

協調学習インタラクションにおける非言語特性に基づく協調的態度の分析 Analyzing Collaborative Attitudes based on Nonverbal Features in Collaborative Learning Interaction

林 佑樹*¹ 森田 遙*¹ 中野 有紀子*¹
Yuki HAYASHI Haruka MORITA Yukiko NAKANO

*¹ 成蹊大学理工学部
Faculty of Science and Technology, Seikei University

In order to analyze learning situations in collaborative learning, our previous work proposed an estimation method of learning attitudes based on the participants' nonverbal information. Since the method used limited features, this research enhances the estimation method by analyzing some nonverbal features in detail. The model also considers participants' knowledge of their learning subject to the analysis. The estimation model detects three levels of participants' collaborative attitudes (*high*, *middle* and *low*) based on multinomial logistic regression analysis. The result of the analysis showed that the speech interval feature especially effects participants' collaborative attitudes. In addition, the result indicated the speakers who already have knowledge about the learning subject receive more attention from other participants who do not have enough knowledge. The results of model evaluation found that F-measure for classifying participants' collaborative attitudes was 0.57 and that for participants who already have the knowledge was 0.65.

1. はじめに

複数の学習者が相互的に学び合う協調学習では、自己表現力の育成や相互調整能力、コミュニケーション能力の育成といった学習効果があり、学習者相互に様々な気づきをもたらすことが知られている[稲葉 1999]。一方、協調学習は常に望ましい結果をもたらすとは限らない。例えば、リーダーの意見に従うことで非合理的な結論に至ることや、積極的な貢献をしないまま学習を終える参加者の存在など、協調活動の否定的な側面も指摘されている[森 2009]。このような協調学習の様子を人手で判断することは難しく、学習時の状況を客観的に分析、評価できる仕組みが求められる。

対面で行われる協調学習では、発言のやり取りに加えて、非言語的な行動も円滑なコミュニケーション維持に重要であることが指摘されている[Peña 2008, Brennan 2008]。一方、既存研究の多くは会話分析に主眼が置かれており、参加者の非言語的な特徴にはあまり着目されてこなかった。そこで本研究では、協調学習における参加者の協調的態度に焦点を当て、どのような非言語的な特徴が多い人ほど協調的であるのかを分析し、協調性が高い参加者、低い参加者に見られる特徴を検証する。さらに、学習課題に関する知識の有無を考慮した協調性推定モデルを提案することを目的とする。

2. 先行研究

協調学習における参加者の学習態度を分析するために、我々は参加者の非言語情報を取得するための学習環境を構築している[Hayashi 2013]。図 1 に学習環境における参加者の様子を、図 2 に参加者に装着させた非言語情報取得デバイスを示す。参加者は正方形の机の周囲に互いの距離が同じになるように座り、視線情報を取得するためのグラス型アイトラッカ、視線対象(他者/参加者のノート)を同定するための IR マーカ、発話区間を検出するためのヘッドセットを装着し、筆記動作の有無を取得するためのデジタルペンを利用しながら学習を進める。

この学習環境において、協調学習時のマルチモーダルコーパスを構築するためのデータ収集実験を実施した。本実験では、3名の参加者(2名:問題に関する事前知識を持つ参加者, 1名:知識を持たない参加者)から構成される10グループに対し、解が一意に定まる問題(基数変換に関する問題)と、議論を通して知識共有する議論タイプの問題(クラウドコンピューティングに関する議論)の2題について協調学習させた。実験は各10分程度を目安とした。集められたデータは、各時点における参加者の視線対象、発話区間、筆記動作が記録されたxml形式のファイルに保存されている。

収集されたデータに基づき、学習時の参加者の学習態度を可視化するシステムを提案している[林 2014]。本システムでは、他者に対する各参加者の協調性を「発話量」と「被注視量」に基づき推定している。しかし、推定モデルでは発話量、被注視量以外の非言語特徴、例えば参加者自身の視線対象などが協調性に関係しているかまでは考慮できていない。また、知識の有無といった参加者構成の違いも組み込めていない。

本研究では、先行研究で収集したコーパスデータに関する、より詳細な分析を行い、参加者の知識の有無や関連する参加者の非言語特徴を分析したうえで、協調的態度を推定するためのモデルを提案する。

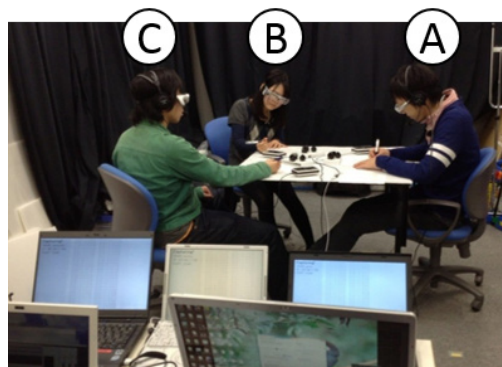


図 1: 協調学習時の様子

連絡先: 林佑樹, 成蹊大学理工学部, 東京都武蔵野市吉祥寺
北町 3-3-1, hayashi@st.seikei.ac.jp

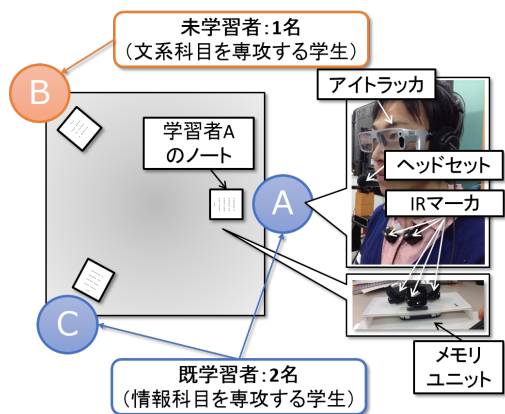


図 2: 学習環境および参加者の構成

3. 協調性の評定実験

協調性に関わる特徴の分析に向けて、2章のデータ収集実験時の録画映像に映る、各参加者の協調性を評価するための実験を実施した。

3.1 実験概要

評価対象としたデータは、議論タイプの問題全 10 セッションの動画である。議論タイプを対象とした理由として、視線移動や発言などの参加者間のインタラクションが多く生じると考えたためである。時間経過とともに参加者の話題や振舞いに変化することを考慮し、10分を超える7つのセッションの動画を前半部、後半部5分間ずつに分割した。10分に満たない3つのセッションは前半部5分間のみを対象とし、計17本の評価対象用の動画を作成した。

評定者10名を集め、1本の動画につき4~6名に評定させた。各動画を5分間観察させた後、評価対象となる動画に映る3名の各参加者に対して、「他者と協力して学習を進めていたかどうか」という視点で10段階(1:低い~10:高い)の得点付けさせた。なお、同率得点は不可としている。前半の動画の参加者の様子を意識して、後半の動画に映る同一の参加者を評定してしまうことを防ぐため、同セッションの前半と後半の動画を同じ評定者が見ることがないようにした。また、評定する動画の順番は無作為とした。

3.2 実験結果

評定得点の平均値を調べた結果、値が最も高い参加者が、課題に対する知識を持つ参加者(既学習者)である割合は、88.2%(15/17)であった。また、値が最も低い参加者が、課題に対する知識を持たない参加者(未学習者)である割合は、62.5%(11/17)であった。以上より、協調性が高い参加者は既学習者に多く見られ、協調性が低い参加者は、未学習者に多く見られるという傾向が示された。さらに、分割された7つのセッションのうち、前半部と後半部の各参加者の得点順位が異なるセッションは4つ存在し、セッションを通して必ずしも協調性が一貫しているわけではないことを確認した。

以後、評定得点の平均値を各参加者の協調性の値として扱う。

4. 協調性に関連する特徴の分析

4.1 非言語特徴の分析

協調性の推定に利用できると思われる非言語特徴として、先行研究で利用している発言量と被視線量に加え、他者に気

を配る(参加者から他者への視線量)、視線を返す(視線を向けられた時に視線を返した割合)という2つの特徴を加え、全参加者51名(3名×17セッション)に共通する(a)~(d)の4種類の特徴(表1)を扱う。また、学習課題に対する知識の有無を考慮した推定モデルを実現するために、既学習者34名(2名×17セッション)からみた(e)~(j)の6種類の特徴(表2)を対象とした。

分析にあたり、各参加者の協調性の値と、表1、表2の各特徴量について相関係数を求めた。視線量に関するデータは、アイトラッカの視線取得比率に個人差が見られたため、正規化した値を用いる。

4.2 分析結果

相関係数の結果を表1、表2の右カラムに示す。特徴(b)において、強い正の相関($r > 0.7$)が示された。また、特徴(a), (f), (h), (j)に関して、中程度の相関が見られた。

表1の結果から、全参加者に見られる協調的な学習者の特徴は、他者から注目されやすく(特徴(a)), 他者と比べて多く発言する傾向がある(特徴(b))ことが示された。この結果は、先行研究で利用した特徴の妥当性を裏付けている。一方、特徴(d)の相関係数の値は低く、視線を向けられた時に視線を返す割合と協調性の間には相関がないという結果となった。

また表2の結果より、既学習者に見られる協調性の特徴として、発話時特に他者に気を配り(特徴(f), (h)), 未学習者から注目されやすい(特徴(j))ことが示された。一方で特徴(g)に関しては、学習全体を通じた既学習者への視線量と協調性の間には相関が見られないことを確認した。

表 1: 分析に利用する特徴と相関結果(全参加者(n=51))

| | 特徴 | 相関係数 |
|-----|--------------------|-------|
| (a) | 参加者の被視線量 | 0.377 |
| (b) | 参加者の発話時間 | 0.721 |
| (c) | 参加者から他者への視線量 | 0.247 |
| (d) | 視線を向けられた時に視線を返した割合 | 0.179 |

表 2: 分析に利用する特徴と相関結果(既学習者(n=34))

| | 特徴 | 相関係数 |
|-----|------------------|-------|
| (e) | 未学習者への視線量(学習全体) | 0.333 |
| (f) | 未学習者への視線量(発話時) | 0.368 |
| (g) | 既学習者への視線量(学習全体) | 0.053 |
| (h) | 既学習者への視線量(発話時) | 0.396 |
| (i) | 未学習者からの視線量(学習全体) | 0.310 |
| (j) | 未学習者からの視線量(発話時) | 0.480 |

5. 協調性推定モデルの構築

5.1 協調性推定モデル

4章の分析に基づき、統計的に有意な相関の見られた特徴(a), (b), (f), (h), (j)を協調性推定モデルのパラメータに用いる。本研究では、協調性の度合いを3段階のカテゴリ(*high*, *middle*, *low*)で推定する。ここでは、3つ以上のカテゴリの中から、任意の1つのカテゴリを基準とし、その他の事象が起こる確率を予測する多項ロジスティック回帰分析を適用する。

全参加者の協調性推定モデル(モデル1)では、全51名の協調性の高い参加者から *high*:16名, *middle*:18名, *low*:17名に分類し、カテゴリを従属変数に、特徴(a), (b)を独立変数として回帰モデルを作成した。また、知識の有無を考慮した協調性

推定モデル(モデル 2)では、全 34 名の既学習者の協調性に基づき得点の高い順に *high*:12 名, *middle*:11 名, *low*:11 名の 3 群に分け、特徴(a), (b), (f), (h), (j)を独立変数としてモデルを構築した。

式(1)~(3)に基準カテゴリを *middle* に設定したときの参加者の協調性を推定する多項ロジスティック回帰モデルを示す。モデル 1 は、式(4), (5)の回帰式を *h* と *l* にそれぞれ当てはめることで表現される。モデル 2 は式(6), (7)を *h* と *l* に代入することで表される。パラメータ $\beta_a, \beta_b, \beta_f, \beta_h, \beta_j$ に対応する各参加者の非言語特徴量を代入することで、参加者の協調性が *high*, *middle*, *low* となる確率を算出できる。

$$p_{high} = \frac{e^h}{1 + e^l + e^h} \quad (1)$$

$$p_{middle} = \frac{1}{1 + e^l + e^h} \quad (2)$$

$$p_{low} = \frac{e^l}{1 + e^l + e^h} \quad (3)$$

$$h = 0.002 \times \beta_a + 0.037 \times \beta_b - 3.816 \quad (4)$$

$$l = -0.006 \times \beta_a - 0.059 \times \beta_b + 3.768 \quad (5)$$

$$h = -0.029 \times \beta_a + 0.030 \times \beta_b + 0.163 \times \beta_f - 0.001 \times \beta_h + 0.138 \times \beta_j - 4.920 \quad (6)$$

$$l = -0.051 \times \beta_a - 0.086 \times \beta_b + 0.025 \times \beta_f + 0.116 \times \beta_h + 0.118 \times \beta_j + 6.404 \quad (7)$$

- β_a : 参加者の被視線量
- β_b : 参加者の発話時間
- β_f : 未学習者への視線量(発話時)
- β_h : 既学習者への視線量(発話時)
- β_j : 未学習者からの被視線量(発話時)

表 3 に、参照カテゴリ *middle* と他のカテゴリの分化に対するモデル 1 の各特徴の有意確率を示す。*middle* から *high* の分化に関する要因には、特徴(b)にあたる発話時間が 1%水準で有意であることが示された。また、*middle* から *low* の分化に対しても特徴(b)に 5%水準で同様の傾向となることを確認した。結果より、知識の有無を考慮しない場合、協調性の値は特に参加者の発話時間に比例して高まることが明らかとなった。

表 4 に、モデル 2 で採用した各特徴に関して *middle* から見た他のカテゴリの分化における有意確率を示す。*middle* から *high* に分化する要因は、特徴(j)の発話時における未学習者からの被視線量が 5%水準で有意であり、*middle* から *low* に分化する要因は、被視線量(特徴(a))と参加者の発話時間(特徴(b))が 5%水準で有意であった。このことから、知識の有無を考慮した場合、協調的な既学習者ほど、発話時に知識を持たない参加者から注目を集めるということが示された。

5.2 協調性推定モデルの評価

機械学習ソフトウェアである Weka[Witten 2011]を利用し、10-fold 交差検証法により協調性推定モデルを評価した。表 5 にモデル 1, モデル 2 における各カテゴリおよび全体の推定結果を示す。ここでは式(1)~(3)で推定された各カテゴリの確率が最も高いものを参加者の該当カテゴリと判断したときの、精度、再現率および F 値を掲載している。

全体の結果より、ランダムなカテゴリ推定をベースライン(1/3 \approx 0.333)とした場合、約 2 倍に近い精度で各モデルとも正しく推定できることが示された。モデル 1 とモデル 2 を比較した場合、*middle* に関してはモデル 2 が、*low* に関してはモデル 1 の方が高い精度を示しているが、モデル 2 の方が安定して各カテゴリを推定できることが読み取れる。また、全体としてモデル 2 の方がモデル 1 よりも F 値が高く、知識の有無を考慮することで、より正確に協調性を推定できることが明らかとなった。

表 3: 各特徴の有意確率(モデル 1)

| | 有意確率(<i>high</i>) | 有意確率(<i>low</i>) |
|-----------|---------------------|--------------------|
| β_a | 0.645 | 0.470 |
| β_b | 0.021 | 0.002 |

※ 参照カテゴリ: *middle*

表 4: 各特徴の有意確率(モデル 2)

| | 有意確率(<i>high</i>) | 有意確率(<i>low</i>) |
|-----------|---------------------|--------------------|
| β_a | 0.099 | 0.041 |
| β_b | 0.471 | 0.027 |
| β_f | 0.136 | 0.807 |
| β_h | 0.988 | 0.075 |
| β_j | 0.050 | 0.121 |

※ 参照カテゴリ: *middle*

表 5: 協調性推定モデルの評価

| 推定モデル | カテゴリ | Precision | Recall | F-measure |
|-------|---------------|-----------|--------|-----------|
| モデル 1 | <i>high</i> | 0.533 | 0.500 | 0.516 |
| | <i>middle</i> | 0.421 | 0.444 | 0.432 |
| | <i>low</i> | 0.765 | 0.765 | 0.765 |
| | 全体 | 0.571 | 0.569 | 0.569 |
| モデル 2 | <i>high</i> | 0.667 | 0.667 | 0.667 |
| | <i>middle</i> | 0.636 | 0.636 | 0.636 |
| | <i>low</i> | 0.636 | 0.636 | 0.636 |
| | 全体 | 0.647 | 0.647 | 0.647 |

6. おわりに

本研究では、協調学習における参加者の協調性に焦点を当て、非言語的な情報を用いて協調性の特徴を分析した。多項ロジスティック回帰により 3 段階の協調性を推定するモデルを構築した結果、被視線量と発話時間で表されるモデル 1 では、*middle* から *low*, *high* に分化する要因は発話時間が強く影響していることが示された。また、既学習者に見られる特徴を採用したモデル 2 では、協調性が高い既学習者ほど、発話時に未学習者から注目を集めやすいことが明らかとなった。評価実験より、既学習者用の推定モデルは参加者の協調性を F 値 0.67 で判定できることを確認した。

今後の課題として、今回着目した学習課題に対する知識の有無の特徴に加え、性別や年齢といった参加者構成要因や、言語情報、例えば発言における発話タグなどの出現頻度などを考慮し、言語・非言語情報を統合することで学習態度の推定精度を高める必要がある。

謝辞

本研究の一部は科研費基盤研究(B)25280076の助成による。

参考文献

- [Brennan 2008] Brennan, S. E., Chen, X., Dickinson, C. A., Neider, M. B., and Zelinsky, G. J.: “Coordinating cognition: the costs and benefits of shared gaze during collaborative search,” *Cognition*, Vol.106, Issue 3, pp.1465–1477 (2008).
- [Hayashi 2013] Hayashi, Y., Ogawa, Y., and Nakano, Y.I.: “An Experimental Environment for Analyzing Collaborative Learning Interaction,” *Proc. of 15th International Conference on Human-Computer Interaction*, LNCS Vol.8018, pp.43-52 (2013).
- [林 2014] 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, pp.189-198 (2014).
- [稲葉 1999] 稲葉晶子, 豊田順一:「CSCL の背景と研究動向」, 教育システム情報学会誌, Vol.16, No.3, pp.111-120 (1999).
- [森 2009] 森朋子, 山田剛史:「初年次教育における協調学習が及ぼす効果とそのプロセス—学生同士の<足場づくり>を中心に—」, 京都大学高等教育研究 15, pp.37-46 (2009).
- [Peña 2008] Peña, A. and De Antonio, A.: “Nonverbal Communication to Support Collaborative Interaction in Collaborative Virtual Environments for Learning,” *CEUR Workshop Proceedings*, Vol.384 (2008).
- [Witten 2011] Witten, I. H., Frank, E. and Hall, M. A.: “*Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*,” 3rd edition, Morgan Kaufmann (2011).