

# スマートミラーを用いた個人応答特性に基づく心の健康状態の推定

野口 泰我<sup>1,a)</sup> 廣川 暢一<sup>2,b)</sup> 道喜 将太郎<sup>3,c)</sup> 鈴木 健嗣<sup>4,d)</sup>

**概要:** うつ病は、自殺の大きな原因のひとつであることが知られている。医療カウンセリングなどの診断・治療方法は確立されているものの、個人の精神状態を毎日モニタリングして早期介入することは、まだ困難である。そこで MDD の自動診断を行うためにスマートフォンなどを用いた活動情報の自動計測、さらに認知課題中の視覚的、聴覚的特徴量から MDD の分類、推定を実現する研究が行われている。本研究では、鏡型デバイスを用いた簡便なインタラクションから取得する個人応答特性に基づくメンタルヘルス低下の早期発見と改善支援を提案し、日常生活中での使用を可能とするデバイスの開発を行った。

## 1. はじめに

WHO によると、毎年 80 万人以上の人々が自殺しているという。精神疾患、特に大うつ病性障害 (MDD) は自殺の重大な要因であることが指摘されており、MDD の治療が自殺問題の解決につながると考えられている [8]。現在、MDD の治療は薬物療法と精神療法に大別される。しかし、MDD に対して多くの抗うつ剤が使用されているにもかかわらず、約 30% の患者さんが抗うつ剤治療に反応しないことが知られている [11]。このことは、MDD の寛解が既存の方法だけでは解決できないことを示す。

MDD の早期発見、早期介入が寛解に大きな影響を与えることが研究により明らかになっている [6]。そのため、MDD の発症原因と言われているメンタルヘルスの変化を毎日把握することで予防が可能と考えられる。精神科医は問診の中で患者のメンタルヘルスを DSM-5 [1] や ICD-10 [7] に基づき判断しているが、これは主観的で経験を必要とする。近年では精神科医の不足も懸念されており、専門的な知識や経験、訓練を行わなくてもメンタルヘルスの変化を客観的な指標から判断できることは必要不可欠である [4]。

本論文はこれまでの関連研究を紹介し、提案手法、開発したシステムの概要を提示する。最後に今後の展望を議論し、本稿の要約を記す。

## 2. 関連研究

客観的な指標を用いた、メンタルヘルスの診断方法として人工知能を用いた検出が挙げられる [10], [12]。特にスマートフォンを用いた研究では、アプリケーションを通じて取得したユーザーの活動データをもとにメンタルヘルスの推定を行った [5]。これはデバイスを携帯することで日々の活動データを自動取得する方法を採用している。さらにウェアラブルデバイスを装着し、心拍や筋電などの客観的な指標であるバイオマーカーを用いてメンタルヘルスを推定する研究などがある [3]。この研究では勤務中の職員を対象に頭部、胸部、腕部の 3 か所に開発したデバイスを装着し勤務中のメンタルヘルスをモニタリングした。いずれもデバイスを身に着けることでデータを自動取得できるため、測定中にユーザーに過度の負担をかけないデザインとなっている。その反面これらはユーザーの日常的な活動から推定しているためインタラクションを通じて得られる個人の応答特性を取得することはできない。集団実験における発話内容や発話中の音声、表情などの応答特性を組み合わせることで MDD の予測を行った研究ではマルチモーダル解析を行ったことで精度がさらに向上したことを示した [9]。しかし、個人ごとにインタラクション中の声や表情などは様々であり、一つのモデルでは説明がつかない場合があることもまた事実である。さらに、インタビュー中の応答反応を用いたこれらの研究では一回の計測が長時間にわたるなど毎日の計測には不向きである。

## 3. 提案手法

本研究では従来研究で着目されてこなかった、日々の計

<sup>1</sup> 筑波大学大学院 理工情報生命学術院システム情報工学研究群

<sup>2</sup> NEC 研究所

<sup>3</sup> 筑波大学 医学医療系

<sup>4</sup> 筑波大学 システム情報系

a) taiga@ai.iit.tsukuba.ac.jp

b) hirokawa\_m@ieee.org

c) doki.s@md.tsukuba.ac.jp

d) kenji@ieee.org

測における変化量からメンタルヘルスを推定する。そこで本研究では図1のように簡便な対話型インタラクションにおける個人応答特性に基づくメンタルヘルスの推定を提案する。

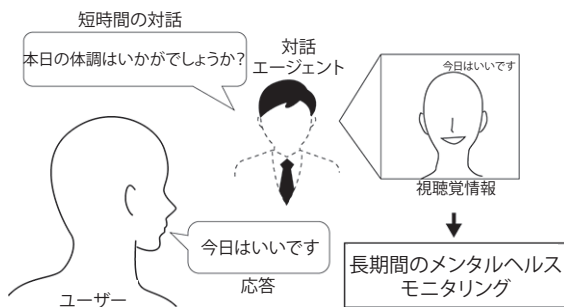


図1 提案手法の概要図



図2 開発したデバイス

## LightGBM

本研究では計測された特徴量においてメンタルヘルスの推定に LightGBM を用いて解析をする。LightGBM は勾配ブースティング決定木 (GBDT) の処理を高速化したもので、特徴量を実質的に減らすことで過学習を防ぎ、寄与率の大きな特徴量を割り出すことができる。

最終的な予測値:  $\hat{y}_i$

shrinkage 係数 (学習率):  $\eta$

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K \eta f_k(x_i)$$

## デザイン要件

本研究ではユーザーに過度な負担がないよう、1回の計測を5分未満にすることで日常的な計測を可能とする。さらに、家やオフィスに設置しても違和感の少ないデザインにすることで日常生活における生活導線に設置することで計測機会を多く設けることが可能となる。これらの点を考慮し、本研究ではスマートミラーを用いることとした。

## 4. システム構成

本研究において開発したデバイスを図2に示した。本研究では表情、声、応答反応を用いてメンタルヘルスの推定を行うために教師データとして毎計測時にユーザーは睡眠、労働、情動状態に関する質問に回答する。この質問で得たデータは精神科医によるラベリングに用いられることで解析の教師データとして用いる。開発したスマートミラーはこれらの要素によって構成されている。図3に本システムの構成を示す。

### 4.1 ハードウェア構成

本システムのハードウェアにはタブレット型端末を用いる。タブレット型端末の液晶にハーフミラーフィルムを取

り付けることで疑似的に鏡を再現することができる。鏡として見せたい場合には液晶を黒にし、ユーザーへ情報を表示したいときはそれ以外の色を使用する。タブレットの背面と前面にはカメラが内蔵しており、マイク、スピーカーはハードウェアに搭載されているものを使う。

### 4.2 ソフトウェア構成

本システムではアプリケーションを開発しハードウェアに実装することでインタラクションの計測を行う。実装するアプリケーションの開発には Kotlin を用い、取得したデータの解析は Python を用いて行う。デバイス毎に取得した計測データはインターネットを経由し、動画は Google Drive へ保存され、質問回答のデータは firebase へアップロードされる。クラウド上に保存されているこれらの情報を Python で行う解析の際にダウンロードすることで本システムのソフトウェア構成となる。

### 4.3 解析手法

本研究では撮影した顔の動画を用いて表情解析を行う。録画した音声は音声解析を行い、さらに発話の内容を音声認識により言語情報として処理し、発話内容を二値分類により評価する。

#### 4.3.1 表情解析

表情解析は取得した顔の動画をもとに Openface を用いて顔のランドマークを検出する [2]。Openface を用いて目線、頭部動作、顔の特徴量を算出する。

#### 4.3.2 音声解析

音声解析には OpenAI Whisper を用いて発話内容の文字起こしを行う。Hugging face を用いて発話内容を二値分類により評価する。そのほか音声解析には Python を用いて音声の抑揚やイントネーション、レイテンシを計算する。

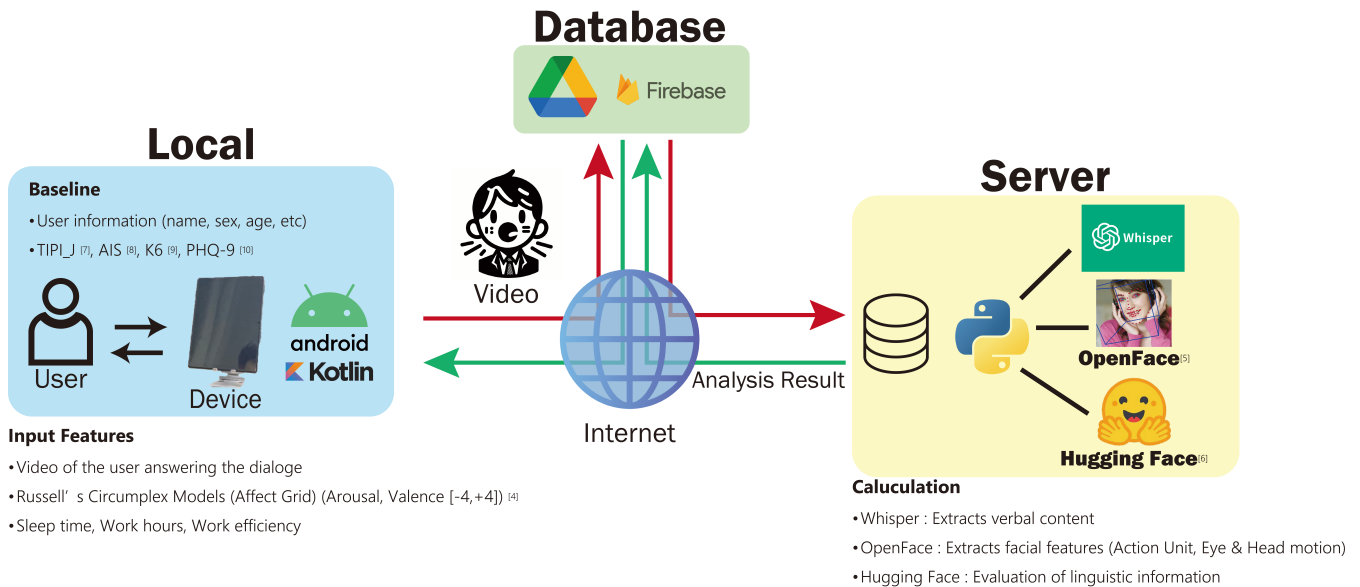


図 3 システム構成

## 5. おわりに

本研究ではメンタルヘルス推定のために短時間インタラクションから得られる個人応答反応をもとに情動状態の変化を推定することを提案した。個人応答特性には顔の特徴量や音声情報、応答反応が含まれる。開発システムは今後長期的な実験を行うことで、短時間インタラクションに基づく応答反応におけるメンタルヘルスの推定に関して明らかにしていく。

## 参考文献

- [1] American Psychiatric Association. *Diagnostic and statistical manual of mental disorders*. American Psychiatric Association Publishing, 5th edition, 2013.
- [2] T. Baltrusaitis, P. Robinson, and L.-P. Morency. Openface: An open source facial behavior analysis toolkit. 2016.
- [3] S. Betti, R.M. Lova, E. Rovini, G. Acerbi, L. Santarelli, M. Cabiati, S.D. Ry, and F. Cavallo. Evaluation of an integrated system of wearable physiological sensors for stress monitoring in working environments by using biological markers. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 65:1748–1758, 2018.
- [4] HEINZ KATSCHNIG. Are psychiatrists an endangered species? observations on internal and external challenges to the profession. *World psychiatry*, 9:21–28, 2010.
- [5] D. Kelly, K. Curran, and B. Caulfield. Automatic prediction of health status using smartphone-derived behavior profiles. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 21:1750–1760, 2017.
- [6] M Marshall and J Rathbone. Early intervention for psychosis. *Cochrane Database of Systematic Reviews*, (4), 2006.
- [7] World Health Organization. *International statistical classification of diseases and related health problems*. World Health Organization, 10th rev. edition, 1992.
- [8] World Health Organization et al. *Preventing suicide: A*

*global imperative*. World Health Organization, 2014.

- [9] Anupama Ray, Siddharth Kumar, Rutvik Reddy, Pre-rana Mukherjee, and Ritu Garg. Multi-level attention network using text, audio and video for depression prediction. pages 81–88. ACM, 2019.
- [10] S. Sheikh and K. Shaban. Finding behavioural and imaging biomarkers of major depressive disorder (mdd) using artificial intelligence: A review. pages 7–12, 2020.
- [11] Madhukar H TRIVEDI and Ella J DALY. Treatment strategies to improve and sustain remission in major depressive disorder. *Dialogues in clinical neuroscience*, 10:377–384, 2008.
- [12] Wen-Jing Yan, Qian-Nan Ruan, and Ke Jiang. Challenges for artificial intelligence in recognizing mental disorders. *Diagnostics (Basel)*, 13:2, 2022.