TAPAS
Training Adapted Personalised Affective Social Skills with Cultural Virtual Agents

ANR AGENCE NATIONALE DE LA RECHERCHE

JST Japan Science and Technology Agency
CREST Symbiotic Interaction

情動認知刺激の種類を考慮した眼球運動からの精神疾患の鑑別

岩内 厚大[1], 田中 宏季[1], 岡崎 康輔[2], 岩坂 英巳[2], 松田 康裕[2], 浦谷 光裕[2], 盛本 翼[2], 中村 哲[1]

1. 奈良先端科学技術大学院大学
2. 奈良県立医科大学

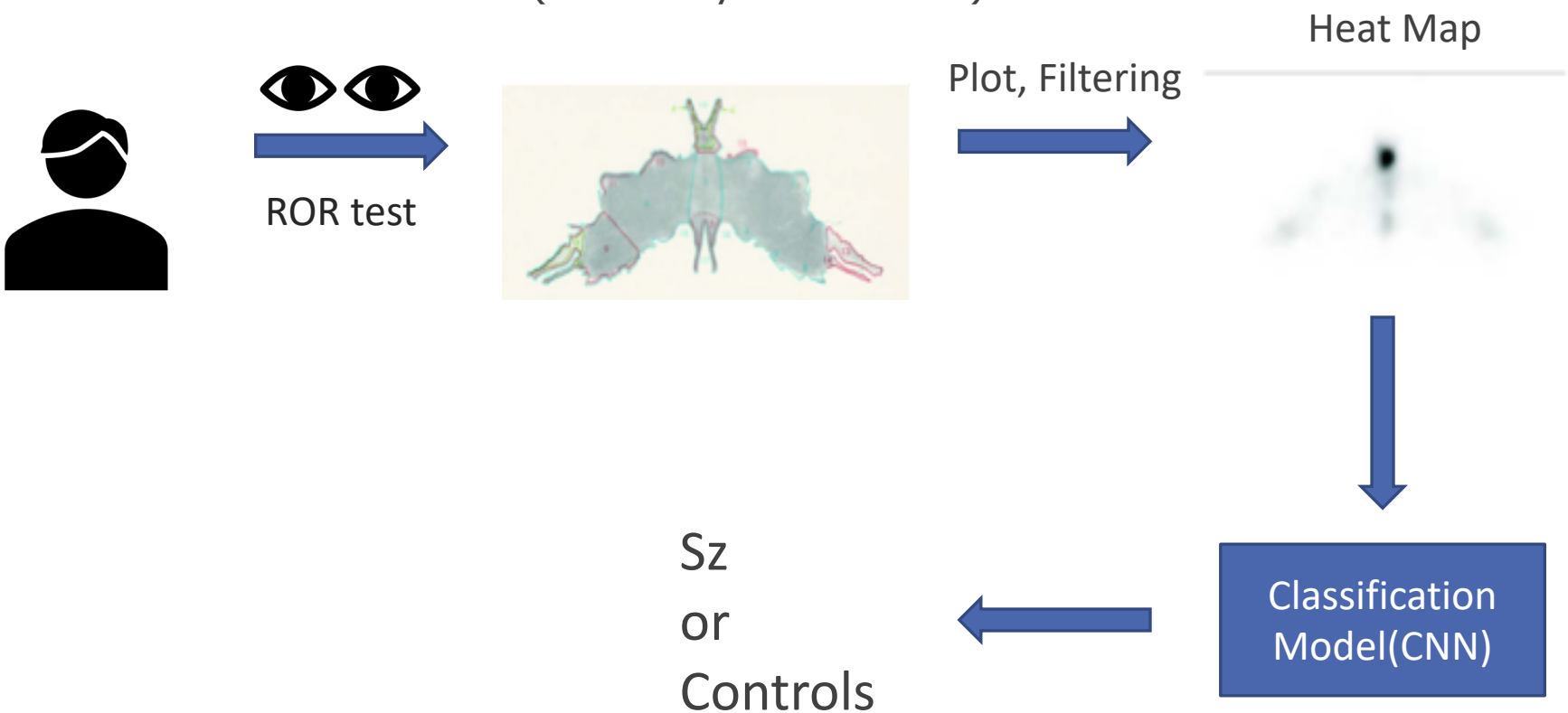
背景

自閉症、統合失調症の診断の困難性から客観的指標が必要である

- 自閉症(ASD)と統合失調症(Sz)の方は社会性に困難を抱えている[DSM-5]
- これらの疾患は診断基準に従った問診や神経心理検査値を用いて行われる[Ochi+ 2019]
- 生理指標が確立されていないため経験を積んだ精神科医の方でも鑑別が困難
- [Kacur+ 2020], [Ming+ 2019]などで眼球運動が疾患の鑑別に有効である可能性が示唆されている

関連研究 [Kacur+ 2020]

Szと対照群(Controls)の鑑別において眼球運動のヒートマップ用いたCNNモデルが最良の結果となった(Accuracy = 78.75%)



関連研究 [Ming+ 2019]

ASDの鑑別においてDynamic Affective Recognition Evaluation Task(DARE Task)の眼球運動を用い、65%の性能を達成

DARE Task

1. 無表情の顔が提示
2. 「怒り」「嫌悪」「恐怖」「喜び」「悲しみ」「驚き」の6つの感情に表情が徐々に変化
3. 分かった時点で被験者はどの表情であったかを回答

仮説

表情によって疾患ごとの眼球運動の特異性に変化が生じるか

■ 関連研究の課題

[Ming+ 2019]では、表情によって眼球運動に特異性が生じる可能性を考慮していない

例

怒ってる顔で疾患ごとの差が出やすい

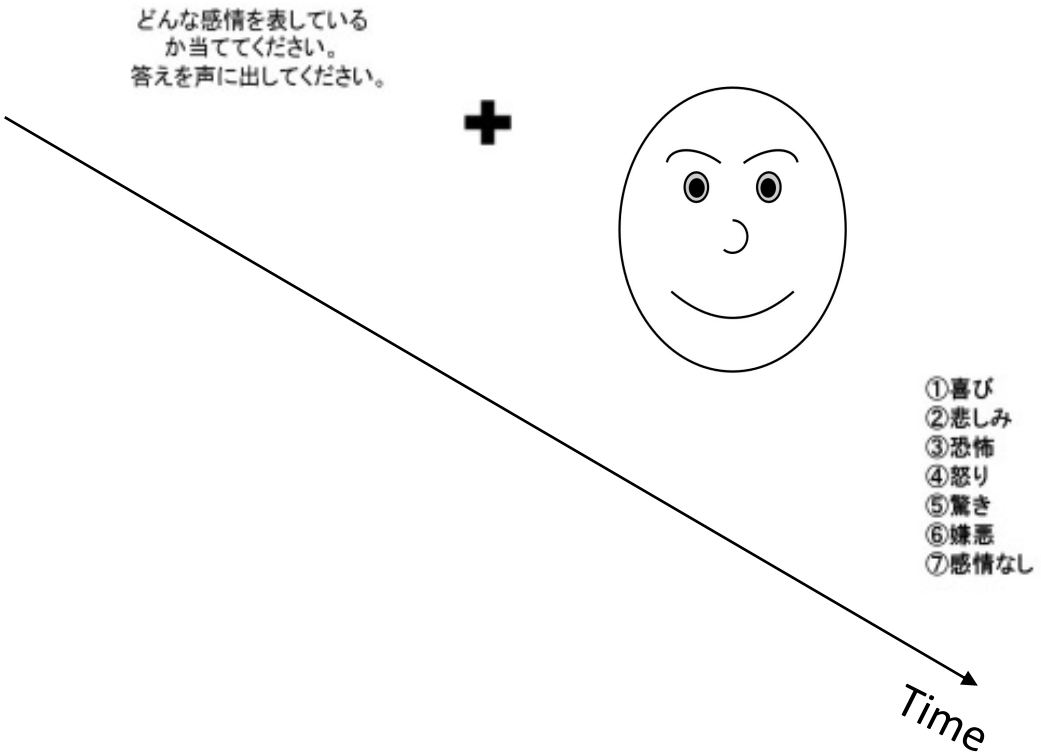
悲しんでいる顔は差が出にくい

→ 顔画像ごとに分類への寄与が異なるかを検証

情動認知課題について

提示された画像が7つの表情のうちどれに当てはまるかを回答する課題[FEIT]

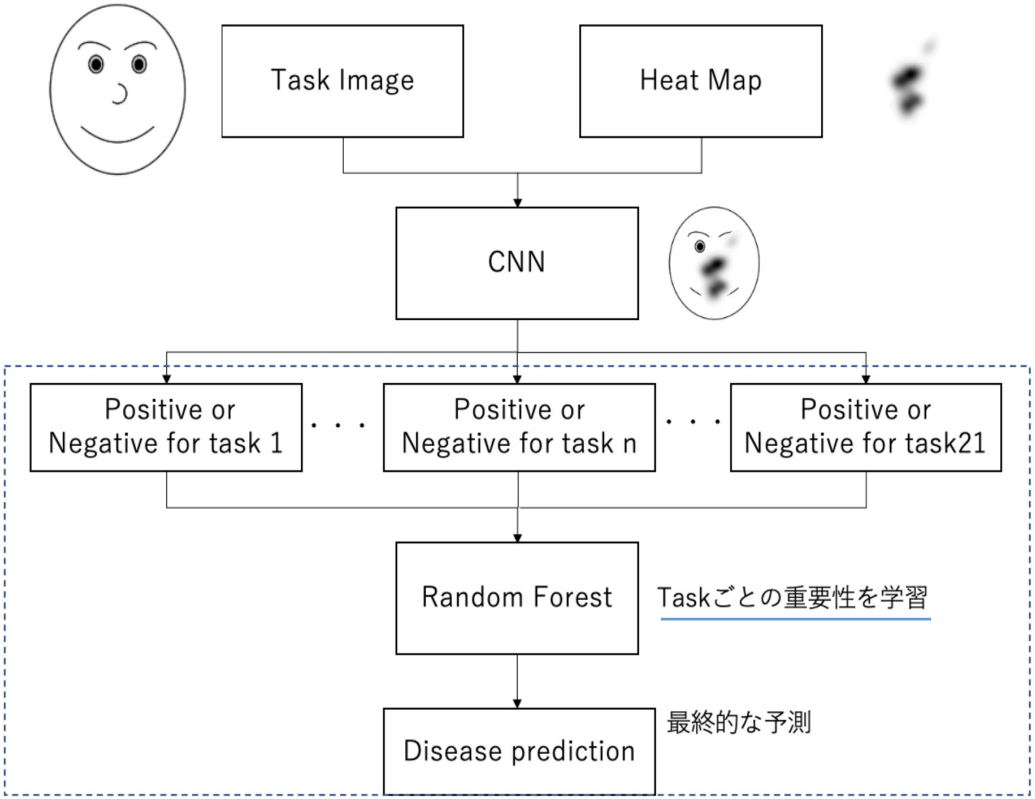
1. 教示を行う
2. 視線を中心に誘導
3. 5秒間課題の画像を提示
4. 7つの感情から回答
5. 2.~4.を21課題繰り返す



提案手法

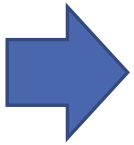
提示する表情により眼球運動の特異性の現れやすさが異なるかを検証

1. 複数の情動認知課題下の眼球運動のヒートマップを畳み込みニューラルネットワーク(CNN)で学習
2. 課題ごとの重要性を考慮して学習
3. 最終的な疾患予測
4. 2.を行わなかった場合と比較(単純な多数決)



例(ASD vs Controls)

ヒートマップ
＋
課題の画像



CNN

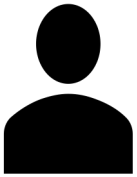
多数決

Controls

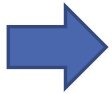
Random Forest

ASD

Controls
participant

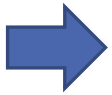


{ Controls, ASD, ･･･,Controls }



Controls = 11
ASD = 10

{ ASD, ASD, Controls,･･･,ASD }



3枚目が重要
→Controls

実験協力者・学習データ

- SzとASDはDSM-5に基づいて診断がなされている
- Controlsは除外基準に従って決定
- 46×21=864データを使用し Nested Leave One Participant Out Cross Validation (Nested LOPOCV)を行い評価

Group	N(M:W)	Age	
		mean	SD
Controls	16(8:8)	29.3	3.72
Sz	15(7:8)	32.1	9.13
ASD	15(9:6)	26	5.85

結果

- ASD、Controlsの場合

1. 10%の精度向上が見られる
2. 特異度の向上によるもの

	多数決	Random Forest
精度	0.61	0.71
感度	0.8	0.73
特異度	0.44	0.69

- Sz、Controlsの場合

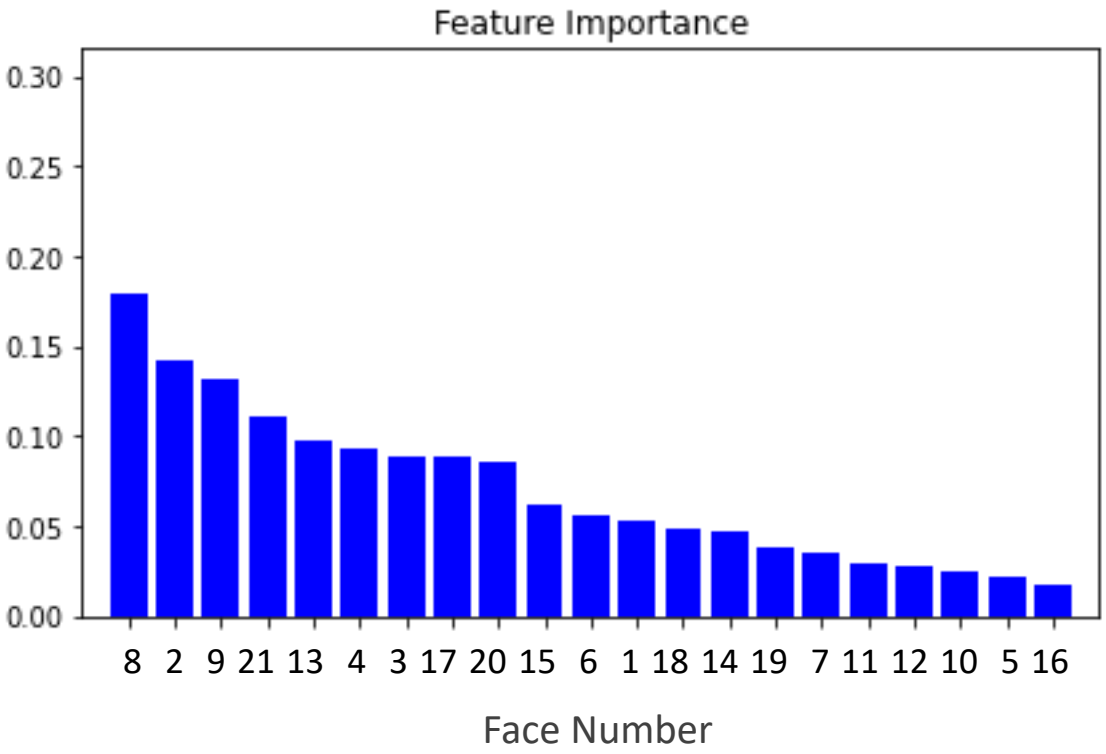
1. 65%の精度で鑑別可能

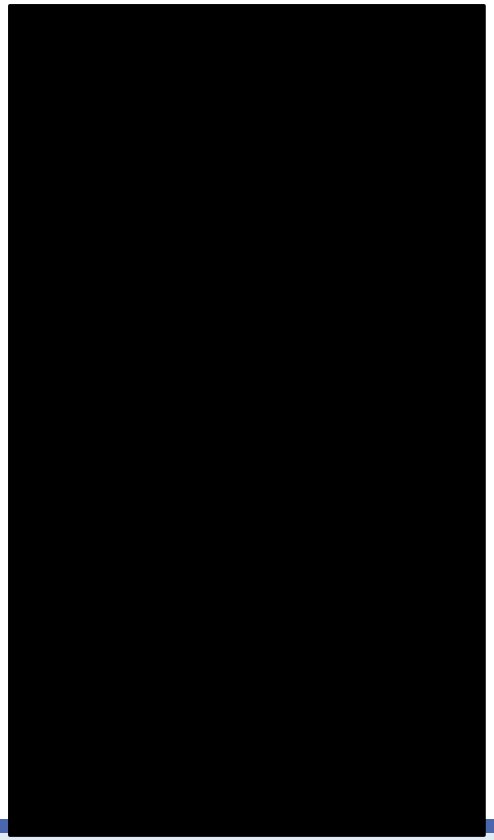
	多数決	Random Forest
精度	0.65	0.65
感度	0.73	0.67
特異度	0.56	0.63

考察

ASDの分類においては無表情のものを重視して分類している

表情が薄いものを認知しづらい[Ming+ 2019]
表情が薄いものに対して特異性がある可能性





まとめ・今後の課題

1. まとめ

- 精神疾患ごとに提示する顔画像によって眼球運動の特異性が異なるのかを機械学習モデルを構築し検証した。

- ASDの鑑別における最良のモデルは、71%の精度を達成しChance Rateよりも有意に良い結果となった。($p<0.05$, 二項検定)

2. 今後の課題

- 時系列データとして取り扱うこと

- データ数が限られていること

参考文献

[DSM-5]

American Psychiatric Association. (2013). Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders: DSM-5 5th edn, American Psychiatric Publishing: Washington, D.C.

[Ochi+ 2019]

Ochi K, Ono N, Owada K, Kojima M, Kuroda M, Sagayama S. (2019) Quantification of speech and synchrony in the conversation of adults with autism spectrum disorder.

[Kentaro+ 2019]

Kentaro M., Kenichiro M., Kiyoto K. and Ryota H. (2019). Eye movement characteristics in schizophrenia: A recent update with clinical implications.

[Kacur+ 2020]

J. Kacur, J. Polec, E. Smolejova, and A. Heretik .(2020). An Analysis of Eye-Tracking Features and Modelling Methods for Free-Viewed Standard Stimulus: Application for Schizophrenia Detection.

[Ming+ 2019]

Ming Jiang, Sunday M. Francis, Diksha Srishyla, Christine Conelea, Qi Zha1, and Suma Jacob. (2019). Classifying Individuals with ASD Through Facial Emotion Recognition and Eye-Tracking.

[FEIT]

サクセスベル,成人版 表情認知検査, http://www.saccess55.co.jp/untitled406.html, 参照日2021/12/2

Appendix

Exclusion of criteria

1. Comorbidity of other psychiatric disorders.
2. History of substance abuse.
3. Head injury or epilepsy.
4. IQ below 70.
5. 16 participants selected from those with low SRS