

社会的信号表出の個人差を考慮した インタラクション-感情変化関係モデルの提案

Proposal of the relation model between interaction and emotional change considering individual differences in social signal expression

宮本靖貴¹ 本田慧悟¹ 内山瑞希¹ 中野民夫¹ 三宅美博¹ 野澤孝之¹

Yasutaka MIYAMOTO¹ Keigo HONDA¹ Mizuki UCHIYAMA¹ Tamio NAKANO¹

Yoshihiro MIYAKE¹ Takayuki NOZAWA¹

¹ 東京工業大学

¹ Tokyo Institute of Technology

Abstract: 人と人、人と人工物のインタラクションがユーザにもたらす感情変化を読み取ることができれば、より円滑なインタラクションの支援システムが実現できる。マルチモーダルセンシングで捉えた社会的信号の共起を説明変数として人-人グループコミュニケーション前後の感情変化を推測するモデルが提案されているが、信号表出の個人差を考慮していないという課題がある。本研究では社会的信号表出の個人差を考慮するモデルを作成し、精度の向上を図る。

1. はじめに

人同士のインタラクションにおいて、人間は相手から表出される社会的信号を観察し、その人の内部状態を推測し対応を変化させている[6]。この働きを計算機的に実現するために様々な研究が行われている[1][2][3][5]。本研究では、システムが推測する内部状態として感情の変化を取り扱う。インタラクションに対する感情変化を推測する事ができれば、人同士のインタラクションに介入するシステムや、人と直接インタラクションするシステムの振る舞いをそれに合わせて変化させることができ、ユーザに合わせたより円滑なインタラクション、またその支援が実現できる。

グループインタラクション研究において、身体運動や発話などの社会的信号の参加者間での共起が感情変化を推測する特徴として有効であることが示されている。しかし、社会的信号の表出の個人差を考慮していないため、感情変化を社会的信号として積極的に表出しない人や、その逆の場合などにおいて推測精度に限界があると考えられる。そこで本研究では、このような社会的信号の表出量の個人差を特徴量として取り入れることで、社会的信号の共起が万人に一样に作用するという前提に基づく従来の感情予測モデルよりもより良いモデルとなるかを検証する。

2. 手法

2.1 使用データ

大学で実施されたグループで話し合いを行う講義において計測されたデータを用いた。今回の解析に用いたデータは、同じグループでコミュニケーションを行った6人の1時間分である。参加者は動作・音声計測用のスマートフォンを首から下げた状態でインタラクションを行った(図1)。計測データはIMUによる3軸加速度と内蔵マイクによる音声である。また感情変化量は、インタラクション前後に各参加者が回答したSAM(Self Assessment Manikin)[4]の値 (Valence, Arousal, Dominance)の変化量とした。



図1 データ計測用
スマートフォン着用図

2.2 感情変化予測モデル

計測された加速度データ、発話データから、身体動作・発話発生の有無をラベル付けした時系列データを作成した。グループの各参加者間で身体動作・発話それぞれの共起量、身体動作と発話の共起量を評価した。参加者ごとに他の参加者との共起量の平均値を求めた。加えて、各参加者のインタラクション中の身体動作・発話量を算出した。共起量と身体動作・発話量を説明変数、感情変化値を目的変数とした重回帰分析を行い、モデルの当てはまりと共起量のみを説明変数としたモデルとの比較を行った。

3.結果

共起量算出時に求めた各参加者の社会的信号の表出量を特徴量に加えて、感情状態(Valence, Arousal, Dominance)のインタラクション前後での変化量を予測する重回帰分析を行ったが、モデルの精度は向上しなかった(表 1~3)。原因として、信号表出の差異を反映する特徴量選択が不十分、共起特徴と個人表出特徴間で相関関係があるものを取り除けていないなどが考えられる。今後はこの2つの原因を仮定し解析を進める予定である。

表 1 Valence のモデル結果比較

	従来モデル	提案モデル
R-squared	0.363	0.368
Adj. R-squared	0.290	0.253
Prob(F-Statistics)	0.00273	0.0137

表 2 Arousal のモデル結果比較

	従来モデル	提案モデル
R-squared	0.290	0.309
Adj. R-squared	0.209	0.184
Prob(F-Statistics)	0.0153	0.0443

表 3 Dominance のモデル結果比較

	従来モデル	提案モデル
R-squared	0.196	0.196
Adj. R-squared	0.104	0.050
Prob(F-Statistics)	0.0981	0.266

4.おわりに

社会的信号の表出の個人差を取り入れることで、インタラクションにおける感情変化の推測精度を向上させるために解析を進めている。今後の課題とし

て、どのようなモダリティが共起特徴と相関の弱い個人差表出特徴として利用できるのか、またそれが現在用いているデータから抽出することが可能なかを検討する必要がある。現在のデータは大学の講義という実環境で計測されたデータだが、参加者の特性情報が無く、また顔きやジェスチャーといった詳細な動作を捉えることは難しい。これを踏まえ、特性情報のある被験者で表出差が計測できるかを検証する予備実験や、動画もしくはモーションキャプチャといったより動きを詳細に捉えることのできる計測装置を用いた実験を検討していく予定である。

謝辞

本研究の一部は科学研究費助成事業(課題番号15H01771,17H01753)の助成、及び独立行政法人科学技術振興機構(JST)の研究成果展開事業「センター・オブ・イノベーション(COI)プログラム」の支援を受けて行われた。

参考文献

- [1] Shogo Okada, Oya Aran, and Daniel Gatica-Perez. 2015. Personality Trait Classification via Co-Occurrent Multiparty Multimodal Event Discovery. In Proceedings of the 2015 ACM on International Conference on Multimodal Interaction (ICMI '15).
- [2] 井上 昂治, Lala Divesh, Milhorat Pierrick, 高梨 克也, 河原 達也, 潜在キャラクタモデルによるリアルタイム対話エンゲージメント推定(第8回対話システムシンポジウム), 言語・音声理解と対話処理研究会, vol.81, pp. 78-83 (2017)
- [3] 熊野史朗, 石井亮, 大塚和弘, 評定者個人に特化した他者感情理解モデル, 人工知能学会全国大会, 2H4-OS-35b-3in2, (2017)
- [4] Margaret M. Bradley, Peter J. Lang, Measuring emotion: The self-assessment manikin and the semantic differential, Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry, Volume 25, Issue 1, 1994, Pages 49-59,
- [5] Joo, Hanbyul & Simon, Tomas & Cikara, Mina & Sheikh, Yaser. (2019). Towards Social Artificial Intelligence: Nonverbal Social Signal Prediction in a Triadic Interaction. 10865-10875. 10.1109/CVPR.2019.01113.
- [6] Alessandro Vinciarelli, Maja Pantic, Hervé Bourlard, Social signal processing: Survey of an emerging domain, Image and Vision Computing, Volume 27, Issue 12, 2009, Pages 1743-1759,