

あなたは何を感じている？
— 表情認知中に現れる観察者の情動と性格特性の関係
What Do You Feel?
— The Relationship Between Observers' Emotions and
Personality Traits During Facial Expression Recognition

徐 貺哲

Kuangzhe Xu

弘前大学

Hirosaki University

jokytetsu@hirosaki-u.ac.jp

概要

社会的コミュニケーションにおいて、他者の表情から感情を読み取る能力は不可欠である。しかし、他者の表情を観察している最中に、観察者自身がどのような情動的反応を示すのかについては、十分に理解されていない。表情認知は一方的な処理ではなく、観察者の内的反応がその知覚や判断に影響を与える可能性がある。本研究では、AI ベースの表情分析技術である DeepFace を活用し、他者の感情表情を観察中の観察者自身の微細な情動反応（表情変化）が Big Five 性格特性とどのように関連するかを検証した。その結果、協調性および神経質性が高い人ほど、怒り、嫌悪、喜び、驚きといった感情の表情強度が抑制されることが明らかになった。この現象は、協調性の高い人が対人関係における調和を維持するため、また神経質性の高い人が否定的な評価を回避するために、自身の情動表出を調整していると解釈できる。

キーワード：眼球運動、性格特性、感情推定、ベイズ統計、感情検出

1. はじめに

社会的コミュニケーションにおいて、他者の表情から感情を読み取る能力は不可欠である。近年、ヒューマンコンピュータインタラクション（HCI）や感情コンピューティングの分野では、人間の感情状態を理解し、より共感的かつ自然なインタラクションを実現する AI システムの開発が進展している。こうした AI による感情理解では、顔特徴や発話情報（自然言語処理; NLP）の分析が広く行われているが、人間が他者の感情に反応する際の個人差、特に観察中のリアルタイムな情動反応と性格特性との関連性については、未解明な点が多い。

性格特性（Personality Traits）は、他者感情への反応様式における個人差を説明する重要な要因とされる [2, 1]。Big Five モデルにおける協調性（Agreeableness）や神経症傾向（Neuroticism）は、共感性や情動的安定性との関連から、他者感情への反応パターンに影響を及ぼすと推測される [4, 5]。しかし、他者の表情を観察している最中に生起する観察者自身の微細な情動反応（表情変化）が時系列的にどのように表出し、それが性格特性といかに関連するかについては、十分に検討されていない。

本研究は、AI ベースの表情分析技術（DeepFace）を利用することで、刺激提示中の観察者自身の微細な情動反応（表情変化）を定量的かつ継続的に計測し、その個人差が Big Five 性格特性といかに関連するかを明らかにすることを目的とする。副次的分析として、性格特性と被験者の表情反応が、他者感情判断の結果および判断確信度に与える影響についても検討する。分析にあたっては、変数選択と個人差の推定に優れた階層ベイズ Lasso モデルを用いた。

2. 実験

2.1 実験参加者

弘前大学の学生 39 名（男性 23 名、女性 16 名）を対象とした。

2.2 刺激画像

産業技術総合研究所（AIST）顔表情データベース [3] から選択した 10 種類の基本感情（例：恐れ、怒り、嫌悪、悲しみ、喜び等）を表現する動画を刺激として用いた。

2.3 実験手続き

参加者は実験前に説明と練習試行を受けた。実験は「提示準備フェーズ」「観察フェーズ」「評価フェーズ」で構成された。提示準備フェーズでは、「これから刺激を提示する」というメッセージを表示し、参加者がスペースキーを押すことで次のフェーズへ進んだ。観察フェーズでは、刺激動画を3秒間観察させ、この間に参加者の表情反応を連続的に記録した。その後、自動的に評価フェーズに移行した。評価フェーズでは、提示された動画の人物の感情を6種類の選択肢から1つ選ばせた後、その選択に対する自信度を7段階リッカート尺度で評定させた。

試行は、計80試行（8名の役者 × 10種類の感情表情）で構成された。全試行終了後、被験者は日本語版 Ten Item Personality Inventory (TIPI-J)[6]を用いて、自己評定による Big Five 性格特性を評価した。

2.4 データ処理

実験中、参加者の表情はウェブカメラ（Logitech C270n, 720p, 30fps）を用いて連続的に記録した。記録された動画は、DeepFace Python ライブラリを用いてオフライン解析され、各フレームごとに表情が分析された。表情認知は、怒り（anger）、嫌悪（disgust）、恐怖（fear）、喜び（happiness）、悲しみ（sadness）、驚き（surprise）、無表情（neutral）の7つの基本感情カテゴリに対する確率スコアとして得られた。

各試行における被験者の全体的な表情反応を把握するため、観察期間と評価期間の2つのタイミングに分けて表情反応を算出した。観察期間では、刺激動画提示期間全体（固定3秒間）の平均確率スコアを計算した。評価期間では、動画終了後から参加者が感情選択を回答するまでの期間（試行ごとに変動）の平均確率スコアを計算した。算出された各感情カテゴリ、各期間、各試行ごとの平均確率スコアを、観察者の表情反応変数として統計分析（特に分析1）に用いた。

3. 分析方法

3.1 分析1：観察者の表情変動と性格特性の関係

観察中の情動反応（表情変動）と Big Five 性格特性の関連性を検証するため、ゼロ過剰ベータ分布を組み込んだ階層ベイズ Lasso 回帰モデルを採用した。本モデルは、特徴選択のための L1 正則化と、参加者および刺激の個体差を考慮した多層ランダム効果を統合し

ている。さらに、過学習防止と推定安定性のため、ベルヌーイ分布とベータ分布の両過程に二重 L1 正則化を導入した。

具体的には式 1-8 に示す。特定の表情の高確率を推定するベルヌーイ分布モデルでは、変数 q の推定により確率を算出した。係数 β_{bern} はラプラス事前分布に従い、ハイパーパラメータ $\lambda_{bern} \sim \text{Gamma}(1, 0.1)$ で正則化強度を制御した。表情の持続時間を推定するベータ分布モデルでは、形状パラメータ a, b および位置パラメータ μ を用いて推定を行った。 r^{pID} と r^{sID} は、それぞれ参加者と刺激動画のランダムエフェクトを示している。ベータ分布の推定範囲は $\epsilon = 10^{-6}$ で制限し、境界値における数値的安定性を確保した。

$$E \sim ZIB(q, a, b) \quad (1)$$

$$ZIB(E | q, a, b) = \begin{cases} \text{Bern}(0 | q) & \text{if } E = 0, \\ \text{Bern}(1 | q) \times \text{Beta}(E | a, b) & \text{if } E > 0. \end{cases} \quad (2)$$

$$q_n = \text{logit}^{-1}(X_n^T \beta^{bern} + r^{pID} + r^{sID}) \quad (3)$$

$$\mu_n = \beta_n^{beta} X_n^T + r^{pID} + r^{sID} \quad (4)$$

$$a_n = \phi \cdot \text{logit}^{-1}(\mu_n) + \epsilon \quad (5)$$

$$b_n = \phi [1 - \text{logit}^{-1}(\mu_n)] + \epsilon \quad (6)$$

$$\beta^{bern} \sim \text{Laplace}\left(0, \frac{1}{\lambda_{bern}}\right) \quad (7)$$

$$\beta^{beta} \sim \text{Laplace}\left(0, \frac{1}{\lambda_{beta}}\right) \quad (8)$$

3.2 分析2：観察者の性格特性と表情変動が感情判断への影響

参加者の性格特性および情動反応（表情変動）が、他者感情判断の結果に与える影響を検討するため、多項ロジスティック階層ベイズ Lasso モデルを採用した。目的変数は、6つの感情選択肢（ $K = 6$ ）に対応するカテゴリカル変数 $Y_n \in [1, \dots, K]$ とした。説明変数 X の係数行列 B には、スパース性を確保するためにラプラス事前分布により正則化された生パラメータ B_{raw} を適用した。

$$Y_n \sim \text{Categorical}(\text{softmax}(\mu_n)) \tag{9}$$

$$\mu_n = X_n B_n + r^{pID} + r^{sID} \in \mathbb{R}^K \tag{10}$$

$$B = [\mathbf{0}_{D \times 1}, B_{\text{raw}}] \in \mathbb{R}^{D \times K} \tag{11}$$

$$p(B_{\text{raw},d,k}) = \frac{\lambda_k}{2} \cdot e^{-\lambda_k |B_{\text{raw},d,k}|} \tag{12}$$

4. 結果

4.1 結果1：データの分布確認

刺激感情別の判断正答率（図1）は、基本感情カテゴリ間で統計的に顕著な差を示した。ポジティブ感情（喜び: 93.2%, 驚き: 91.9%）では高い正答率を維持する一方、ネガティブ感情では恐怖（45.8%）および嫌悪（閉口:64.7%, 開口:60.2%）の正答率が低下した。特に恐怖表情の刺激に対する誤答は、驚き（29.4%）、悲しみ（10.5%）、嫌悪（11.8%）への誤分類が優位であった。非基本感情（眠気/リラックス）では、眠気は悲しみ/怒り/嫌悪（累積頻度 90.2%）へ、リラックスは喜び（84.2%）への誤分類が観察された。

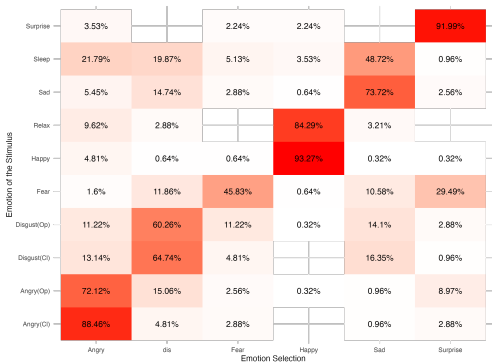


図1 異なる刺激の感情認識の精度と誤認傾向

4.2 結果2：分析1の結果

ベイズ階層ゼロ過剰ベータ（ZIB）Lasso 回帰モデルの解析により、性格特性と表情強度の間に有意な負の相関が確認された（表1）。協調性および神経質性が高い人ほど、怒り、嫌悪、喜び、驚きの表情強度が低下することが示された。この傾向は「観察期間」と「評価期間」の両方において一貫して検出された。一方で、評価期間では刺激感情の種類による影響が顕在

化した。例えば、口を開けた怒り表情刺激の提示中には、悲しみの表情強度が有意に増加した。これは口部動作の視覚的顕著性が共感的反応を誘発した可能性を示唆する。

表1 観察者の性格特性とその人の表情の有意な関係（ZIB-Lasso）。

Period	Target Emotion	Submodel	Predictor	Coefficient (β) [95% HDI]
Observation	Angry	Beta	Agreeableness	−0.405 [−0.656, −0.115]
			Neuroticism	−0.756 [−1.008, −0.497]
	Happiness	Beta	Agreeableness	−0.402 [−0.691, −0.132]
			Neuroticism	−0.496 [−0.722, −0.280]
	Surprise	Beta	Openness	−0.212 [−0.456, −0.002]
			Agreeableness	−0.362 [−0.711, −0.025]
Evaluation	Angry	Beta	Neuroticism	−0.413 [−0.750, −0.070]
			Agreeableness	−0.417 [−0.659, −0.156]
	Disgust	Beta	Agreeableness	−0.305 [−0.563, −0.039]
			Neuroticism	−0.740 [−0.986, −0.461]
	Happiness	Beta	Agreeableness	−0.447 [−0.740, −0.175]
			Neuroticism	−0.536 [−0.800, −0.294]
	Surprise	Beta	Agreeableness	−0.366 [−0.723, −0.027]
			Neuroticism	−0.433 [−0.794, −0.084]
	Sadness	Beta	EmoTypeAngry(Open)	0.087 [0.001, 0.185]

4.3 結果3：分析2の結果

多項ロジスティック Lasso 回帰（表2）から、性格特性と感情判断の間に刺激依存的な関連が明らかになった。協調性および神経質性が高い人では、怒り（閉口）刺激に対する正答率（怒り選択）が上昇した。一方で、協調性が高い人では悲しみ表情を嫌悪と誤答する傾向が増加し、勤勉性が低い人ではリラックス表情刺激を怒りと誤答する傾向が観察された。

表2 感情判断に有意に影響する因子（多項ロジスティック Lasso 回帰）

Emotion of Stimulus	Period	Chosen Emotion	Predictor	Coefficient (β) [95% HDI]
Angry (Close)	Observation	Angry	Agreeableness	0.512 [0.074, 0.984]
			Neuroticism	0.639 [0.205, 1.126]
	Evaluation	Angry	Agreeableness	0.505 [0.068, 0.958]
			Neuroticism	0.624 [0.173, 1.105]
Sadness	Observation	Disgust	Agreeableness	0.662 [0.256, 1.138]
	Evaluation	Disgust	Agreeableness	0.658 [0.237, 1.128]
Disgust (Open)	Observation	Disgust	Neuroticism	0.341 [0.031, 0.671]
	Evaluation	Disgust	Neuroticism	0.346 [0.016, 0.681]
Disgust (Close)	Observation	Disgust	Neuroticism	0.417 [0.066, 0.803]
	Evaluation	Disgust	Neuroticism	0.411 [0.051, 0.795]
Relax	Observation	Angry	Conscientiousness	−0.465 [−0.831, −0.087]
	Evaluation	Angry	Conscientiousness	−0.451 [−0.849, −0.075]

5. 討論と考察

本研究では、DeepFace を用いた客観的な表情分析によって、他者の感情を観察している際の観察者自身の微細な情動反応と、その Big Five 性格特性との関係を定量的に明らかにした。

主な知見として、協調性および神経質性が高い人ほど、怒り、嫌悪、喜び、驚きといった感情の表出強度が

抑制されることが示された。この結果は、協調性の高い人が対人関係における調和を重視する傾向や、神経質性の高い人が否定的な評価を避けようとする傾向から、情動表出を自律的に調整している可能性を示唆している。この発見は、「性格特性が情動調節戦略に影響を与える」という先行研究の知見と一致している。

評価期間においては、刺激となる感情の種類が観察者の反応に与える影響が顕著であった。特に、口を開けた怒り表情の刺激が提示された際には、観察者の悲しみの表情強度が増加した。これは、口元の動きが視覚的に際立つことで、観察者の共感的な反応が誘発された可能性を示唆している。また、リラックス表情刺激に対する誤答パターン（勤勉性の低い人における怒りへの誤答）は、注意の制御における個人差に基づく認知バイアスを反映していると考えられる。

感情判断における性格特性の影響は、直接的な効果と情動反応を媒介とする間接的な効果の両面で生じることが示された。例えば、神経質性が高いことで嫌悪表情の判断精度が向上する直接効果や、協調性が高いことで悲しみ表情の判断が抑制され、結果的に嫌悪表情への誤答が増加するといった間接効果が挙げられる。後者のメカニズムは、「自身の情動状態が他者の感情解釈の基盤となる」という身体化された認知（embodied cognition）の概念で説明できるだろう。

本研究で用いた DeepFace による客観的かつ時系列的な表情計測は、自己報告式のアンケートでは捉えきれない微細な反応を検出し、従来の感度限界を克服した。また、ゼロ過剰データに対応した階層ベイズ Lasso モデルは、感情表現に見られる繊細な個人差を

定量化する上で、従来の統計手法では困難であった分析を可能にした。今後の課題としては、感情表現の文化的差異の検討や、AI 表情認識技術自体の精度向上が挙げられる。特に、非基本感情（眠気やリラックスなど）の識別精度が低かった点は、感情カテゴリの再構築を含む技術的な改良の必要性を示唆している。

文献

- [1] Abramson, L., Eldar, E., Markovitch, N., & Knafo - Noam, A. The empathic personality profile: Using personality characteristics to reveal genetic, environmental, and developmental patterns of adolescents' empathy. *Journal of personality*.2022, DOI: <https://doi.org/10.1111/jopy.12772>
- [2] Calder, A.J., Ewbank, M.P., & Passamonti, L. Personality influences the neural responses to viewing facial expressions of emotion. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*,2011, 366, 1684 - 1701. DOI: <https://doi.org/10.1098/rstb.2010.0362>
- [3] Fujimura, T. & Umemura, H. Development and validation of a facial expression database based on the dimensional and categorical model of emotions, *Cognition and Emotion*, 32,2018, 1663- 1670.
- [4] Xu, K., Tagami, H., & Matsuka, T.: How do the personality traits affect observational behaviors when judging whether smiles are genuine or not? 2019 6th International Conference on Behavioral, Economic and Socio-Cultural Computing (BESC), 2019, 1-6. DOI: [10.1109/BESC48373.2019.8963457](https://doi.org/10.1109/BESC48373.2019.8963457)
- [5] Xu, K., & Matsuka, T. Conscious observational behavior in recognizing landmarks in facial expressions. *PLOS ONE*,2023, 18.DOI: [10.1371/journal.pone.0291735](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0291735)
- [6] 小塩 真司, 阿部 晋吾., Pino Cutrone. 日本語版 Ten Item Personality Inventory (TIPI-J) 作成の試み. *パーソナリティ研究*, 21 (2012). <https://doi.org/10.2132/personality.21.40>