

リモートカウンセリング支援に向けた

音声/表情/テキスト感情分析技術の活用可能性の検討

A Study on the Possibility of Using Voice, Facial Expression and Text Emotion Analysis Technology to Support Remote Counseling

菊池愛美¹ 市川太祐² 今井健¹

Manami Kikuchi¹, Daisuke Ichikawa², and Takeshi Imai¹

¹ 東京大学大学院医学系研究科疾患生命工学センター・医工情報学部門

¹Laboratory of Biomedical Informatics,
Center for Disease Biology and Integrative Medicine,
Graduate school of Medicine, The University of Tokyo

² 東京大学大学院医学系研究科公共健康医学専攻医療科学講座臨床情報工学分野

² Department of Clinical Information Engineering,
Health Service Sciences, School of Public Health,
Graduate School of Medicine, The University of Tokyo

Abstract: [Background] The spread of COVID-19 has ushered in a non-contact society. As seen in the increase of suicides, the mental health situation of Japanese people is rapidly deteriorating in the face of the unknown situation. In this study, we conducted a basic study on the estimation of users' psychological states by using emotional scores calculated using the Web API (Application Programming Interface) for Artificial Intelligence (AI). This paper discusses the application and limitations of AI technology in remote counseling. [Method] Interviews were conducted with healthy subjects, and the video and audio data were obtained. In order to obtain positive and negative emotional information assuming remote counseling for actual patients, we obtained responses to two items in the interview: good events and bad events. The video data was analyzed for facial expressions using the Vision API, and the audio data was analyzed for emotions using the Empath API and text analysis using the Natural Language API. The Japanese version of the Positive and Negative Affect Schedule (PANAS) was used as the subjective rating scale for emotion. Correlation analysis was conducted on the relationship between each score. [Results/Discussion] In the PANAS analysis before and after the interview, there was a tendency for emotions to change from positive to negative, and in the Empath API score, there was no clear difference in tendency between recalling good and bad events. The Natural Language API tended to give higher scores for positive than negative events, and the Vision API returned more scores for "joy. [Conclusion] We conducted emotion analysis based on facial expression analysis, voice analysis, and text analysis using AI technology based on data recorded in a remote counseling environment, and examined the cross-correlation and correlation with PANAS. In the cross-correlation analysis, a strong correlation was found between the text analysis emotion score and the sum of the "anger" and "sadness" scores of Vision API, and in the correlation analysis with PANAS, a weak correlation was found between the emotion scores of facial expression analysis and voice analysis.

1 はじめに

国内で精神疾患により医療機関にかかる患者数は、2017年では400万人を超え(厚生労働省, 2017), 社

会問題と化している。特に昨今は医療従事者をはじめとして、コロナ禍の不安により人々のメンタルヘルス状況は悪化が進む(Pappa, 2020)。日本国内では、最新の自殺者数からわかるように、2020年8月よ

り自殺者は例年比で急増している(警察庁, 2020)(いのちを支える自殺対策推進センター, 2020).

こうした状況は精神科・NPO 法人を圧迫している. 医療機関では医師の「2 分診療」とも揶揄される短時間の診察と無闇な薬剤処方が常習化している. そもそも英国国立医療技術評価機構のプライマリケア医向けうつ病診療ガイドラインによれば, ICD-10 軽症うつ病には, 抗うつ剤投与はメリットよりも副作用などの弊害が大きく推奨されず, 心理療法(カウンセリング)の有効性が強調されている(英国国立医療技術評価機構, 2009)(日本うつ病学会治療ガイドライン, 2016). 現状の薬剤の過剰投与は財政を圧迫するのみならず, 多くの患者の健康を害している. 費用対効果の高さも挙げられ, カウンセリングの実施による平均的な節約効果は約 20%と推定され(Chiles, 1999), カウンセリングによる心のケアは, 後々の医療費の減少も期待できる. さらに, 心理療法中に見られた改善は長期間持続することもわかっている(Nicholson, 1983).

加えて, コロナ禍の状況の中で, 対面のカウンセリングに代わりリモートカウンセリングが大いに普及した. いのちの電話や NPO 団体のテキスト相談にも通常以上の相談者が殺到している(NHK, 2020)(京都新聞, 2020)(毎日新聞, 2020)(長谷川, 2020)(福富, 2020)(0 テレ NEWS24, 2020). しかし, NPO 団体による相談活動は, マンパワーの不足により繋がらない・返信が来ないなど体制が整っていない(NHK, 2020)(毎日新聞, 2020).

その一方で, 非接触型社会においてはカウンセラー(臨床心理士や精神保健福祉士, NPO 職員)の三密を防ぐため, 人員削減や時間削減をする必要があるというジレンマの中におき, 対面に比べ, 情報が限定されるリモートカウンセリングの場合において, カウンセラーの判断を支援し業務を効率化する AI 技術の活用が望まれる. 実用例として, 海外では, 精神保健分野においても PTSD(Post-traumatic stress disorder)治療における認知行動療法をはじめとしてリモート化が進んでいる(Lenferink, 2020). 中国では WeChat の投稿から自殺企図の重篤度を 1 から 10 まで自動的にランク付けし, ボランティアに警告を通知する AI プログラム「Tree Holes Rescue」が実際に稼働している(Liu, 2020).

本研究では, メンタルヘルス向上のためのリモートカウンセリング支援を目的とした AI 技術の活用に関する基礎的な検討を行う. リモートカウンセリング現場への応用を目標とし, フィージビリティスタディーとして現在の AI 技術の適応の限界を検証する. 具体的には直接対面しないというリモートカウンセリングの性質上重要である対象者の感情推定

に, AI 技術を用いたテキスト解析, 画像(表情)解析と音声解析を適用し, 実用可能性・妥当性を検証する.

2 方法

2.1 調査の概観

参加者は機縁法を用いて参加者を募集した. 日本版 PANAS (The Positive and Negative Affect Schedule) を用いた質問票を用いて感情を測定した. 質問票の測定尺度については 2.2 で示す. 質問票の回答には Google フォームを用いた. 続けて, Zoom ミーティングを用いて 15 分間のインタビューを行った. 調査は無記名で実施し, インタビュー中に Google フォームの回答を受信した.

調査にあたっては, 口頭にて実験の詳細を説明しインフォームド・コンセントを得るとともに, Google フォームの 1 ページ目にて「本研究では解析のために録画・録音をさせていただきます. 同意していただけますか?」との問いに対し, 「はい」を選択した者のみに録画・録音を伴うインタビューを実施した.

2.2 測定尺度

(1)フェイス項目

年齢, 性別, 居住形態(一人暮らし, 家族と同居, その他), 一週間のうち忙しい日数(1~3 日, 4~5 日, 6~7 日), 帰属集団(あり, なし), 親しい友人の数(いない, 1~4 人, 5~9 人, 10 人以上)の記入を求めた.

(2)日本語版 The Positive and Negative Affect Schedule(PANAS)

今回は, Watson(1988)により開発された 20 項目からなる信頼性の高い主観的感情測定尺度である日本語訳版 PANAS を用いた(川人, 2011). 日本語版 PANAS は信頼性と妥当性が確認されており, 短期的な気分の調査に向いていることから本尺度を採用した. PANAS はポジティブ感情・ネガティブ感情の尺度で「恐れた」, 「活気のある」などの心の状態に関して”非常によく当てはまる(6 点)”から”全く当てはまらない(1 点)”の 6 件法で採点する. 得点が高いほど, 該当する感情が高いことが示される. 各 10 個の形容詞からなり, それぞれを足し合わせることで, 10~60 点の間でポジティブな感情の得点とネガティブな感情のスコアが把握できる.

2.3 Zoom ミーティングを用いたインタビューの流れ

実験の流れを図 1 に示す.

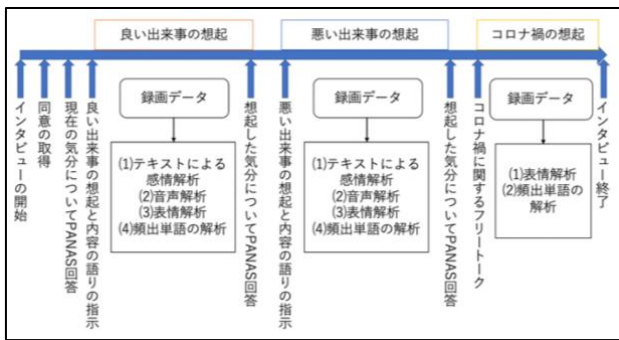


図1：実験の流れ

初めに、口頭で研究参加の任意性や撤回、データの取り扱いに関して説明しインフォームドコンセントをとった後、Google フォームにて録画に関しての同意を得られた場合のみ、フェイス項目と現在の気分に関して PANAS に回答するよう求めた。

回答が完了後、インタビュアーが「良い出来事の想起」として「ここ一年で最も良かったことについて2分ほど話してください」と促し、必要な場合は想起するための準備時間をとった。この際、相手の情動に影響しないよう、こちらの音声と映像はオフにした。参加者が話に詰まった時も、インタビュアーは口を挟まないこととした。参加者は最初に最も良かった出来事に関して具体的に回答した。参加者が「以上です。」と述べるか、インタビュアーが十分なデータが採取できたと判断した時、録画・録音を一時停止し、話していた時想起した感情について3.2測定尺度の(2)に関して回答を求めた。次に、「悪い出来事の想起」として「次に、ここ一年で最も悪かったことについて2分ほど話してください。」と促し、前述したような手順で録画・録音した。こちらも話していた時想起した感情について3.2測定尺度の(2)の回答を求めた。良い出来事の想起時、悪い出来事の想起時の回答時間について、それぞれ平均値を算出し、群間比較を行った。有意水準は $p=0.05$ とし、Tukey 検定を用いた。

2.4 データ解析

2.4.1 PANAS データの分析

同意取得後に取得した PANAS のポジティブスコアを Base Line - Positive PANAS (BL-PP)、PANAS のネガティブスコアを Base Line - Negative PANAS (BL-NP) とする。同様に、良い出来事の想起後の PANAS のポジティブ項目スコアを Recall Good Events - Positive PANAS (RGE-PP)、ネガティブ項目スコアを Recall Good Events - Negative PANAS (RGE-NP)、悪い出来事の想起後のポジティブ項目スコアを Recall Bad Events - Positive PANAS (RBE-PP)、悪い出来事の想起後のネガティブ項目スコアを Recall Bad Events -

Negative PANAS (RBE-NP) とした。さらに、RGE-PP から BL-PP を引いた標準化したポジティブ PANAS (S-PP) と RBE-NP から BL-NP を引いた標準化したネガティブ PANAS (S-NP) を設定した。インタビュー中の PANAS スコアの経時変化のグラフを作成し、傾向を確認した。先に定義した BBL-PP, BL-NP, RGE-PP, RGE-NP, RBE-PP, RBE-NP の相互の関係性を確認した。また、本研究では AI で算出される感情スコアをコントロールとして相関解析を行った。

2.4.2 Vision API を用いた録画データによる感情解析

表情解析には Google LCC が提供する Google Cloud Vision API (Google LLC, Mountain View, CA, 以下 Vision API) を用いた。人物写真を送ることにより、その人物の表情の特徴が得られる。感情に関する特徴は、「喜び」・「怒り」・「悲しみ」・「驚き」の4種類である。返り値は5種類で、それぞれ“VERY_UNLIKELY” (可能性が非常に低い)、“UNLIKELY” (可能性が低い)、“POSSIBLE” (可能性がある)、“LIKELY” (可能性が高い)、“VERY_LIKELY” (可能性が非常に高い) である。4種類の感情と5段階の評価で、表情から感情を判定する機能を有する。他の表情解析 API より表情の種類と判定がシンプルであるため、解析と分析、さらには現場への応用に向いているとことと、学習データの多さから本 API を採用した。

Vision API を適用する前のデータの前処理として、フリーソフトである FFmpeg を用いて録画データから1秒間隔でフレーム情報を取り出し、インタビュアーの秒数枚の画像データに変換した。

この画像データを Vision API に適用し、得られた結果において“VERY_UNLIKELY” を 0, “UNLIKELY” を 1, “POSSIBLE” を 2, “LIKELY” を 3, “VERY_LIKELY” を 4 に置き換えた。出力結果の秒数ごとの平均点を算出した。さらに経時変化のグラフを作成し、参加者ごとの特徴を確認した。

2.4.3 Empath API を用いた音声感情解析

音声からの情動解析には Empath API を用いた (Empath Inc., 2020)。Empath API は WAVE ファイルから、音声の物理的な特徴量を通して音声データベースを元に喜怒哀楽や気分の浮き沈みを判定できる。

Empath API を適用する前のデータの前処理として、インタビューで取得した録画データ (mp4 形式) を WAVE 形式の音声データに変換した。Empath API は1回の API 利用につき5秒の音声データまでしか処理できないため、音声ファイルを5秒単位で分割した。このデータに Empath API を適用して得られた結果から平均点を算出し、経時変化のグラフを作成し、参加者ごとの特徴を可視化した。

2.4.4 Natural Language API を用いたテキスト感情分析

Google Cloud Natural Language API (Google LLC, Mountain View, CA, 以下, Natural Language API とする)は, Google LCC が提供するテキストを分析したりアノテーションを付けたりするための Web API である. テキスト情報を与えると-1 (ネガティブ) ~1 (ポジティブ) の値を取る感情スコアと感情の昂りの指標 (magnitude) が得られる. 感情スコアは文章ごとに処理され, 最終的にスピーチ内容全体の感情スコアが得られる. 感情スコアと違って, magnitude は正規化されていないため, テキスト内で感情 (ポジティブとネガティブの両方) が表現されるたびにテキストの magnitude の値が増加する (Google Cloud, 2020). 本研究では, 多くのテキストから感情分析をする API が存在する中で, 返ってくる値がシンプルで解析に使いやすいことと学習データの多さから本 API を採用した.

Natural Language API を適用する前のデータの前処理として取得した録画データ (mp4 形式) を flac 形式の音声データに変換後, Google Cloud Speech-to-Text API (Google LCC, Mountain View, CA)を用いて書き起こし, 不適切な部分はマニュアルで修正しテキスト情報にした. その際, 個人名や本人が特定可能な情報にはマスキング処理を施した. コロナに関するフリートークでは, インタビュアーによる定型質問を消去する処理も行なった. インタビュー時間は 1~3 分と幅があるため, 正規化されていない magnitude は使用しないこととした.

前処理を完了したデータに Natural Language API を用いたテキスト感情分析を行った. 良い出来事の想起時と悪い出来事の想起時それぞれの感情スコアの平均値と標準偏差を求めた.

2.4.5 スコア間の相関分析

PANAS を用いて信頼性を担保した主観的な気分の評価を正しいと仮定し, API を用いて取得した客観的なデータからのスコアとの Pearson の相関係数を算出した. さらに, 各 API から取得したスコア間についても同様に Pearson の相関係数を算出した.

すべてのデータ処理・統計処理は Python 3.9.0 を用いて行った (Van Rossum, 2009).

本研究は, 東京大学大学院医学系研究科・医学部の倫理委員会で承認された (承認番号: 2020229NI).

3 結果

本研究では, 健常者を対象としリモートカウンセリング環境での AI による表情解析, 音声解析, テキスト解析を基にした感情分析を行い, 相互相関と

PANAS との相関を検討した.

良い出来事の想起時と悪い出来事の想起時のインタビュー実施率と質問票の有効回答率は 100%であった. 分析対象とした 24 名の背景情報は平均年齢 24.3 歳, 標準偏差 1.9 歳 (男性 10 名, 平均年齢 25.5 歳, 標準偏差 2.5 歳; 女性 14 名, 平均年齢 23.4 歳, 標準偏差 0.8 歳) だった.

録画の総時間は 181.8 分であり, 良い出来事の想起時の回答時間の平均は 120.3 秒 (標準偏差 36.1), 悪い出来事の想起時の平均は 120.0 秒 (標準偏差 45.1) である. Tukey 検定の結果は, 良い出来事想起時と悪い出来事想起時で $p = 0.9$ であった.

インタビュー前後の PANAS 分析では, ポジティブとネガティブへ感情が変化する傾向を認めた.

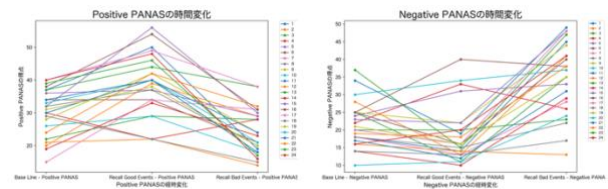


図 2: インタビュー開始前, 良い出来事想起後, 悪い出来事想起後, の 3 時点での PANAS 得点の変化

Empath API スコアの経時変化では良い出来事の想起時と悪い出来事の想起時で傾向に明確な差が見られなかった. (図 3)

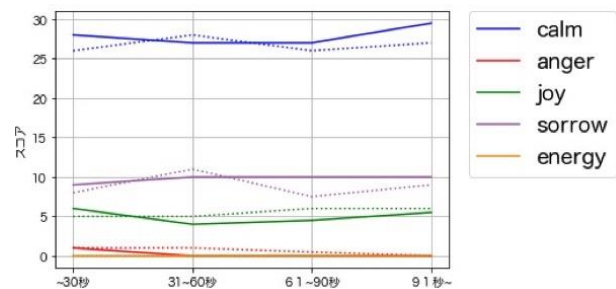


図 3: Empath API スコアの中央値の経時変化 (30 秒ごと)

Natural Language API では, ネガティブよりポジティブの方が高いスコアが出る傾向が見られた. Vision API は「喜び」のスコアを多く返した. 図 4 と図 5 の比較からわかるように, 良い出来事を話しているとき「喜び」のスコアがより多く出ており, 悪い話をしているときは「悲しみ」のスコアがより多く出た.

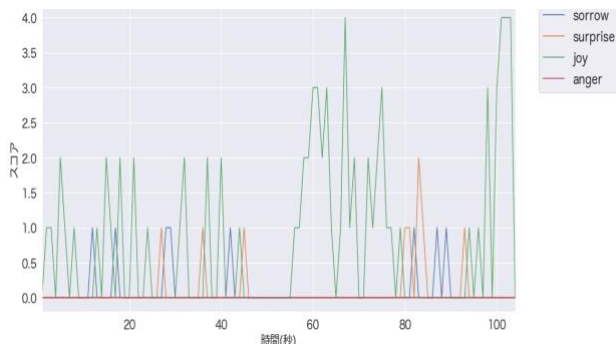


図4：ある参加者の良い出来事を話しているときの Vision API スコア

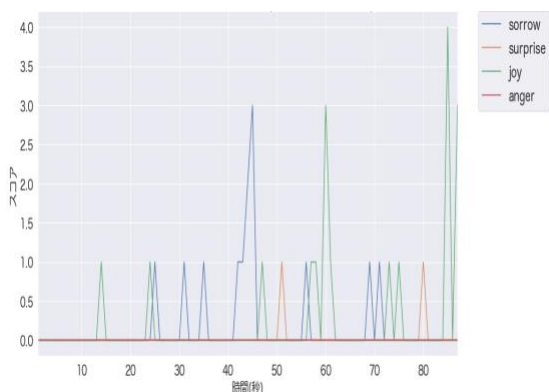


図5：ある参加者の悪い出来事を話しているときの Vision API スコア

RGE-PP と Natural Language API を用いたテキスト情報による感情スコアでは相関は見られなかった ($r = -0.12$)。S-PP と感情スコアの間にも相関は見られなかった ($r=0.20$)。

RBE-NP では Natural Language API を用いたテキスト情報による感情スコアとの間に正の弱い相関 ($r = 0.30$) が見られ、S-NP と感情スコアの間には $r = -0.16$ と相関が見られなかった。

Empath API を用いた音声情動解析に関しては、PANAS との比較にあたって、ラッセルの円環モデルを用いて5つの感情分類をポジティブな感情とネガティブな感情に分類した。ラッセルの円環モデルにおいて不快(ネガティブ)と快(ポジティブ)の軸に着目し、「怒り」、「悲しみ」をネガティブ感情グループ、「喜び」、「穏やか」をポジティブ感情グループに分類した。この際、エネルギーがどちらもと言えない位置に存在するため対象外とした。この分類で相関を見た場合、RBE-NP と Empath API の「怒り」と「悲しみ」を足し合わせたスコアに弱い負の相関 ($r = -0.31$) が見られ、S-NP と Empath API の「怒り」と「悲しみ」を足し合わせたスコアにも $r = -0.37$ と、弱い負の相関が見られた。その他の組み合わせ、

RGE-PP と Empath の「喜び」と「穏やか」を足し合わせたスコア ($r = 0.18$)、S-PP と Empath の「喜び」と「穏やか」を足し合わせたスコア ($r = 0.23$) では相関を見ることはできなかった。

Vision API の結果出力も、ラッセルの円環モデルに従うこととし、「驚き」の項目がないため除外した。ポジティブな感情が「喜び」、ネガティブな感情が「悲しみ」+「怒り」というように分類した。RGE-PP と Vision API の喜びのスコアの間には $r = -0.32$ の弱い相関があったが、S-PP との間には相関がなかった ($r = -0.12$)。RBE-NP と Vision API の「怒り」と「悲しみ」を足し合わせたスコアには相関が見られず ($r = 0.09$)、S-NP も Vision API の「怒り」と「悲しみ」を足し合わせたスコアとの間には $r = 0.20$ と相関が見られなかった。

API から得られたスコア間の相関については Natural Language API の感情スコアと、Vision API の「怒り」と「悲しみ」を足し合わせたスコアとの間において $r = 0.59$ とやや強い相関が見られた以外は相関を認めなかった。

相互相関では Natural Language API の感情スコアと Vision API の「怒り」と「悲しみ」を加算したスコアとの間に強い相関を認めた。PANAS との相関分析では、悪い出来事の想起時のネガティブ PANAS と Natural Language API を用いた感情スコアとの間に正の弱い相関 ($r = 0.30$)、標準時のネガティブ PANAS と Empath の「怒り」と「悲しみ」を加算したスコア間では弱い負の相関($r = -0.40$)を認めた。良い出来事の想起時のポジティブ PANAS と Vision API の喜びのスコアの間には $r = -0.32$ の弱い相関を認めた。

4 考察

本研究では、リモートカウンセリングを想定した映像及び音声データに AI 技術による情動解析、表情解析、テキスト解析を行った。まず今回の結果から、PANAS と各 API から得られたスコアにそれぞれ弱い相関は確認でき、音声情動解析 Empath API が相対的に有用であることが示唆された。しかし、今後更なる実験のために、強い相関が確認できなかった原因をそれぞれ個別具体的に考察する必要がある。

Natural Language API で強い相関が認められなかった理由としては、書き言葉と話し言葉の違いが考えられる。さらには、録画された状態で話し手が2分間話し続けるという環境設定から、楽しい話の最中に説明口調の解説が入ることや、悪い出来事の想起時を自発的に前向きな言葉で締めることが散見された。こういった自然ではない環境設定が Natural Language API の感情スコアが PANAS の感情スコア

と関連しなかった理由と考える。

Empath API を用いて得られた情動スコアと PANAS のスコアに相関が見られなかった理由としては、Empath API は物理的に音を捉えていることから、その人の声色や話し方が特徴量に大きく影響し、感情以外の情報が含まれてしまう事が考えられる。例えばある参加者はくもった声質をしているため、「平静」と「悲しみ」が高く出ており、話した内容による特徴量の差は出にくい傾向にある。もしくは、参加者（語り手）が感情を押し殺したようにインタビューで答えた可能性がある。表情と声色は若干曇るものの客観的で冷静に思い出して受け答えをしているため、秘匿された感情の感情分析をできるほどの精度が本研究で使用した AI 技術にない可能性が考えられる。

Vision API で得られたスコアと PANAS の間に相関が認められなかった理由としては、参加者が健常者であるため、録画中のインタビューで笑顔以外の表情を出しにくかったと考えられる。これを支持するように、Vision API で得られたスコアのほとんどは「喜び」であった。中には、インタビュー中「喜び」の表情の最高値を維持し続ける参加者もあり、録画をされると言う非日常体験から緊張して心理状態に応じた表情が出せなかった可能性が高い。「悪い出来事を正当化しよう」、「コロナではあるけど、前に比べれば最近だいぶ良くなってきた」という話し方をする参加者が多く、悪い出来事の想起時でも終盤に「喜び」の表情が多く出たことはそれが反映されたことが示唆された。さらに、Vision API の良い出来事の想起時の「喜び」のスコアからわかるように、録画を開始してからの 0~30 秒間は、31 秒以降と比較してスコアが低い。これは、一人で 2 分間話し続けるタイプのインタビュー形式に慣れておらず、参加者が戸惑ってしまった時間や、良かった思い出を具体的に思い起こしているが、当時の感情が想起できていない時間と考えられる。よって、今後実験をするときには、良い出来事の想起時と悪い出来事の想起時をする順番を交互にしたり、あらかじめ話す内容を付箋などで書き出したりするなどインタビューの開始まで感情を思い出せる工夫を行うことが考えられる。

RBE-NP と Natural Language API の感情スコアの間に弱い相関が見られた理由としては、悪い出来事の想起時の前向きな言葉での締めや、楽しい話の最中の説明口調により、極性が見えづらくなったものの、多くの感情を表現する言葉が用いられていたためと考える。

RBE-NP/S-NP と Empath の「怒り」と「悲しみ」を足し合わせたスコアに弱い負の相関が見られたの

は、参加者が悪い出来事の想起時をするほど気丈に振る舞うことで、Vision API の判定結果に反映されなかった可能性が考えられる。

RGE-PP と Vision API の「喜び」のスコアに弱い負の相関が見られたのは、非日常の環境で参加者が録画中に笑顔以外の表情を出しにくかったことが考えられる。参加者 24 人中 9 人はインタビューが始まってから終わるまで Vision API の「喜び」のスコアが高値で推移していた。これは感情を想起したことによる「喜び」の表情でなく、録画中ということへの照れなどが反映されている可能性が高い。

次に、相互相関の考察に移る。Natural Language API の感情スコアと Empath API から得られたスコアの間に相関が見られなかった。理由としては、Natural Language API はテキスト解析であるものの、書き起こし文の話し言葉や若者言葉に十分対応できていない可能性があることが考えられる。Empath API の音声解析に至っては、感情よりも声質など他の物理的特徴が入ってしまうからか、良い出来事の想起時と悪い出来事の想起時とで比べても大きな差が見られなかった。インタビュー中、インタビュー者の耳からして明らかに声が沈んだようなところでも、悲しさが出ていないこともあった。Empath API 自体が健常者を対象の AI 技術ではなく、もっと感情的になりやすい人や精神的に追い詰められている人が対象の AI 技術である可能性も考えられる。

Natural Language API の感情スコアと Vision API の「怒り」と「悲しみ」を足し合わせたスコアとの間に $r=0.72$ と強い相関がみられた。その理由としては、サービス提供元が同一のためある程度の元データの共通性があったことが考えられる。

リモートカウンセリングの利点としては、記録が取りやすい点にある。AI 技術を用いることでジェスチャーや態度、表情だけでなく、声のトーンや大きさ、話すスピードや滑らかさ、服装、髪型といったノンバーバルな要素についても録画データから抽出することが可能であり、その人の精神状況や生活の様子の変化にも気付きやすくなる可能性がある。

医療従事者をはじめとしてコロナ禍により国民のメンタルヘルス状況は危うく、相談は殺到するものの相談窓口は人手不足で手一杯という現状である。カウンセラーも余裕がない時は注意力が散漫になり、判断を誤り、情報を見落とす可能性が高くなる。今後データの蓄積とともにカウンセラーを支援することが期待される。

自殺者が昨年に比べ急増しているが、カウンセリング支援における AI 技術応用は益々重要性を増していると考えられる。追い詰められた人間は、取り乱すなど、感情を周囲に発散させる。本研究ではフィージ

ビリティスタディとして健常者に対するインタビューを行ったが、現場へ応用する前に役者を使った追い詰められた人の演技からどれだけ感情を読み取れるかのスタディも必要と考える。

5 結語

PANAS と各 API から得られたスコアにそれぞれ弱い相関は確認でき、音声情動解析 Empath API が相対的に有用であることが示唆されたが、今回用いた手法では、どの結果も実用に値する相関を示さなかった。今後リモートカウンセリングに AI 技術を応用する際には、実際のカウンセリング環境の空気感の再現や参加者のランダムな選定、他の API サービスとの精度比較などの必要性を認めた。

参考文献

- [1] Chiles, J. A., Lambert, M. J., & Hatch, A. L. The impact of psychological interventions on medical cost offset: A meta-analytic review. *Clinical Psychology: Science and Practice*, 6(2), 204–220, (1999)
- [2] Ffmpeg Developers. *ffmpeg tool (Version 4.2) [Software]*. Available from <http://ffmpeg.org/>, (2020)
- [3] Junko Kawahito, Yasumasa Otsuka, Kosuke Kaida, & Akinori Nakata. 日本語版 The Positive and Negative Affect Schedule(PANAS) 20 項目の信頼性と妥当性の検討. *広島大学心理学研究*, 11, 225–240, (2011)
- [4] Lenferink, L. I. M., Meyerbröker, K., & Boelen, P. A. PTSD treatment in times of COVID-19: A systematic review of the effects of online EMDR. *Psychiatry Research*, 293(August), 113438, (2020)
- [5] Liu, S., Yang, L., Zhang, C., Xiang, Y. T., Liu, Z., Hu, S., & Zhang, B. Online mental health services in China during the COVID-19 outbreak. *The Lancet Psychiatry*, 7(4), e17–e18, (2020)
- [6] Nicholson, R. A., & Berman, J. S. Is follow-up necessary in evaluating psychotherapy? *Psychological Bulletin*, 93(2), 261–278, (1983)
- [7] Pappa, S., Ntella, V., Giannakas, T., Giannakoulis, V. G., Papoutsis, E., & Katsaounou, P. Prevalence of depression, anxiety, and insomnia among healthcare workers during the COVID-19 pandemic: A systematic review and meta-analysis. *Brain, Behavior, and Immunity*, 88(May), 901–907, (2020)
- [8] Van Rossum, G., & Drake, F. L. *Python 3 Reference Manual*. Scotts Valley, CA: CreateSpace, (2009)
- [9] Watson, D., Clark, L. A., & Tellegen, A. Development and

validation of brief measures of positive and negative affect: The PANAS scales. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54(6), 1063–1070, (1988)

- [1 0] National Institute for Health and Care Excellence. *Depression in adults: recognition and management Clinical guideline [CG90]* <https://www.nice.org.uk/guidance/cg90> (2020 年 12 月 1 日参照), (2009)
- [1 1] 警察庁「自殺者数 令和 2 年中における自殺の状況」
<https://www.npa.go.jp/publications/statistics/safetylife/jisatsu.html> (2020 年 11 月 30 日参照)
- [1 2] 日本うつ病学会. 日本うつ病学会治療ガイドライン II. うつ病 (DSM-5) / 大うつ病性障害 2016 <https://www.secretariat.ne.jp/jsmd/iinkai/katsudou/data/20190724-02.pdf> (2020 年 12 月 6 日参照), (2016)
- [1 3] NHK. 「いのちの電話」がつかない 相談員減少にコロナ影響も 10 月 3 日 <https://www3.nhk.or.jp/news/html/20201003/k10012646781000.html> (2020 年 12 月 4 日参照), (2020)
- [1 4] 京都新聞. 「いのちの電話」増える SOS と足りない相談員 コロナ影響で家計や健康の不安が急増 10 月 4 日 <https://www.47news.jp/5333421.html> (2020 年 12 月 4 日参照), (2020)
- [1 5] 長谷川 彰. 「死にたい」いのちの電話、眠らぬダイヤル コロナで相談急増 西日本新聞 5 月 13 日 <https://www.nishinippon.co.jp/item/n/607870/> (2020 年 12 月 4 日参照), (2020)
- [1 6] 福富 旅史. 千葉いのちの電話 コロナ関連増「心の限界近いのでは」朝日新聞 10 月 7 日 <https://www.asahi.com/articles/ASNB673QFNBU1UDCB01K.html> (2020 年 12 月 4 日参照), (2020)
- [1 7] 毎日新聞. 「いのちの電話、ジレンマ コロナで深刻な相談急増も、相談員守るため時間短縮 群馬」
<https://mainichi.jp/articles/20201103/k00/00m/040/026000c> (2020 年 12 月 4 日参照), (2020)
- [1 8] 0 テレ NEWS24. コロナで「居場所ない」、相談急増も … 課題は 10 月 29 日 <https://www.news24.jp/articles/2020/10/29/07750546.htm> (2020 年 12 月 4 日参照), (2020)
- [1 9] Google LLC <https://about.google/intl/ja/> (2020 年 12 月 7 日参照)
- [2 0] EmpathInc. <https://webempath.net/lp-jpn/#:~:text=Empath%E3%81%AF%E3%80%81%E9%9F%B3%E5%A3%B0%E7%AD%89%E3%81%AE,API%E5%8C%96%E3%81%84%E3%81%9F%E3%81%97%E3%81%BE%E3%81%97%E3%81%9F%E3%80%82> (2020 年 12 月 7 日参照)