

# 協調学習における非言語行動分析に基づく参加者役割の推定

二本柳咲子<sup>†</sup> 林佑樹<sup>‡</sup> 中野有紀子<sup>‡</sup>

成蹊大学 理工学研究科 理工学専攻<sup>†</sup>

成蹊大学 理工学部 情報科学科<sup>‡</sup>

## 1. はじめに

複数人で共通の学習課題に取り組む協調学習では、各参加者に、グループの中心となる人物や、リーダーに追従する人物、理解が不十分な参加者に気を配る人物などの役割が存在する。このような参加者の役割を自動推定することができれば、協調学習の評価や、学習時の知的介入などに応用できると考えられる。関連研究[1]では、視線や筆記動作などの非言語情報を用いて参加者の学習態度をモデル化している。しかし、発話内容や非言語情報のやり取りのパターンまではモデルに組み込むことができていない。

本研究では、協調学習における言語・非言語行動を分析することにより、議論における参加者の役割推定を行うことを目的とする。具体的には、学習者が他者に情報提供する状況において、各参加者の注視行動と筆記動作、および参加者間の視線パターンを分析することにより、自動役割推定手法に向けた検討を行う。

## 2. 分析データ

先行研究[1]では、協調学習の非言語情報を収録したマルチモーダルコーパスを作成している。参加者の構成として、問題に関する事前知識を持つ学生2名（既学習者 A, B）と、知識を持たない学生1名（未学習者）が学習に取組み、与えられた学習課題について議論を行うセッションを10グループ分収集している。コーパスデータは、参加者ごとの発話、筆記動作、視線対象（他者/参加者のノート）が生じている区間が付与されている。

各時点における参加者のインタラクションを分析するために、非言語動作18種類（筆記動作3種類、視線対象15種類）についてアノテーションされている区間を1に、されていない区間を0として、0.1秒刻みでデータを離散化した。整形したデータの一部を図1に示す。音声区間は、0.1秒以内で近接する発話を同一の発話として扱っている。また、発話内容を表す情報としてSWBD-DAMSL談話タグ[2]を参考にし、平叙文や疑問文、相槌など、計23種の発話タグを発話区間に付与した。

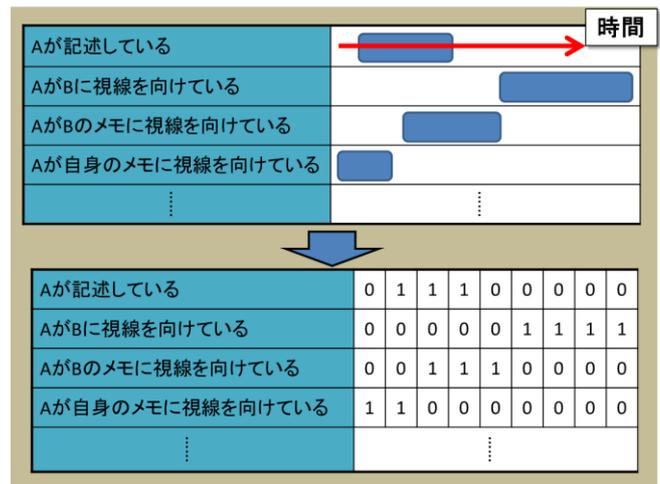


図1: コーパスデータ作成の例

協調学習は議論を通じた知識のやり取りによって進展するため、参加者の役割が顕著に現れると考えられる発話タグ「情報提供」が付与された発言時のコーパスデータを本研究の分析対象とする。

## 3. 情報提供となる発言の分析

事前知識の有無に対する参加者の違いを分析するために、既学習者20名と未学習者10名の情報提供となる発言時間を比較した。分散が等しくないと仮定したt検定を行ったところ、発言時間に有意差が見られた ( $t(28)=3.982, p<0.01$ )。既学習者2名は学習課題に対する事前知識を持っていたため教授役となる機会が多くなり、未学習者は被教授側の立場になっていたと推測できる。

## 4. クラスタリングを用いた参加者の分析

### 4.1 クラスタリング手法

既学習者の特性を分析するために、クラスタリング手法を用いてコーパスデータを分析した。ここでは、既学習者20名の情報提供発言における各フレーム(0.1秒)に含まれる18次元の非言語動作ビット列について、同時に起こることのないパターンを除外したビット列(1728種類)のどのパターンに合致するのかを求め、各ビット列パターンの頻度を1発話毎にまとめたデータを利用した。図2にデータ作成の様子を示す。各発言データのクラスタリングはデータマイニングツールWeka[3]を利用し、EMアルゴリズムを用いてクラスタリングを行った。

Estimation of Participant's Role based on Nonverbal Behaviors in Collaborative Learning

<sup>†</sup>Sakiko Nihonyanagi, Graduate School of Science and Technology, Seikei University

<sup>‡</sup>Yuki Hayashi and Yukiko Nakano, Dept. of Computer and Information Science, Seikei University

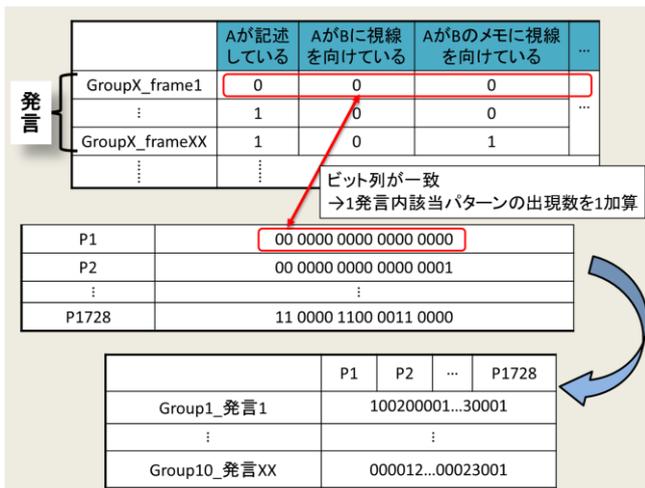


図 2：クラスタリング用のデータ

### 4.2 クラスタリング結果と考察

クラスタリングの結果、636 個の情報提供発言が 7 つのクラスタ (C1~C7) に分類された。既学習者の特性を調べるために、参加者毎に各クラスタに分類された発言の割合を調査した。図 3, 図 4 に類似した傾向が見られる参加者群を示す。

図 3 は、クラスタ C3 に分類される発言が多い参加者である。学習時のビデオデータを確認したところ、該当参加者が属する学習グループは、既学習者 A, B とともに未学習者に対して注意を向けていることが少ない一方で、未学習者が既学習者に追従していることが多いという点で類似していた。また、図 4 は、C4 のクラスタを除く各クラスタに含まれる発言の割合が非常に相似した参加者である。該当グループの特徴として、既学習者 A, B とともに未学習者に注意を払いながら議論を進める一方で、未学習者はあまり既学習者へ視線を向けず、主に筆記動作をしていることが多いという特徴がビデオを通して観察された。さらに、図 3, 図 4 の 5 名の既学習者は、グループにおいて 2 番目に発言量が多く、サブリーダーとしての役割を担いながら学習を進めているという傾向も観察された。

以上の結果より、各クラスタに分類される発言の割合が類似する参加者は、学習時に似通った言動を行っていることが示され、個人特性が類似する参加者を、発言時の非言語情報のやり取りの様子から推定できる可能性が示唆された。

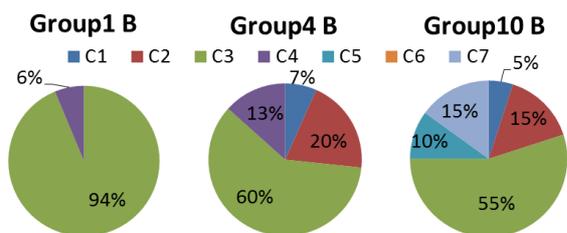


図 3：類似したクラスタ傾向を持つ参加者群 1

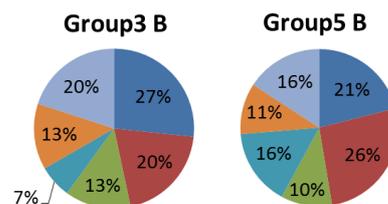


図 4：類似したクラスタ傾向を持つ参加者群 2

また、情報提供時のインタラクションデータより、グループごとの特性を観察することができた。グループ特性は主に会話中心グループ、筆記中心グループ、発言と筆記頻度が同程度であるグループの 3 種に大別することができる。第一のグループは、各参加者の発言数が多く、お互いによく視線を交わしながら問題を解決していく傾向が強いグループである。第二のグループは、会話を交わすが、発言頻度に比べると筆記行動や他者のノートを観察する頻度が高く、ノートを介してコミュニケーションを行うグループである。また、第三のグループは、発言や筆記の頻度が同程度であり、他者と視線や会話を交わしつつ筆記による問題解決に取り組んでいたグループである。

以上の結果を統合すると、発言や、視線を他者と交わす頻度が高い参加者を含むグループは、グループ特性が会話中心となり、また筆記や他者のノートへ視線を向ける頻度が高い個人特性を持つ参加者が属するグループは、グループ特性が筆記中心となることが分かった。また、グループで中心的役割を担う参加者の個人特性が、グループ特性として現れやすい傾向があると推測できる。即ち、グループ内参加者の個人特性により、グループ特性を推定できる可能性が示された。

### 5. おわりに

本論文では、協調学習における情報提供時のインタラクションに着目し、参加者の非言語行動から参加者の役割やグループの特性を分析した。今後の課題として、情報提供以外の発話タグを分析するとともに、参加者役割を自動的に推定するためのモデルを構築していく予定である。

#### 参考文献

- [1] 林佑樹, 小川裕史, 中野有紀子: 協調学習における非言語情報に基づく学習態度の可視化, 情報処理学会論文誌, Vol. 55, No. 1 (2014).
- [2] E. Shriberg, et al.: Switchboard SWBD-DAMSL Shallow Discourse-Function Annotation Coders Manual, Institute of Cognitive Science Technical Report, pp. 1-61 (1997).
- [3] M. Hall, et al.: The WEKA Data Mining Software: An Update, ACM SIGKDD Explorations Newsletter, Vol. 11, Issue 1, pp. 10-18 (2009).