔放に、アイデアを偏らせないことが重視される。一方収束フェーズでは、発散させたアイデアを整理し、一つのアイデアへと絞り込んでいく[堀 04, 中野 09]。このことを踏まえると、発散フェーズの方が収束フェーズよりも、間を置かず次々と発言が連続すると予想できる。しかし、本実験の結果はむしろ逆であった。これは、収束フェーズでは制限時間内にグループ全員で正解を当てるという明確な目標があったことが影響していると考えられる。日常の会議においても限られた時間内で問題解決や意思決定を行うことは多い。本研究で得られた結果はそのような状況の会議での利用が有効と考えられる。

§3 グループ親疎度による分類の効果

次に、グループ親疎度による分類の効果を考察する。グループ親疎度別に生成された決定木と、全被験者のデータを用いて生成された決定木について、判別精度を比較する。まず、知人同士 (G_f) と全被験者条件を比較する。表 5 より判別率は同一の 77.3% (オープンテスト) である。また表 6 より適合率、再現率に関しては、全被験者条件の方が知人同士 (G_f) よりもほぼ同一かあるいは高い。一方、初対面同士 (G_s) と全被験者条件を比較すると、表 5 より判別率は初対面同士 (G_s) の方が約 8 ポイント高い (オープンテスト)。表 6 より、適合率、再現率に関しては、初対面同士 (G_s) の方が高い場合も低い場合もあり、精度の優劣を判断することは困難である。これらの結果から、グループ親疎度別の決定木を用いる方が発散と収束の効果的な判別が可能になるとは言えな

い。しかし、1 条件当たりのデータ量が少ない (表 4) ため断定できない。

ここで、3.1 節で述べた、グループ親疎度が異なれば発言の時系列的パターンも異なるという推察について考察する。図 5 の (i)・(ii) より、知人同士 (G_f) と初対面同士 (G_s) の生成された決定木を比較する。知人同士 (G_f) の決定木のノードは沈黙型頻度と重複型頻度、初対面同士 (G_s) は準重複型頻度と交替潜時となっており、判別に用いられた特徴量は異なっている。このことから、3.1 節の推察は概ね正しいと考えられる。また (iii) の全被験者条件の決定木と比較すると、(i) の知人同士条件 (G_f)、(ii) の初対面同士条件 (G_s) は、いずれも少数の特徴量 (ノード数) で効果的に判別を行っていることがわかる。以上より、発言の時系列的パターンを用いた会議フェーズの判別を行う場合、グループ親疎度の情報が有効に機能する可能性は消失していないと考えられる。データ量を増やして統計精度を向上させた上で、再度グループ親疎度による分類の効果を検討する必要がある。

また現実世界での人間関係では、親疎度が一定レベルに達するまでは疎な関係から親しい関係に向かって少しずつ変化するものであり、「初対面同士」という 1 つのカテゴリに当てはめるのは困難である。実際にシステム上で、グループ親疎度別の決定木を用いる場合は、親疎度の段階的な変化に対応できる柔軟性を考慮する必要がある。

加えて、図 2 に示すように、有意差はないものの、知人同士 (G_f) の被験者の方が、初対面同士 (G_s) の被験者よりも、タスクパフォーマンスが高かった (①質問数: G_f : 2.7 個 vs. G_s : 3.9 個, $F(1,18)=1.345$, $p=.261$; ②解答時間: G_f : 4.8 分 vs. G_s : 8.6 分, $F(1,18)=2.737$, $p=.115$; ③正解率: G_f : 81.8% vs. G_s : 63.6%, $F(1,18)=1.021$, $p=.326$)。これは、同様にグループを知人と初対面の組に分けてアレンジ版 20Q ゲームを行った Wilson[Wilson 04] の結果とも一致した。

§4 タスク難易度による分類の効果

続いて、タスク難易度による分類の効果を考察する。知人同士 (G_f)、初対面同士 (G_s) それぞれのグループについて、タスク難易度で分類して構築した決定木と、分類せずに構築した決定木の判別精度を比較する。難易度で分類した場合、 $G_s \times T_h$ 条件 (表 5 より $G_s \times T_h$: 95.0%) のときのみ、分類しない場合 (表 5 より G_s : 85.2%) と比べて判別率が約 10 ポイント高くなった (オープンテスト)。それ以外の条件 ($G_f \times T_e$, $G_f \times T_h$, $G_s \times T_e$) では分類した場合の方が判別率が低くなった。これらの結果から、タスク難易度別の決定木を用いる方が発散と収束の効果的な判別が可能になるとは言えない。1 条件のデータ量が少ないため、データ量を増やして統計精度を向上させた上で、再度タスク難易度による分類の効果を検討する必要がある。

また通常の会議では、議題の難易度が会議中に変化する状況が想定される。上述のグループ親疎度の場合と同

図 6 各特徴量の平均および標準偏差。“Divergence”が発散 (P_d)，“Convergence”が収束 (P_c) を表す。

様に、システム上で、タスク難易度別の決定木を用いる場合は、親疎度の動的な変化に対応できる柔軟性を考慮する必要がある。

ここで、3.1 節で述べた、タスク難易度が異なれば発言の時系列的パターンも異なるという推察について考察する。本稿に掲載しなかったが、生成された決定木に関して、 $G_f \times T_e$ 条件と $G_f \times T_h$ 条件を比較したところ、判別に用いられた特徴量は異なっていた。一方 $G_s \times T_e$ 条件と $G_s \times T_h$ 条件を比較したところ、いずれにも準重複型頻度のノードが含まれていた。これらより、この推察についての可能性を示すことはできなかった。

§ 5 ホットスポットに関する研究結果との比較

次に、本研究が行った発散・収束に関する分析結果と、1 章および 2 章の先行研究でふれた会議のホットスポットの分析や検出を行った研究結果を比較する。論文 [Cetin 06, 西村 06, 加藤 05] において、ホットスポットでは発話のオーバーラップの頻度が高くなることが示されている。オーバーラップは、一般的には、規範的な発話の順番取りルールを破る行為 [Sacks 74] とみなされている。ホットスポットでオーバーラップの頻度が高くなるという結果は、発言をしたいと思うメンバーの「感情」の高まりがルールを違反する行為を招いていると解釈できる。一方、本研究が扱った発散と収束を比較すると、図 6 より重複型（オーバーラップ）の頻度やオーバーラップ発話時間割合に差は見られなかった。また図 5(iii) の全被験者データから生成した決定木にもこれらの特徴量はノードとして選択されなかった。これらの結果からも両者が分析対象としている会話部分は異なることがわかる。

以上の考察をまとめると、本判別実験により得られた結果では、発言の時系列的パターンに関する特徴量に、発散と収束という 2 つの会議フェーズを判別可能とするような情報が存在している可能性が示された。このことから、このような情報を取得して、会議支援システム上での会議フェーズの判別や制御に結びつけることの有用性を示すことができたと言える。しかし、グループ親疎度およびタスク難易度を区別して扱うことでより効果的な判別が可能になる可能性は、本実験からは示唆されなかった。

6. まとめと今後の課題

本稿では、会議の発散フェーズと収束フェーズにおけるメンバーの発話音声の非言語情報を比較する実験を行った。アレンジ版 20Q ゲーム実験を行い収録した音声データを用いて、発話頻度、発話長、話者交替パターンの頻度などの発言の時系列的パターンに関する情報のみを使用して、決定木学習により、会議フェーズ（発散か収束か）の判別実験を行った。結果は、知人同士の被験者、初対面同士の被験者、全被験者のデータを使用した場合で、

正解率はそれぞれ 77.3% , 85.2% , 77.3% (オープンテスト) となった。これらの結果は、言語情報を用いていないことを考慮すれば、高い精度が得られていると考えられ、会議の発散 / 収束フェーズを判別可能な情報が発言の時系列的パターンに関する特徴量に表出している可能性が示唆された。今回用いた発言の時系列的パターンに関する特徴量の中でも特に、沈黙の頻度と準重複の頻度が判別に寄与していることがわかった。グループ親疎度およびタスク難易度の情報を用いる方が効果的な判別が可能になるという結果は得られなかったため、データ数を増やして安定した判別精度を得た上で再検討する必要がある。

本稿で示した結果は、制限時間内に問題解決を行うアレンジ版 20Q ゲームでのグループの発散と収束の発言の時系列的パターンの違いを示し、グループ親疎度やタスク難易度が変わった場合の影響を示したに過ぎない。会議において発散と収束の違いを見分ける特徴量を分析するには、より多くの実証的研究が必要である。

今後は、より詳細な分析を行うために、データ数を増やして得られた判別木について一般性の検証を行う。今回は発散 / 収束の二値の判別を行ったが、実際には確率的な振る舞いをしている可能性もあるため、ラベル付けの方法や判別手法についても検討を加えたい。また会議支援システムへの実装に向け、今後は実時間で常時情報を取得し、判別が確定できた段階でグループ・インタラクションの制御を行うような枠組みを提案する。そのために、実時間での取得が可能な特徴量の定義や判別手法について検討していく予定である。また発話音声の非言語情報のうち、今回は分析対象としなかった声の大きさ、高さ、速度、アクセントなどの韻律情報による会議フェーズの判別可能性についても検証したい。

謝 辞

本研究の一部は、日本学術振興会科学研究費補助金（課題番号 19800015）の援助を受けて行われた。ここに謝意を表する。また本研究の実験及びデータ解析を遂行するにあたり、ご協力をいただいた アイアール・アルトの皆様へ感謝する。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [網谷 05] 網谷重紀, 堀浩一: 知識創造過程を支援するための方法とシステムの研究; 情処学論, Vol.46, no.1, pp.89-102 (2005)
- [Bergstrom 07] Bergstrom, T. and Karahalios, K. Conversation Clock: Visualizing audio patterns in co-located groups, Proc. 40th Hawaii International Conference on System Sciences, IEEE, Vol.3, pp.1317-1325 (2007)
- [坊農 04] 坊農真弓, 鈴木紀子, 片桐恭弘: 多人数会話における参与構造分析 インタラクション行動から興味対象を抽出する, 認知科学, Vol.11, No.3, pp.214-227 (2004)
- [坊農 07] 坊農真弓, 高梨克也: 多人数インタラクション研究の方法 言語・非言語コミュニケーション研究のための分析単位とその概念, 人工知能学会誌, Vol.22, No.6, pp.838-845 (2007)

[Cetin 06] Cetin, O. and Shriberg, E.: Analysis of Overlaps in Meetings by Dialog Factors, Hot spots, Speakers, and Collection Site: Insights for Automatic Speech Recognition, Proc. Interspeech 2006, pp.293-296 (2006)

[Conklin 88] Conklin, J., Begeman, M. L.: gIBIS: A Hypertext Tool for Exploratory Policy Discussion; Proc. CSCW'88, ACM, pp.140-152 (1988)

[大坊 98] 大坊郁夫: しぐさのコミュニケーション 人は親しみをどう伝えあうか, サイエンス社 (1998)

[DiMicco 04] DiMicco, J. M., Pandolfo, A., and Bender, W.: Influencing group participation with a shared display, Proc. CSCW2004, ACM, pp.614-623 (2004)

[DiMicco 07] DiMicco, J. M., Hollenbach, KJ, Pandolfo, A., Bender, W.: The Impact of Increased Awareness while Face-to-Face. Special Issue on Awareness Systems Design, Human-Computer Interaction. Vol.22, No.1 (2007)

[榎本 06] 榎本美香, 高木南欧子, 中井陽子, 藤本学, 坊農真弓, 森本郁代, 高梨克也, 伝康晴: ワークショップ: 多人数インタラクションの多様性とダイナミズム 多人数インタラクションでは何が多くなるのか?, 社会言語科学会第 18 回大会発表論文集, pp.221-230 (2006)

[Guilford 83] Guilford, J.P. Transformation: Abilities or functions. Journal of Creative Behavior, Vol.17, pp.75-86 (1983)

[堀 04] 堀公俊: ファシリテーション入門, 日本経済新聞出版社 (2004)

[堀内 97] 堀内靖雄, 吉野文, 仲真紀子, 土屋俊, 市川薫: 千葉大学地図課題対話コーパスプロジェクト, 千葉大学工学部研究報告, Vol.48, No.2, pp.33-60 (1997)

[市野 07] 市野順子, 竹内和広, 井佐原均: 積極性を引き出す対面型 Single Display Groupware, ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol.9, No.1, pp.35-48 (2007)

[Ichino 09] Ichino, J., Takeuchi, K. and Isahara, H.: Improvement of Member's Concentration during Discussion, 13th International Conference on Human-Computer Interaction (HCI2009), LNCS 5617, pp.59-68 (2009)

[Inspiration Software] Inspiration: <http://www.inspiration.com/>

[常 08] 常志強, 高梨克也, 河原達也: ポスター会話におけるあいづちの形態的・韻律的な特徴分析と会話モード間との相関の分析, 人工知能学会研究資料, SIG-SLUD-A802, pp.7-13 (2008)

[加藤 05] 加藤雄一, 大江展弘, 陳金姫, 平野靖, 梶田将司, 間瀬健二: 音声情報を用いた会議における雰囲気把握支援方法の検討, 情報処理学会全国大会講演論文集, pp.151-152 (2005)

[Kim 08] Kim, T., Chang, A., Holland, L., and Pentland, A.: Meeting mediator: Enhancing Group Collaboration using Sociometric Feedback, Proc. CSCW'08, ACM, pp.457-466 (2008)

[Koiso 98] Koiso, H., Horiuchi, Y., Tutiya, S., Ichikawa, A., and Den, Y.: An analysis of turn-taking and backchannels based on prosodic and syntactic features in Japanese map task dialogs, Language and Speech, Vol.41, No.3-4, pp.295-321, 1998.

[小磯 00] 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)

[Levine 04] Levine, J.M. and Moreland, R.L. Collaboration: The Social Context of Theory Development. Personality and Social Psychology Review, Vol.8, No.2, pp.164-172 (2004)

[Mahl 56] Mahl, G. F.: Disturbances and silences in the patient's speech in psychotherapy, Journal of Abnormal and Social Psychology, Vol.53, pp.1-15 (1956)

[宗森 94] 宗森純, 堀切一郎, 長澤庸二: 発想支援システム群元の分散協調型 KJ 法実験への適用と評価, 情報処理学会論文誌, Vol.35, No.1, pp.143-153 (1994)

[中井 06] 中井陽子: 日本語の会話における言語的/非言語的な参加態度の示し方 初対面の母語話者/非母語話者による 4 者間の会話の分析, 早稲田大学日本語教育研究センター紀要, 19, pp.79-98 (2006)

[中野 09] 中野民夫, 森雅浩, 鈴木まり子, 富岡武, 大枝奈美: ファシリテーション: 実践から学ぶスキルとこころ, 岩波書店 (2009)

[長岡 03] 長岡千賀, 小森政嗣, Draguna Raluca Maria, 河瀬瀨, 結城牧子, 片岡智嗣, 中村敏枝: 協調的対話における音声行動の 2 者間の一致・意見固持型対話と聞き入れ型対話の比較 -, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2003 論文集, pp.167-170 (2003)

[西本 99] 西本 一志, 間瀬 健二, 中津 良平: グループによる発散的思考における自立的情報提供エージェントの影響, 人工知能学会, Vol.14, No.1, pp. 58-70 (1999)

[西村 06] 西村良太, 北岡教英, 中川聖一: 対話における韻律変化・タイミングのモデル化と音声対話システムへの適用, 人工知能学会 音声・言語と対話 理解研究会, SIG-SLUD-A602-07, pp.37-42 (2006)

[大須賀 06] 大須賀智子, 堀内靖雄, 西田昌史, 市川薫: 音声対話での話者交替/継続の予測における韻律情報の有効性. 人工知能学会誌, Vol.21 No.1, pp.1-8 (2006)

[Olguin 09] Olguin, D.O., Waber, B.N., Taemie Kim, Mohan, A., Ara, K., and Pentland, A.: Sensible organizations: Technology and methodology for automatically measuring organizational behavior, IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B, Cybern., Vol.39, No.1, pp.43-55 (2009)

[Quinlan 92] Quinlan, J. R.: C4.5: Programs for Machine Learning, Morgan Kaufmann (1992)

[Sacks 74] Sacks, H., Schegloff, E. A., Jefferson, G.: A simplest systematics for the organization of turn-taking for conversation, Language, 50, pp.696-735 (1974)

[Smith 59] Smith, E.E. and S.S. Kight: Effects of Feedback on Insight and Problem-Solving Efficiency in Training Groups, Journal of Applied Psychology, Vol.43, pp.209-211 (1959)

[Stefik 87] Stefik, M., Foster, G., Bobrow, D. G., Kahn, K., Lanning, S., and Suchman, L.: Beyond the chalkboard, Computer support for collaboration and problem solving in meetings, Comm. ACM, Vol.30, No.1, pp.32-47 (1987)

[Taylor 52] Taylor, D. W., and Faust, W. I.: Twenty questions: Efficiency in problem solving as a function of size of group, Journal of Experimental Psychology, 44, pp.360-368 (1952)

[Wrede 03] Wrede, B and Shriberg, E.: Spotting "Hot Spots" in Meetings: Human Judgements and Prosodic Cues, Proc. Eurospeech 2003, pp.2805-2808 (2003)

[Wrede 05] Wrede, B., Bhagat, S., Dhillon, R. and Shriberg, E.: Meeting Recorder Project: Hot Spot Labeling Guide, Tech. Rep. TR-05-004, Intl. Computer Science Inst (2005)

[Wilson 04] Wilson, D.S., Timmel, J.J., and Miller, R.M.: Cognitive cooperation: when the going gets tough, think as a group, Human Nature, Vol.15, No.3, pp.225-250 (2004)

〔担当委員: 花沢 健〕

2009 年 12 月 21 日 受理

著者紹介

市野 順子

1998 年電気通信大学大学院情報システム学研究科博士前期課程修了。1998-2001 年大日本印刷 (株)・2001-06 年 TIS (株)・2003-06 年 (独) 情報通信研究機構けいはんな情報通信融合研究センター自然言語グループ特別研究員。2007 年神戸大学大学院自然科学研究科博士後期課程修了 (工学博士)。2007 年より電気通信大学大学院情報システム学研究科助教。ヒューマンインタフェース技術と自然言語処理技術の融合する分野、感性情報処理に関する研究に従事。情報処理学会、ヒューマンインタフェース学会、日本感性工学会、日本知能情報ファジィ学会、ACM 各会員。

田野 俊一 (正会員)

1983 年東京工業大学大学院総合理工学研究科システム科学専攻修士課程修了。同年 (株) 日立製作所システム開発研究所入社。1990-91 年カーネギーメロン大学客員研究員。1991-95 年国際ファジィ工学研究所。1996 年電気通信大学大学院情報システム学研究科助教授。2000-01 年マサチューセッツ工科大学客員研究員。2002 年電気通信大学教授。現在に至る。博士 (工学)。主として、人工知能、知識工学、自然言語理解、あいまい理論、知的ユーザインタフェースの研究に従事。情報処理学会、人工知能学会、日本知能情報ファジィ学会、言語処理学会、AAAI, IEEE, ACM 各会員。