

言語特微量導入によるソーシャルスキルレベル推定の性能向上

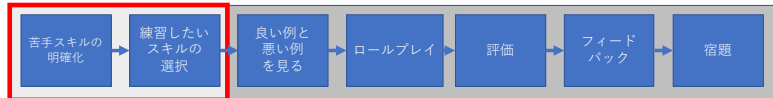
○佐賀健志*、田中宏季*、岩坂英巳**、中村哲*

*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学領域 **奈良県立医科大学 精神医学講座

コンテキストを考慮した特微量の追加 & 相関係数による特微量選択でソーシャルスキルレベルの推定性能を向上

1. 背景・目的

今回の対象



トレーナー数の不足を補うためにSSTの自動化 -> レベル推定・苦手スキル発見の自動化

[1] A.S. Bellack, K.T. Mueser, S. Gingerich, and J. Agresta. Social Skills Training for Schizophrenia, Second Edition: A Step-by-Step Guide. Guilford Publications, 2013

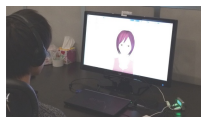
2. データセット

学習データ: エージェントを聞き手とした1分間の発話 (N: 27)

- 最近あった楽しかった出来事についてエージェントに話す
- ソーシャルスキルのひとつ「話すスキル」に対応[1]

正解値: 対人応答性尺度

- 自己回答式の65個の質問で構成 (発話データ収録後に取得)
- 総合スコア(SRS)と社会的コミュニケーションスコア(Com)を使用



収録の様子[3]

3. マルチモーダル予測モデル (従来手法)

マルチモーダル特微量を入力とした線形回帰モデル[2]

1) 入力特微量

- 言語特微量: 自動SSTシステム[3]をベースにBERT由来のものを追加した特微量
- 音声特微量: 就職面接自動評価システムの特微量[4]
- 画像特微量: FACS理論に基づいたAction Units

2) 相関係数

- 0.45 (SRS), 0.56 (Com)

[2] 佐賀健志, 田中宏季, 岩坂英巳, 中村哲. マルチモーダル 情報を用いたソーシャルスキルの客観的推定. HCG シンポジウム 2020, pp. A-7-2. 電子情報通信学会, 2020.

[3] H. Tanaka, H. Negoro, H. Iwasaka, and S. Nakamura, "Embodied conversational agents for multimodal auto- mated social skills training in people with autism spec- trum disorders," PLOS ONE, vol.12, no.8, pp.1-15, 08 2017.

[4] I. Naim, M.I. Tanveer, D. Gildea, and M.E. Hoque, "Automated analysis and prediction of job interview performance," IEEE Transactions on Affective Computing, vol.9, no.2, pp.191-204, April 2018.

4. 提案特微量セット

特微量セット1に含まれる言語特微量

Feature name	Description
BERT_word	隣接単語間埋め込み類似性
Filler_count	フィルタ総数
WPM	1分間の発話単語数
Six_plus	6文字以上で構成される単語数
Vocabulary_size	総語彙数

入力特微量: 各特微量を平均0・分散1に標準化

- (従来) 特微量セット1) 音声(28)+視覚(26)+ **言語(5)** = 59個
- (新規) 特微量セット2) 音声(28)+視覚(26)+ **言語(10)** = 64個

特微量セット2に含まれる言語特微量

Feature name	Description
BERT_word	隣接単語間埋め込み類似性 (BERT_Word2Vec)
w2v_word	
BERT_sent	隣接文間埋め込み類似性 (BERT_Word2Vec)
w2v_sent	
BERT_cont	隣接文間埋め込み類似性 (BERT_Word2Vec)
w2v_cont	
Conj%	総単語数に対する接続詞割合
Filler%	総単語数に対するフィルタ割合
Pronoun%	総単語数に対する代名詞割合
Neighbor_cont	隣接文間での内容語一致割合

従来手法[2]との違い:

1) 言語特微量の入れ替え

- 先行研究[2]で重要特微量だったBERT_wordを残し、コンテキストを考慮した特微量に入れ替え性能検証

2) 特微量選択の実施

- ピアソン相関係数に基づいたフィルター法

BERT_wordは先行研究[2]で有効だったため どちらにも含めた

5. 結果・考察

ソーシャルスキルスコア予測

1) 特微量選択によって性能向上

- SRS: 相関係数 **0.45 -> 0.76** (特微量セット2+特微量選択)
- Com: 相関係数 **0.56 -> 0.66** (特微量セット1+特微量選択)

SRSがとりうる値(0-195)の6.9%

2) Com予測の場合のみ、BERTに基づく特微量が選択された

- > 総合スコア(SRS)予測には言語特徴が重要ではない可能性

Comがとりうる値(0-66)の12.3%

各手法のRMSE・Pearson相関係数・無相関検定に対するp値

Method	SRS			Com		
	RMSE	Correl	pvalue	RMSE	Correl	p-value
特微量セット1	18.66	0.45	0.02	8.19	0.56	0.003
特微量セット1+特微量選択	15.03	0.72	2.60E-05	8.15	0.66	2.55E-04
特微量セット2	20.44	0.28	0.17	10.08	0.29	0.15
特微量セット2+特微量選択	13.49	0.76	6.82E-06	10.53	0.44	0.024

6. まとめ

言語特微量の入れ替えと特微量選択によって総合スコア予測で相関係数**0.76**を達成した。今後はBERTに基づく特微量がどのような言語的特徴を捉えているか詳細な分析を行う。

埋め込みに基づいた特徴量算出過程

- **隣接单語間埋め込み類似性**
 1. 各単語に対応した埋め込み生成
 2. 隣接单語間のコサイン距離の平均を算出
- **隣接文間埋め込み類似性**
 1. 各単語に対応した埋め込み生成
 2. 文ごとに平均ベクトルを算出
 3. 隣接文間のコサイン距離の平均を算出
- **隣接内容語間埋め込み類似性**
 1. 各内容語に対応した埋め込み生成
 2. 隣接内容語間のコサイン距離の平均を算出