

## 脳波デバイスと大規模言語モデルを用いた文脈適応型対話システムの提案: “空気を読む” AI エージェントの評価

### Proposal of a Context-Aware Dialogue System Using EEG Devices and Large Language Models: Evaluation of an AI Agent Capable of “Reading the Room”

茶谷 瑛佑<sup>†</sup> 佐藤 啓宏<sup>†</sup>  
EISUKE CHATANI<sup>†</sup> YOSHIHIRO SATO<sup>†</sup>

#### 1. はじめに

脳波 (Electroencephalogram, EEG) は、脳内の神経活動に由来する電気信号を非侵襲的に計測できる生体信号であり、集中、疲労、混乱などの内的状態をリアルタイムに反映する特徴を持つ脳-コンピュータ・インタフェース (Brain-Computer Interface, BCI) の技術が進展している。一方、大規模言語モデル (Large Language Model, LLM) の登場により、人間と自然に対話できる AI の開発も加速している。さらに、音声から感情を推定する技術 [1] も向上しており、AI との対話において一定の感情変化を捉えることが可能となっている。しかし、感情の強度が弱い場合や中立的な発話においては、音声情報だけで感情を正確に推定することは依然として困難であり、人間の微細な内的変化を安定的に読み取ることには限界がある。したがって、音声やテキストだけでは捉えきれないユーザーの内的状態を補完する手段が求められており、非言語的な生体信号を活用することで LLM が「空気を読む」ような高度な文脈適応が可能になると考えられる。

そこで本研究の目的は、EEG デバイスで取得される脳波信号を活用し、ユーザーの心理状態に応じて対話内容を柔軟に適応させる「空気を読む AI エージェント」を開発することである。特に、ユーザーの発話直前に取得された脳波パターンと、直前の計測時との変化量を比較することで、疲労や混乱といった内的状態の変化傾向を推定する。これにより、ユーザーが明示的な指示を出すことなく、自然な話題転換や会話スタイルの調整を実現することを目指す。具体的には、1 人のユーザーと 1 体の LLM との対話において、音声入力と EEG の両方を活用し、ユーザーの内的状態の変化に応じて自然な対話を可能にする手法を提案する。これにより、ユーザーは明示的な入力を介さずとも、人間らしい会話を実現することができる。

#### 2. 関連研究

EEG は、特定の周波数帯域と精神的・認知的状態との間に関連があることが広く知られている。たとえば、 $\delta$  波 (1-4 Hz) は深い睡眠や意識低下、 $\theta$  波 (4-8 Hz) は疲労や眠気、 $\alpha$  波 (8-13 Hz) はリラックス状態、 $\beta$  波 (13-30 Hz) は注意や緊張状態、 $\gamma$

波 (30-45 Hz) は記憶や高次の認知統合と関係しているとされる [2]。本研究では、これらの特定の周波数帯域におけるパワーをリアルタイムで計測し、その情報を AI エージェントの応答制御に活用する。他にも、EEG 信号を用いて感情推定を行う研究もあり、Gia ら [3] は SEED データセットの高密度 EEG 信号に対してスペクトルエントロピーを適用し、ポジティブ・ネガティブ・ニュートラルの 3 クラス感情分類を行った。SVM モデルによる分類において 73.7% の精度を達成し、EEG 信号を用いた感情分類の有効性を示した。本研究ではこの成果を踏まえ、EEG による感情推定をリアルタイムで行い、対話応答の即時制御への応用を検討する。

一方、Pico ら [4] はテキスト生成型の LLM を用いて、会話文中の文章から感情を分類する手法を提案している。MELD データセットを用いたゼロショット評価では、Mistral Instruct 0.2 (7B モデル) において F1 スコア 47.90% を記録し、LLM がテキストのみから感情のある程度認識できる可能性が示唆された。本研究ではこの先行研究を踏まえ、テキストに加えて EEG のバンドパワー情報を数値的特徴量として LLM に同時に入力し、ユーザーの内的状態を推定することにより、ユーザーの状態の変化に応じた柔軟な対話制御の実現を目指す。

#### 3. EEG バンドパワーを活用した内的状態適応型システム

ユーザーの発話内容に加えて、EEG 信号から抽出されるバンドパワーを活用し、心理状態の変化傾向を推定した上で、それに応じた応答を生成する手法を提案する。従来の LLM ベースの対話システムは、明示的なテキスト入力のみ依存して応答を生成していたため、ユーザーの内的状態が表出されていない場合には、それを文脈として考慮することができず、柔軟な対話の実現が困難であった。

##### 3.1 EEG バンドパワーと LLM を用いたコミュニケーション形式の説明

図 1 は、脳波デバイスを装着したユーザーと LLM が対話を行っている様子を示している。脳波デバイスはリアルタイムに EEG 信号を取得しており、ユーザーの発話と同時に音声データも収集される。これと並行して、 $\delta$  波、 $\theta$  波、 $\alpha$  波、 $\beta$  波、 $\gamma$  波といった各周波数帯域のバンドパワーを特徴量として抽出し、発話内

<sup>†</sup> 京都先端科学大学 Kyoto University of Advanced Science

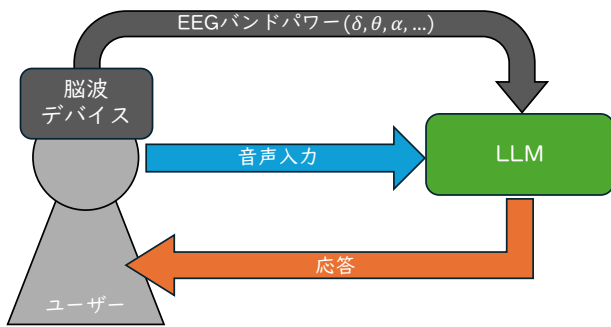


図1 脳波デバイスを装着したユーザーと AI エージェントによる会話の流れ。

ユーザーの発話開始時に、その瞬間の EEG バンドパワーと発話内容が LLM に入力される。LLM はこれらの情報をもとにユーザーの内的状態を推定し、ユーザー状態と文脈に応じた柔軟な応答を生成する。

容とあわせて LLM に入力する。これにより、ユーザーの内的状態を含んだ情報がモデルに伝達され、状況に応じた自然で柔軟な応答の生成が可能となる。

本手法により、ユーザーが疲労、混乱といった心理状態を明示的に伝えなくても、EEG の変化を通じて文脈に適応した対話を実現される。これにより、従来のシステムと比較して、ユーザーの内的状態に寄り添う、いわゆる「空気を読む」ような応答が可能となる。

### 3.2 LLM による EEG 信号の文脈的解釈

LLM は「 $\alpha$  波はリラックスを示す」といった EEG 周波数帯の意味を明示的に与えられていないにもかかわらず、 $\theta$  波や  $\beta$  波などの数値的なバンドパワーの変動パターンからユーザーの心理的傾向を推定し、それに応じた会話戦略を自律的に選択することができる。これは、LLM が事前学習において幅広い文献から獲得した知識を活用しているためと考えられる。たとえば、Niedermeyer らによる EEG の基礎文献 [2] に代表されるように、各周波数帯域と心理状態との関連に関する記述は多くの公開資料に含まれており、LLM はこれらの文献を通じて EEG の意味を学習している。

したがって、LLM は EEG バンドパワーのような非言語的かつ数値的な入力に対しても、文脈知識を活用して意味的に解釈し、応答生成に反映する能力を有すると言える。このような特性により、従来のルールベースや入力依存の対話モデルでは困難であった、ユーザー状態に応じた動的かつ自然な応答が可能となり、対話の没入感や一貫性を大きく向上させることができる。

## 4. 実験

本研究では、あらかじめ定義された対話目標に対し、AI エージェントがどの程度一貫した応答を生成できるかを評価する。ここでいう対話目標とは、AI エージェントが対話を通じて一貫して指向すべき応答の方向性を意味し、「ユーザーをリラックスさせ安心感を与える」などの形で明示的に設定される。

### 4.1 比較対象と評価項目

本研究では、次の 2 種類の AI エージェントを構成し、その出力を比較することで EEG 情報の有効性を検証する：

- **空気を読むエージェント**：ユーザーの発話と EEG バンドパワーを入力とし、以下の 2 つのモデルを連携させて応答を生成する。
  - 会話戦略モデル**：EEG バンドパワーとその変化量、および発話テキストをもとに、現在のユーザー状態を抽象化し、適切な対話戦略を決定する。
  - 対話応答モデル**：戦略、ユーザー発話、対話履歴をもとに応答文を生成する。
- **通常エージェント**：ユーザーの発話内容のみを入力とし、会話戦略を介さずに応答文を生成する。

本実験の目的は、以下の 2 点である：

- (1) EEG バンドパワーとその変化量に基づいて、LLM がユーザーの内的状態を推定し、適応的な会話戦略を出力可能かを検証する。
- (2) EEG を用いた戦略制御が、対話目標への適合に寄与するかを、2 つのエージェントの出力比較により評価する。

### 4.2 実験手順

EEG 信号の取得には、非侵襲型脳波デバイス Emotiv Insight[5]を用いた。測定チャンネルは AF3, T7, Pz, T8, AF4 の 5 箇所、サンプリング周波数は 128 Hz とした。信号処理には、発話に伴う筋電位ノイズや身体動作によるアーチファクトの影響を低減するため、4-45 Hz の 4 次 Butterworth バンドパスフィルタを適用した。本研究では、 $\theta$  (4-8 Hz)、 $\alpha$  (8-13 Hz)、 $\beta$  (13-30 Hz)、 $\gamma$  (30-45 Hz) の周波数帯域を分析対象とし、 $\delta$  帯域 (1-4 Hz) は対象外とした。ユーザーの発話開始の 2 秒前までの EEG データから、各周波数帯域のバンドパワー (dB) を Welch 法により算出し、前回発話時との変化量および現在の発話内容とともに、会話戦略モデルに入力した。会話戦略モデルはこれらの特徴量をもとに対話戦略を出力し、その戦略とユーザー発話を組み合わせて対話応答モデルが最終的な返答を生成する。生成された応答は、音声合成ライブラリ pyttsx3 を用いて音声化され、ユーザーに提示された。

図 2 は会話戦略モデルのプロンプトである。このプロンプトには、EEG の数値や周波数帯の意味づけは含まれておらず、抽象的な状態と方針の対応のみが求められる形式となっている。

図 3 は、実験の様子を示している。ユーザーの発話が始まった時点から 2 秒前までの EEG データを抽出して、 $\theta, \alpha, \beta, \gamma$  の 4 つの周波数帯域における EEG バンドパワーを算出する。発話内容と算出されたバンドパワーと 1 つ前との変化量の 3 つの特徴量を、会話戦略モデルに入力し、対話戦略を生成する。その後、生成された対話戦略とユーザーの発話内容を対話応答モデルに入力し、生成された応答を音声合成ライブラリである pyttsx3 を用いてユーザーに音声で返答する。なお、画面には Whisper による文字起こしや EEG のリアルタイム出力を表示

```

system_prompt = (
    "あなたは EEG データとユーザー発話をもとに、\n"
    "「<推定状態>→<会話方針>」の形式で 1 行の指針を生成する AI コーチです。 \n\n"
    f"■現在の全体会話目標 (Target Policy) : 「{target_policy}」 \n"
    "この目標を達成するために、EEGの状態変化を活かして適切な方針を導いてください。 \n\n"
    "▼出力フォーマット \n"
    "・「<推定状態>→<会話方針>」 \n"
    "・ EEG用語や数値、具体的行動名は使わず、抽象的・印象的に表現すること \n\n"
    "▼生成ルール \n"
    "1. <推定状態> は EEG の現在値と差分だけから判断すること (発話内容には依存しない) 。 \n"
    "2. <会話方針> はその状態と「ユーザー発話」をもとに、目標に向かうための方針を一言で示す。 \n"
    "3. 方針は意図が曖昧にならないようにすること。 \n"
)

```

図 2 会話戦略モデルのプロンプト：

EEG バンドパワーの状態、前回との差分、ユーザー発話を入力として、全体目標 (Target Policy) を達成するための会話戦略を「<推定状態> → <対話方針>」の形式で出力する。

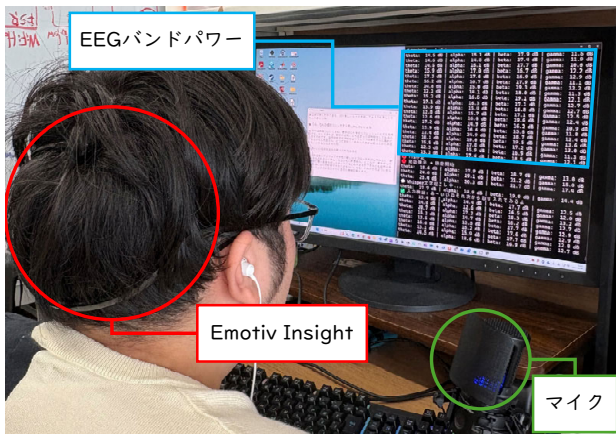


図 3 実験の様子

ユーザーが Emotiv Insight を装着し、音声マイクを用いて対話を行っている。画面には Whisper による音声の文字起こしと、EEG バンドパワーのリアルタイム出力が表示されている。

しているが、これらは実験構成の説明のためであり、GUI は対話そのものに必須ではない。

#### 4.3 実験結果

本実験では、「ユーザーの集中を高め会話に没頭させる」ことを対話目標とし、表 1 および表 2 には、それぞれ「空気を読むエージェント」と「通常エージェント」による対話結果を示している。表 1 では、各ターンにおける EEG バンドパワー、ユーザー発話、会話戦略モデルが出力した対話戦略 (Strategy)、およびその戦略に基づいて対話応答モデルが生成した応答文 (GPTResponse) を記載している。

空気を読むエージェントでは、各バンドパワーの変動に応じて、会話戦略が動的に変化し、ユーザーの内的状態を反映した応答が得られた。たとえば No.5 では、 $\beta$  波と  $\theta$  波の上昇が見られ、「高揚感の兆し→思い出を掘り起こす」という戦略が導かれ、ユーザーの記憶を深く引き出すような具体的な応答が生成された。また、No.6 のように  $\theta \cdot \alpha$  がやや低下した場面では、「集中低下→興味を引く話題を提供する」という切り替えが行われ、ユーザーの状態変化に応じた話題転換が自動的に実施されていた。これにより、会話戦略モデルがバンドパワーの数値的特徴をもとに有効な状態分類を行っている可能性が示唆された。

一方、通常エージェントでは、ユーザーの入力に対して汎用

的な応答が多く生成された。また、ユーザーの内的状態に踏み込むような応答は少なく、明示的な話題提供がない場合、対話が表面的に留まりやすい傾向が確認された。

## 5. 考察

「空気を読むエージェント」は、ユーザーの内的状態に適応した応答文を生成することができた。たとえば、No.3 では「活性化傾向→ノスタルジアを深める」という戦略が選択され、「当時はどんな場所や誰と一緒にヨーヨーをしていましたか?」といった具体的な問いかけが生成されている。このような応答は、単なる話題の継続にとどまらず、ユーザーの記憶を引き出すことで、より深い対話の展開を促進している。

一方、EEG を用いない通常エージェントでは、「ヨーヨー、懐かしいですね!」といった表層的な共感表現にとどまる応答が多く見られた。ユーザーの状態変化に応じて会話の方向性を戦略的に調整することは困難であり、対話は比較的一様かつ平板に進行しやすく、内的状態を踏まえた個性のある対話が成立しにくいことが明らかとなった。

## 6. まとめ

本研究では、脳波デバイスと大規模言語モデルを組み合わせることで、ユーザーの内的状態に適応した柔軟な対話を実現する「空気を読む AI エージェント」を提案した。EEG バンドパワーの変化に基づき会話戦略を動的に制御し、その戦略に基づいて自然な応答を生成するシステム構成について検証を行った。実験では、Emotiv Insight によって取得された EEG バンドパワーとユーザーの音声入力を用いて、ChatGPT-4o との対話を実現するシステムを構築し、EEG を用いない通常の対話システムと比較を行った。その結果、EEG バンドパワーを用いたシステムでは、ユーザーの状態変化に応じた応答や話題の深まりが観察され、LLM が EEG バンドパワーの数値から内的状態をある程度推定している可能性が示唆された。今後は、より多くの被験者を対象とした評価を通じて、本手法の再現性および信頼性の向上を目指す。

さらに将来的には、脳波のような生体信号を付加情報として活用することで、発話が人間によって生成されたことを保証する新たな認証技術への応用も期待される。大規模言語モデルの高度化に伴い、SNS 上では AI と人間の発信を区別することが困難になりつつあるが、脳波データを伴う発信は「人間による発話の証拠」として機能し、健全な情報流通を支える新たなコミュニケーション基盤となる可能性がある。

## 参考文献

- [1] R. Hasan, et al., "EmoFormer: A Text-Independent Speech Emotion Recognition using a Hybrid Transformer-CNN model," arXiv preprint arXiv:2501.12682, 2025.
- [2] D. L. Schomer and F. H. Lopes da Silva, *Niedermeyer's Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields* (7 edn), Oxford University Press,

表1 空気を読むエージェントの結果 (対話目標: ユーザーの集中を高め会話に没頭させる)

| No. | $\theta$ | $\alpha$ | $\beta$ | $\gamma$ | UserInput                       | Strategy                     | GPTResponse  |
|-----|----------|----------|---------|----------|---------------------------------|------------------------------|--|
| 1   | 52.09    | 53.23    | 55.59   | 48.25    | 最近ヨーヨーの動画を見て久しぶりにやりたくなったんだよね    | 『軽い興奮状態<br>→情熱を引き出す』         | ヨーヨーの動画を見てワクワクしたんですね! どんな技が特に印象的でしたか? それとも, 新しい技に挑戦してみたいと思っていますか?  |
| 2   | 54.11    | 54.00    | 57.28   | 50.21    | あやとりみたいに1本の糸からいろいろできるのすごいなってなった | 『集中の高まり<br>→さらなる興味を引き出す』     | 本当に, あの一つの糸から無限の可能性が広がるのは魅力的ですね. 試してみたい特定の技や, 挑戦したい新しい技はありますか? もしくは, ヨーヨーを使ったアイデアやアレンジを考えるのも楽しいかもしれませんね.   |
| 3   | 58.68    | 53.70    | 58.67   | 52.55    | ヨーヨーの技でブランコとか昔やってたな             | 『活性化傾向→ノスタルジアを深める』           | ブランコ, 懐かしいですね! あの頃の楽しさが蘇りますね. 当時はどんな場所や誰と一緒にヨーヨーをしていましたか? その頃のエピソードをもう少し教えてもらえると嬉しいです.                     |
| 4   | 55.99    | 50.38    | 55.22   | 50.58    | 小学校くらいの時に友達と公園でヨーヨーしてた気がする      | 『低下する集中力→思い出を掘り下げて感情を活性化させる』 | 公園で友達とヨーヨーをしていたなんて素敵な思い出ですね. その時, 一番楽しかったことや印象に残っているエピソードは何かありますか? 当時の気持ちを思い出してみると, また新しい楽しみが見つかるかもしれませんね. |
| 5   | 56.76    | 53.53    | 57.66   | 50.11    | ヨーヨー二個でぐるぐる回して遊んでた思い出があるね       | 『高揚感の兆し<br>→思い出を掘り起こす』       | それは面白そうですね! 二個のヨーヨーを使うなんて, かなりのチャレンジだったのでは? その技をマスターするまでの過程や, 友達と競い合っていた様子をもう少し聞かせてもらえますか?                 |
| 6   | 46.81    | 48.83    | 55.98   | 48.86    | 友達とは競い合ってたね                     | 『集中低下→興味を引く話題を提供する』          | なるほど, 一緒に楽しむことがメインだったんですね. それも素敵です! 今の趣味や興味あることについて教えてもらえますか? そこから新しい話題を広げていきましょう.                         |

表2 通常エージェントの結果 (対話目標: ユーザーの集中を高め会話に没頭させる)

| No. | UserInput                      | GPTResponse  |
|-----|--------------------------------|--|
| 1   | 最近ヨーヨーの動画みて懐かしくてやりたいなってなったんだよね | ヨーヨー, 懐かしいですね! 小さい頃に夢中になったりしましたか? どんな技を覚えてみたいですか?  |
| 2   | 小学生ぐらいのときヨーヨーの技のブランコしてたね       | ブランコ, カッコいい技ですね! 今試してみたら, どんな感じになるか興味ありませんか? それに, 最近のヨーヨーにはどんな進化があるのか調べてみるのも面白そうですね.                     |
| 3   | 今たぶんやり方わかんなくて糸絡まりそう            | 糸が絡まるのはちょっと困りますね. でも, YouTubeで初心者向けのヨーヨー技のチュートリアルを探してみるのはいかがですか?   |
| 4   | そうだね動画見ながらだとわかりやすいかも           | 動画を見ながら復習するのは良いアイデアですね! さらに, ヨーヨーの技を練習することで得られる意外な効果についても調べてみませんか? 手先の運動は脳にも良い影響を与えることがあるそうですよ.          |
| 5   | そうなんだ                          | ヨーヨーの他にも, 例えばルービックキューブのようなパズルも脳にいい影響を与えるって知ってましたか? これらは集中力を高めるのに役立つんですよ. 興味があれば試してみるのもありかもしれませんね!        |
| 6   | あールービックキューブとかパズル系とかは集中力上がりそうだよ | まさにその通りですね! ルービックキューブに挑戦するのも面白いかもしれません. 新しい挑戦として, 時間を計ってクリアする目標を立ててみるのはいかがですか? それができたら, 達成感もひとしおだと思いますよ. |

2017.

- [3] B. T. T. Gia et al., "Positive and negative emotions recognition using multichannel EEG analysis with spectral entropy and machine learning approaches," Journal of Physics: Conference Series, vol. 2949, no. 1, 2025.
- [4] A. Pico, et al., "Exploring Text-Generating Large Language

Models (LLMs) for Emotion Recognition in Affective Intelligent Agents," in Proc. Int. Conf. Agents and Artificial Intelligence, 2024.

- [5] Emotiv, Insight - 5 Channel Wireless EEG Headset <https://www.emotiv.com/>