

# 表情認識と姿勢推定を用いた LLM による議論参加支援システムの試作

## Prototyping LLM-based System for Supporting Discussion Participation using Facial Expression Recognition and Pose Estimation

渡辺 圭<sup>1</sup> 白松 俊<sup>1,2</sup>  
Kei Watanabe<sup>1</sup> Shun Shiramatsu<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> 名古屋工業大学  
<sup>1</sup> Nagoya Institute of Technology University  
<sup>2</sup> 白松研究室  
<sup>2</sup> Shiramatsu Laboratory

**Abstract:** We prototyped a system that aims to encourage participants to actively participate in discussions by estimating the state in which they are not able to participate actively and providing advice when they are unable to participate. Experiments with the system showed that the generation of facial expressions and posture information using text was highly evaluated, and while it was able to encourage active participation in the discussion to some extent, it was also possible to generate information based on the general conversation topic. We believe that further improvements can be made regarding prompts when generating advice.

## 1 はじめに

会議や討論では、全参加者の活発な意見交換が重要であるが、実際には参加者間で積極的な参加の度合いに大きなばらつきが存在する。一部の参加者が議論を牽引し、他の参加者が消極的になる傾向が見られる。このような不均衡は、議論の質を低下させ、効果的な意見交換の妨げとなる。そこで、本研究では、参加者の表情や姿勢を分析することで、会議や討論の参加度を評価し、参加者の活性化を図るシステムを開発する。開発したシステムは、表情や姿勢から非言語的なデータをリアルタイムで解析し、参加者が議論に積極的に参加するよう助言を提供する。この研究は、集団討論の質を向上させるための新たなアプローチを提案する。個々の参加者の非言語的な行動に基づくリアルタイムのフィードバックにより、参加者の自発的な関与を促すことができると思われる。

## 2 提案方法

本研究で提案するシステムは、会議や討論中の参加者の非言語的な行動を分析し、その参加度を評価することを目的としている。このシステムは、参加者の表

情や姿勢をリアルタイムで解析し、参加者が議論により積極的に関与するように助言を生成し提供する。助言は、議論への関与を促す内容であり、参加者が自発的に議論に参加するきっかけを提供する。本システムの処理の流れを図4に示す。提案したシステムをWEBアプリ [図2] として実装した。アプリは画面左側に生成した助言の表示、画面右側に現在の議論内容の表示を行う。

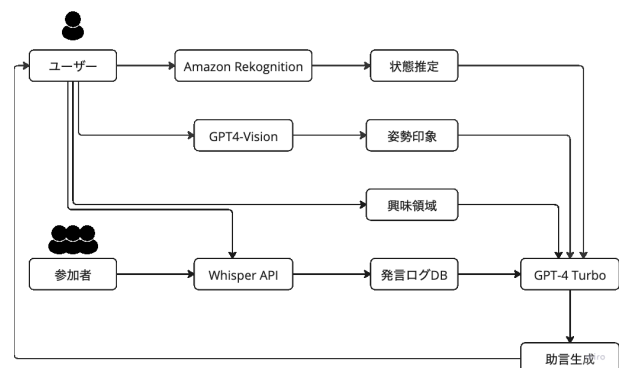


図 1: システム概要図



図 2: WEB アプリの画面

## 2.1 参加度推定

本システムでは、メリエム [1] らの研究を参考に参加者の議論への参加度を「積極的」「退屈」「疲労」の 3 つのクラスに設定した。これらのクラスは、「積極的」クラスは議論に深く関与している状態を指す。一方で、「退屈」「疲労」クラス参加者の関与が少ない状態を指す。推定プロセスは AWS Rekognition を使用して参加者の顔の表情データを分析し、分析したデータを用いて参加度の推定を行う。学習データは自身の画像 1800 枚に対して表情データに参加度を追加したものを使用し、活性化関数にはソフトマックス関数を使用した。「積極的」「退屈」「疲労」のクラスに属する確率を求め、確率が最も高いものを推定した参加度として使用する。参加度推定をもとに、議論に対する参加度が低下すると、システムが現在の状態をもとに助言生成を行う。

	分類	確率
	積極的	0.3524299286523639352
	退屈	0.3351803198399555063
	疲労	0.3123897515076805585
	分類	確率
	積極的	0.0485328575294095580825
	退屈	0.85016016410234428116
	疲労	0.10130697836824616076
	分類	確率
	積極的	0.000062983936673689108203
	退屈	0.024854430395078855114
	疲労	0.97508258566824745578

図 3: 評価値と分類の例

## 2.2 助言生成

本研究では、GPT-4 を使用して参加者が積極的な議論参加を促す助言生成をおこなった。このシステムは、

参加度の推定結果を基に、参加者が議論により積極的に関与するための具体的な助言を生成する。助言の生成プロセスは、参加度が「疲労」、「退屈」と推定されたユーザーを対象に行われる。助言生成は、参加者の参加度、姿勢情報、興味領域、議論内容を入力情報として使用し、参加を促進するための適切な助言を生成する。例えば、現在の議論内容と参加者の興味領域との関連性を示すことで、議論への関心を促すものとなる。また、姿勢情報を基に、議論における参加の姿勢を改善するような助言も行われる。この助言生成は、大規模言語モデルの能力を活用し、自然で人間らしい助言を生成することを可能にしている。

## 3 システムの評価実験

本研究で開発したシステムの評価実験を、参加度推定と助言生成に分割して行なった。参加度推定の評価実験は被験者として 5 人の方に協力していただき、被験者自身の画像 12 枚、計 60 枚に対して、それぞれ、積極的、退屈、疲労の評価を 0～10 でつけて頂いた。被験者がつけた評価と参加度推定から適合率、再現率、F 値、相関係数を用いて評価を行う。

助言生成の評価実験は 3 人グループを二組、計 6 人の方に協力していただき、実際に 30 分間会話議論を行った上でアンケートに回答していただき、アンケート結果から評価・考察を行った。アンケートでの評価項目は、

- 質問 1 助言タイミングは適切だったと思いますか
- 質問 2 助言内容はあなたにとって有用でしたか
- 質問 3 助言によって議論への参加意欲は向上しましたか
- 質問 4 あなたの表情などからシステムが推定した参加態度は、あなた自身の主観と合っていましたか？

の 4 つでそれぞれ、7 段階で評価を行っていただいた。

## 4 結果・考察

表 1: 適合率・再現率・F 値

		評価指標		
		適合率	再現率	F 値
分類	積極的	0.80	0.80	0.80
	退屈	0.50	0.82	0.62
	疲労	0.73	0.38	0.50

参加度推定の実験において、相関係数は

- 積極的で+0.696
- 退屈で+0.580
- 疲労で+0.545

となった。これは積極的では強い正の相関が、退屈、疲労ではやや強い正の相関があるといえる。また、適合率、再現率、F 値は表 1 となった。積極的の F 値は 0.8 であるのに対して、退屈は 0.62、疲労は 0.50 となる結果となり、また、退屈での適合率が 0.50 なのに対して疲労での再現率が 0.38 であり、適合率、再現率が対角して低くなっており、このことから、被験者と推定の間での評価の相違が「退屈」、「疲労」に集中していることがわかる。このことから、実験参加者による評価において、退屈と疲労を区別するのが難しかったことが考えられる。

助言生成の実験において、最もアンケートの評価が良かったものは質問 4「あなたの表情などからシステムが推定した参加態度は、あなた自身の主観と合っていましたか？」の質問で、平均値 5.33、中央値 5 であった。これは表情・姿勢情報テキスト化が実験参加者の参加態度を正しく評価を行うことがあり、そこからの助言が実験参加者にとって気持ちを入れ替えるなど議論に積極的に参加するきっかけを作り出すことができたと考えられる。一方で、質問 2「助言内容はあなたにとって有用でしたか？」の質問は平均値 4.17、中央値 4 で今回の実験において最も評価が低い結果となった。これは、興味分野の設定が悪く、助言内容として話をまとめただけのものも出てきたことが評価を下げた原因だと考えられる。

## 成功例

この写真の被写体は、少し疲れたか考え込んでいるような表情をしています。眉が少し下がっており、目も細めがちで、口元は平坦です。これからの状況について懸念しているか、何か問題を思案している可能性があります。姿勢は少し前かがみで、カメラの方を直接見ているわけではないため、自信がなさそうにも見えます。

会議においては、このような表情や姿勢は、真剣さや集中力を欠いているように受け取られる可能性があります。もっと自信を持って、意見をはっきりと述べるような姿勢が望まれるかもしれません。

## 失敗例

主な話題は株式市場の不安定性、長期投資戦略、企業の財務状態の評価、イノベーションへの投資、リスク管理、分散投資、および個々の投資戦略の重要性についてです。これらのトピックは、経済学、ファイナンス、企業戦略、リスク管理など多くの分野に関連しています。

図 4: 成功例・失敗例

に参加できるよう促すことを目標としたシステムの開発を行なった。本研究で開発したシステムの実験から、積極的、退屈、疲労では抽象的であったため別の状態設定を検討する必要があると考える。また、表情・姿勢情報のテキスト化を用いた生成が高評価であり、ある程度は議論に積極的に参加できるよう促すことができた一方で、会話内容のテーマだけで一般的な内容を生成することもあり、そういった助言は、ユーザーの参加を促すことができなかったため助言生成を行う際のプロンプトに関してさらに改善を行えると考える、また、アプリに関して会話内容カードと助言カードで分かれていてみやすいとの意見もあったが、ユーザーの状態グラフなどの情報を追加することで、ユーザーの自己認識を高め、積極的な参加に繋げることができると考える。

## 謝辞

本論文の作成にあたり、多くの方々にご指導ご鞭撻を賜りました。まず初めに、指導教員である情報工学科の白松俊教授に心より感謝申し上げます。白松教授の専念したご指導により、本研究を進める中で多くの学びを得ることができました。また、実験の実施にあたり参加して頂いた皆様に深く感謝いたします。最後に本論文の執筆にあたり、ご支援・ご協力いただいたすべての方々に深く感謝の意を表します

## 参考文献

- [1] Meriem, Bouhlal et al. “Determine the Level of Concentration of Students in Real Time from their Facial Expressions.” International Journal of Advanced Computer Science and Applications (2022): n. pag.

## 5 むすび

本研究では、積極的に参加できていない状態を推定し、参加できていない状態を助言を通して、議論に積極的