

顔表情解析による自然な笑いと作り笑いの識別

中嶋桃香 ^{†1}

慶應義塾大学環境情報学部

浜中智己, 佐々木航 ^{†2}

慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科

大越匡 ^{†3}

慶應義塾大学環境情報学部

中澤仁 ^{†4}

慶應義塾大学環境情報学部

概要

表情と感情の結びつきに着目した先行研究によると、基本 6 感情を表す普遍的な表情があると明らかになっている。しかし、現実世界では表情と感情は必ずしも一対一の関係ではない。例えば喜びのようにポジティブな感情を表す笑顔と、ネガティブな感情を表す作り笑いがある。特に作り笑いはうつ病の症状として見られることがある。そのため、心療内科では笑顔状態で元気な印象であっても注意深く診療を行っている。そこで、笑顔表出時の感情を推定することを目的として、顔表情データから機械学習モデルを構築することによって自然な笑いと作り笑いの識別をする手法を提案した。その結果、最大で 97.0% の識別精度を達成した。

1. はじめに

人間はコミュニケーションを取る際に、表情や声色といった情報から相手の感情や内面状態を推定している。様々な種類の表情の中で、特に笑顔は対人関係を円滑に進め、日常生活で頻繁に見られる幸福の表象とされている [1]。感情と表情の結びつきに関する研究の第一人者として知られる Ekman らの研究によると、図 1 のように基本的な 6 つの感情 (怒り、嫌悪、恐怖、喜び、悲しみ、驚き) を表す普遍的な表情があることが示されている [2]。

李・渋谷 [4] らの研究では、社会的笑いに関する心理学研究を笑いの分類、社会的笑いの機能、自然な笑いと作り笑いの差異、笑いの発達、笑いの識別、笑いの 6 つの観点から概観した。この研究では、快感情を伴わない笑いを社会的な笑いとして述べている。例えば、真の感情を隠蔽、擬装

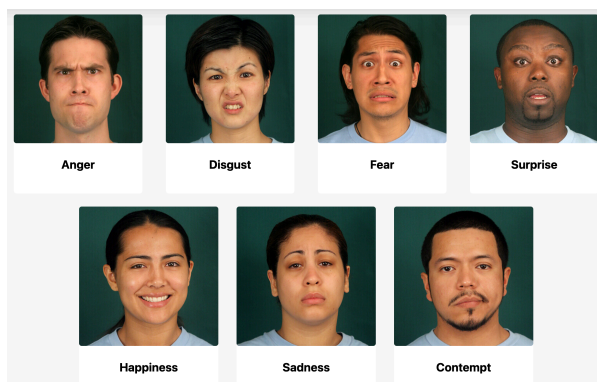


図 1 Ekman らが提唱した基本 6 感情に結びつく普遍的な表情 [3]

するための笑い。面白く感じていないのに空笑いする擬態、悲しみや恐怖の感情を他人に悟られないようにするための笑いである。社会的笑いについて、コミュニケーションを円滑に進めるために笑いがどのような感情の下で生じたのかを理解することが重要だと述べている。

そして、心理臨床場面において快感情を伴わない笑い、内面と表出のずれがうつ病患者の特徴として研究されている。うつ病の中でも特に若い女性に多いのが「ほほえみうつ病」「仮面うつ病」だと言われている [4]。この病気の特徴は周囲の人に笑顔や明るい表情を出して周りから悟られないように振る舞うことである。また、他人の視線を意識しやすい傾向や自己の容姿や行動への意識は心理学の研究では公的自己意識と呼ばれているが、この公的自己意識が高い人ほど作り笑いをしやすいという研究もされている [5]。

このように、作り笑いが注目される中で、自然な笑いと作り笑いを識別することを目的とした研究が行われている。しかし、既存研究ではセンサーが付属した眼鏡型のデバイスを用いて表情の動きをトラッキングしているため実用性を伴わず、日常生活に応用するのは難しい [6]。そこで、本研究は PC やスマートフォンのカメラで撮影される顔表情から Action Unit ごとに表情の動きの強度を特徴量として、機械学習によって自然な笑いと作り笑いを識別する手法の提案

Facial Expression Analysis to Discriminate Between Natural and Fake Smiles

^{†1} MOMOKA NAKAJIMA, Faculty of Environment and Information Studies, Keio University

^{†2} SATOKI HAMANAKA, WATARU SASAKI, Graduate School of Media and Governance, Keio University

^{†3} TADASHI OKOSHI, Faculty of Environment and Information Studies, Keio University

^{†4} JIN NAKAZAWA, Faculty of Environment and Information Studies, Keio University

をする。本研究で行った顔表情のデータ収集実験において顔表情データを収集し、Openface を用いて顔表情を Action Unit に分割した。その Action Unit の動きの強度を特徴量として笑いを識別するモデルの学習を行った。AUC を用いたモデルの性能評価において 95.7% を達成した。

本論文は以下のように構成される。2 章では自然な笑いと作り笑いの差異、識別に関する関連研究を提示する。3 章では自然な笑いと作り笑いを識別するための詳細なアプローチについて述べる。4 章では機械学習モデルを構築するためのデータセットを収集する実験について述べる。5 章ではデータ収集実験の結果や実験内で実施したアンケート結果から性格と作り笑いの関連性について述べる。6 章では自然な笑いと作り笑いを識別するモデルを学習させるためのデータセット構築や精度評価について述べる。8 章では結果を元にした結論と考察を述べる。そして 7 章で考察とともに今後の展望を述べる。

2. 関連研究

2.1. 自然な笑いと作り笑いの差異

フランスの神経学者デュシェンヌ (Duchenne) は、ポジティブな情動から表出される笑顔を「真の笑顔」、ポジティブな情動とは関係なく表出される笑顔を「偽の笑顔」として、2 つの笑顔を解剖学的特徴から違いを明らかにした [7]。2 つの笑顔の一例を図 2 に表す。



図 2 左が真の笑顔、右が偽の笑顔を表す [8]

真の笑顔はデュシェンヌスマイルとしても知られており、大頬骨筋による頬の上昇と眼窩部眼輪筋による口角の上昇が特徴として挙げられる。菅原の研究 [8] では、笑顔は目元と口元が魅力の要因であり、知覚において他の顔要素よりも好印象を与える際に有意に働くということを述べている。そして、目元と口元のどちらか片方の動きだけでは不十分であり、目と口の両方にデュシェンヌスマイルの特徴が見

られてこそ好印象を与えるのである。また、人種や民族の違いによって顔のパーツは個人によって大きく異なるが、喜怒哀楽などの感情を表情から認識する際には感情の共通認識がある程度得られることも述べている。

2.2. 自然な笑いと作り笑いの識別

齊藤、正井、杉本らの研究 [6] は反射型光センサアレイを装着した眼鏡型のデバイスから得られるセンサーデータで自然な笑いと作り笑いを識別する研究を行っている。表情筋の動きによって皮膚変形が生じると、図 3 のような眼鏡型デバイスに取り付けられた 16 個の反射型光センサーと皮膚表面の間の距離に変化が生じる。その距離によって光の反射強度が変わるため、センサーデータから表情を識別する設計である。

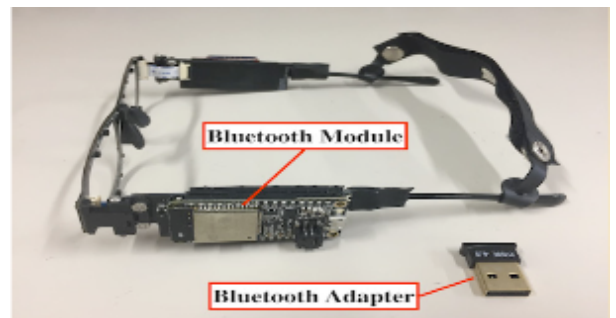


図 3 反射型光センサアレイを装着した眼鏡型のデバイス [6]

この研究では、コメディ動画によって誘発された快感情を伴う自然な笑いとコンピュータからの指示によって意図的に作らせた快感情を伴わない作り笑いとを区別できるかを検証した。センサーから得られた反射強度の分布である幾何学的特徴と時間的特徴の両方から学習された機械学習モデル (SVM) で 94.6 % と非常に高い平均識別精度を記録した。しかし、この研究は眼鏡型のデバイスから得られるセンサーデータに依存するものである。そのためこの提案された手法に基づいて笑顔の識別を日常生活に応用することは難しい。

3. アプローチ

自然な笑いと作り笑いを識別するためのアプローチを以下の図 4 に表す。

本研究は、特殊なデバイスを用いることなく笑いを識別することを目的とした。日常生活にこの識別技術を応用することを見込んで、機械学習モデルの構築という手法を採用した。そして、モデルの構築においては笑顔が表出しているときの表情データセットを作成するところから行った。

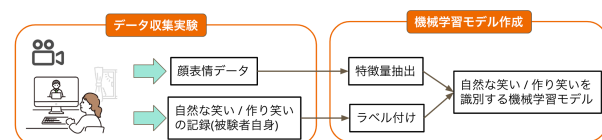


図4 本研究のアプローチの概観図

笑顔状態の表情データは基本的にポジティブな感情から表出するものを取り上げている。本研究が着目しているような内面状態と表出事項の不一致、作り笑いのようにネガティブな感情を含む笑顔のデータセットは存在しない。そのため、データセット構築から取り組む必要がありデータセット構築は本研究の大きな新規性の一つである。

4. データセット作成のための実験

本実験は、会話上から生まれる自然な笑いとしり笑い顔表情データを取得することを目的としたものである。男子大学生5名、女子大学生3名を対象に、30分ほどの実験を行った。実験は、被験者2名と筆者自身の合計3名で構成され被験者2名の組み合わせはランダムに行った。実験中は筆者自身がファシリテーターとなり、オンライン上で質問に回答したり雑談を行った。そして、実験中に会話の様子を録画し、実験後被験者に録画を配布して各被験者に自然な笑い/作り笑いをした時間について動画を見ながら記録してもらった。また、先行研究でパーソナリティと作り笑いの相関について述べられていたため、個人の性格と作り笑いの表出について検証すべく、被験者ごとにBig-Fiveに基づく性格尺度を測るためにTIPI-Jに回答してもらった。

被験者自身に作り笑いの記録をしてもらうにあたって、以下のような作り笑いの定義を共有した。これは先行研究からまとめたものである[4]。

1. 擬態：初対面同士の会話、意見が対立した際に対立を避けるために、また緊張を軽減するための笑い
2. 雰囲気操作：場が凍っている時、白けてしまった時に場の雰囲気を和ませるための笑い
3. 感情制御：立場や雰囲気が原因で本音を言えない時、社交辞令によりネガティブな感情を隠蔽するための笑い

実験手順の詳細は以下の通りである。

1. 実験の概要と作り笑いの定義について説明を受ける。
2. アイスブレイクのために設定された自己紹介を行う。
3. 実験実施者からのコミュニケーションに関する質問に回答する。
4. 実験実施者からの与えられたお題について被験者同士で話す。
5. 実験終了後、実験実施者が提供する録画データを見な

がら、「自然な笑い/作り笑い」をした場面について記録を行う。

6. 「自然な笑い/作り笑い」の場面を記録したものと、TIPI-Jへの回答結果をGoogle formで送信する。

4.1. 被験者に行った質問項目

被験者に会話のきっかけとして行った質問項目を以下に示す。

1. 対面コミュニケーションにおいて自分が気まずいな、困ったなと思う瞬間を教えてください。
2. オンラインコミュニケーションにおいて自分が気まずい、困ったなと思う瞬間を教えてください。
3. 自分の感情とは反して笑顔を無理矢理作る、作り笑いをしたことがありますか？またどのような場面でしましたか？
4. SFCにコース制度を導入するとしたら賛成ですか？反対ですか？理由も教えてください。

これらは筆者が答えやすい質問と答えにくいと想定したものである。答えやすい質問として(1)~(3)、答えにくいと想定される質問として(4)を設定した。これらの質問は筆者が被験者に1人ずつ聞いていき、1対1の対話形式とした。(1)~(3)には作り笑いの定義を実験の冒頭で行った際に、コミュニケーションにおける意思疎通の齟齬や作り笑いについての例を述べたため、実験の流れに沿った質問であり、答えやすいと考えた。(4)は唐突に実験の主題とは異なった質問で、理由も述べなければならないことから深く考える必要があり答えにくいと考えた。

4.2. アンケートによる笑顔のラベル付け

笑顔のラベル付けにおいては、実験終了後にZoomの録画を配布して、自然な笑い(ポジティブな感情を含む)をした時間と作り笑い(ポジティブな感情を含まない)をした時間について記録するよう依頼した。記録を依頼する前に作り笑いの定義に関して被験者に再度補足の説明を行い、実験動画を視聴しながら記録してもらった。このアンケートデータから筆者が自然な笑いとしり笑いの場面だけ動画をトリミングし、機械学習モデル作成のために、データ整形を行った。

5. 実験結果

本節では第4.1章で述べたデータ収集実験において被験者から得られた回答について考察を述べる。また性格としり笑いの表出頻度についての検証結果も本章で記す。

実験から自然な笑いの動画データが全体で120秒、作り

笑いが 251 秒収集できた。特徴化する過程については第 6 章で詳細を述べるが、データセットのカラム数としては自然な笑いのデータが 2986 行、作り笑いは 6291 行となった。

実験中に行った (1)～(4) の質問の回答結果を以下に記す。

5.1. 対面コミュニケーションにおいて気まずさを感じる点

対面コミュニケーションにおいて気まずさを感じる点について、「自分が原因で仲違いしてしまった相手とばったり会ったときのコミュニケーション」「初対面同士でグループワークを行い、意見が対立したとき」、「言葉が急に出てこなくなり、沈黙状態を生み出してしまうとき」、「自分が話しているのに相手から会話を早く切り上げたい雰囲気を感じ取ったとき」、「顔見知り程度の人とばったり会って挨拶以外に会話をしようとも話題選定が難しいとき」、といった回答が得られた。5 名の被験者から初対面や顔見知りといったようにそこまで関係性を築けていない人とのコミュニケーションにおける話題が挙げられた。また 2 名の被験者から、先輩や上司のように立場が上の人と話す際は関係性が築けていても気まずさを感じる人が多いという回答が得られた。

5.2. オンラインコミュニケーションにおいて気まずさを感じる点

オンラインコミュニケーションにおいて気まずさを感じる点について、「複数人で話すとき、お互いに話始めるタイミングを伺っているような雰囲気があるとき」、「グループワークでカメラオフの状態です話すと表情が見えないから話し始めるタイミングが伺えない」、「深く考えずにテキストチャットを送信してしまい、意図が正確に伝わっているかわからないとき。口頭で簡単な補足をするのができないから」、「大人数でのグループワークで沈黙状態から話し始めるハードルが高い」、「話し出しが被ったとき、会話を始める順番の譲り合いのようなことが始まり気まずい」、「グループワークでのアイスブレイクが気まずい、当たり障りのない授業に関する話題を持ちかけて頑張ることが多い」といった回答が得られた。

4 名の被験者からオンライン上で会話する際に話し始めるタイミングについて回答が得られた。また 2 名の被験者から、相手がカメラオフだと表情が見えず話しづらい、感情が読み取りづらい、といった回答が得られた。

5.3. 作り笑いをする経験や場面について

作り笑いをした経験について 8 名中 7 名が作り笑いをするという回答した。7 名の被験者からは、「目上の立場の人と会話をするときは対面でもオンラインでも作り笑いを頻繁に

してしまう」、「自分が興味のない話題でも相手が楽しく話せるように、作り笑いをして場を和ませる」、「相手の話が全く分からなくても、ひたすら相槌と作り笑いをして話を聞き続けたことがある」といった回答が得られた。作り笑いの経験があると回答した 7 名のうち全ての被験者が、会話する相手との関係性について述べていた。関係性について、目上の人に対しては頻繁に作り笑いをするという回答していたが、友人や後輩のような親しい関係性では作り笑いをする事なく、ありのままに感情を表している。といった回答が得られた。作り笑いをあまりしないと回答した 1 名の被験者は「感情が表情や言動にストレートに出てしまうので、あまり作り笑いはしない」と回答していた。

5.4. 性格と作り笑いの表出頻度の関連性

本研究において、被験者ごとの性格を表す指標としては Big-Five を採用した。Big-five は Goldberg [9] が提唱した、人の性格が 5 つの因子の組み合わせで決まるという学説である。そして、実験において信頼性が担保される形で被験者に負担をかけずに性格尺度を測定するために日本語版 Ten Item Personality Inventory (TIPI-J) を採用した [10]。これは Big-five の 5 因子に対して、各 2 項目の設問から測定するものである。5 つの因子を以下に記す。

- Openness (開放性)
- Conscientiousness (誠実性)
- Extraversion (外向性)
- Agreeableness (調和性)
- Neuroticism (情緒安定性)

TIPI-J を作成する際に信頼性・妥当性の検討について、予備調査と本調査を大学生を対象に行っており、青年期以降に適用することが可能と述べていることから本研究の実験でも Big-five の 5 特性を測る際に妥当な指標だと考える。TIPI-J の回答から Big-five の 5 因子に対して尺度を測る式を以下に記す [10]。

- 開放性 = (項目 5 + (8 - 項目 10)) / 2
- 誠実性 = 項目 3 + (8 - 項目 8) / 2
- 外向性 = (項目 1 + (8 - 項目 6)) / 2
- 調和性 = ((8 - 項目 2) + 項目 7) / 2
- 情緒安定性 = (項目 4 + (8 - 項目 9)) / 2

以上の計算式から被験者ごとに、開放性、誠実性、外向性、調和性、情緒安定性を算出した結果を表 1 に示す。

そして、TIPI-J から算出された各 5 項目の素点と実験内における自然な笑いの発生回数と作り笑いの発生回数について相関係数を算出した結果を表 2 に表す。

1 番強い相関が見られた項目が外向性との相関関係で相

被験者番号	自然な笑い	作り笑い	開放性	誠実性	外向性	調和性	情緒安定性
1	1	7	6.0	2.5	5.5	5.5	5.0
2	3	5	5.0	6.0	6.5	5.0	4.0
3	3	1	6.0	5.0	3.0	3.0	5.5
4	1	3	5.0	5.0	4.5	4.5	4.0
5	6	5	5.0	5.5	6.0	5.5	4.0
6	2	3	4.5	6.0	5.0	4.5	5.0
7	2	1	6.0	7.0	6.0	6.0	1.5
8	12	5	6.5	8.5	5.0	6.5	4.0

表1 TIPI-J に基づいて被験者ごとに算出した性格の項目

	自然な笑い	作り笑い
開放性	0.4375	1.480297e-16
誠実性	0.6899	-0.3161
外向性	0.0307	0.4821
調和性	0.5041	0.4738
情緒安定性	-0.0397	0.2904

表2 Big-Five と自然な笑いとし作り笑いの表出に関する相関

関係数は 0.482154 となった。次いで強い相関が見られた項目は調和性で相関係数が 0.473895 となった。また、性格の尺度と自然な笑いの表出回数にも相関が見られなかった。

自然な笑いの表出回数と誠実性の項目で相関係数が 0.689952 となった。データ数が 8 であることから、十分な相関関係にあるとはいえないと考えられる。次いで自然な笑いとし強い相関関係が見られた項目は調和性で相関関係が 0.504178 となった。

このような結果になった 1 つの原因としてデータ不足が挙げられる。今回の実験では被験者 8 名を対象にしている。そもそも、被験者をさらに増やしてデータ数を増やすべきという反省点が考えられる。

6. 機械学習モデルの評価

6.1. 特徴量抽出

実験で収集した動画の特徴量化するにあたって、Tadas Baltrušaitis とケンブリッジ大学 Multicomp group が開発した Openface2.0 [11][12] を用いた。このツールキットは顔のランドマーク検出、頭の姿勢推定、表情変化の認識、視線推定をリアルタイムで行うものである。顔表情を解析するツールにおいて、顔のランドマーク検出から姿勢推定まで全てをカバーするソフトは少ない。また、このソフトは Windows, OSX, Ubuntu といったクロスプラットフォームに対応しており GPU を必要としないリアルタイム性能を持つ。この Openface を用いて、顔の筋肉の動きを客観的に分割する Facial Action Unit(AU) を検出した。Openface

の処理によって笑いの動画は 1 フレーム 0.04 秒単位で各 AU の動きが 1-5 の 5 段階評価で表される強度を特徴量化した。その結果、データとして自然な笑いは 2986 フレーム、作り笑いは 6291 フレーム集まった。特徴量化されたデータは以下のような構成になった。

カラム名
face_id
timestamp
confidence
success
AU01_r - AU45_r
AU01_c - AU45_c

表3 Openface による Action Unit 抽出

face_id は、1 つの動画内に複数人が映っている場合に人を区別するためのデータである。confidence は、顔のランドマーク検出におけるトラッキングの信頼度を表すものである。実験内で実際にあったものとして、口元を手で隠すような動作がある際に顔のランドマークが検出できずにトラッキングの信頼度が 0 に近い値を取っていた。そのため今回実験で撮影された動画からデータセットを作成する際には、特徴量抽出を行った際に confidence の値が 0.90 を下回ったカラムを削除する処理を行った。success はランドマーク検出における顔部位のトラッキングが成功しているかどうかを表すものである。主にフレーム内に顔が写っているかどうかを表している。AU_r は、AU の強度について表すものである。例えば、AU01_r のとき内眉の上がり具合について 0 (存在しない), 1 (最小強度で存在), 5 (最大強度で存在) の範囲で連続した値が出力される。AU_c は、AU が存在するかどうかを表すものである。例えば、AU01_r のとき内眉の上がり具合が 0 (存在しない), 1 (存在する) が出力される。

そして、実際に機械学習モデルを構築するにあたって Action Unit の動きの強度である [AU01_r] から [AU45_r] のみを説明変数として使用した。

今回作成したデータセットでは、実験内で被験者に回答

手法	Precision	Recall	F1 Score	AUC
Logistic Regression	0.895	0.910	0.902	0.840
Random Forest Classifier	0.972	0.973	0.973	0.957
Support Vector Classifier	0.893	0.916	0.904	0.840

表 4 教師あり学習の各手法とその性能評価

してもらった TIPI-J の性格尺度は使用していない。被験者はそれぞれ実験内で複数回作り笑いを行っているため 1 人の被験者につき約数百行の顔表情データがある。しかし顔表情のデータに性格尺度のラベルを付けるとしても数百行のデータに一意のラベルをつけることになる。そのため今回作成するデータセットでは Action Unit の強度のみを採用した。

6.2. 機械学習モデルの構築と精度評価

本節では機械学習モデルの手法について述べる。

まず実験で作成したデータをモデル構築用データ (学習データ) と予測精度検証用データ (検証データ) に分割する。今回は 8:2 の割合で学習用データと検証用データを分割した。

そして、実際に自然な笑いと作り笑いとを分類する機械学習の手法に Logistic Regression・Random Forest Classifier・Support Vector Classifier を用いる。今回はデータ数も各クラスにつき数千行とそこまで大きくないことから、学習速度が早いこと、また 2 値分類に優れているモデルを採用した。

今回識別したモデルの自作データセットにおいて、自然な笑いのデータが全体の 32%、作り笑いのデータが全体の 68% とやや不均衡なデータセットとなっている。そのため今回は特に不均衡なクラスの問題において有用だとされる AUC (Area Under the ROC Curve) を用いて、識別モデルの全体の性能評価を行うことにした。AUC は、ROC 曲線下の面積を示し、0.5 以上が望ましい結果で 1 に近いほど識別能力が高いことを表す。ROC (Receiver Operating Characteristic) 曲線は、二値分類モデルの識別能力を表すグラフで、真陽性率 (True Positive Rate, recall) を縦軸に、偽陽性率 (False Positive Rate, precision) を横軸にとって、その結果をプロットしたものである。自然な笑いと作り笑いの識別モデルの性能について、表 4 に表す。

AUC で比較すると、ランダムフォレストによる手法において 95.7% を達成した。今回、学習手法として用いた Logistic regression, Random Forest Classifier, Support Vector Classifier において Precision, Recall, F1-Score, AUC の全ての指標においてランダムフォレストが 1 番高い性能を示した。ランダムフォレストはアンサンブル学習により複数の決定木が異なる特徴量を使用して学習し、その結果を組み合わせるため予測精度が高くなりやすいという

性質を持つ。そのためこのように高い精度で予測できたと考えられる。

また、機械学習モデルの汎化性能を検証するために $k=8$ の k 分割交差検証を用いて精度の評価も行ったところ、精度は 97.0% と非常に高い精度で識別できることが示された。

1 番高い精度で分類することができたランダムフォレストは決定木からなる学習手法であるため、各特徴量がどれだけモデルの精度向上に寄与しているのかを示す Feature Importance を算出し、以下の図 5 に示す。

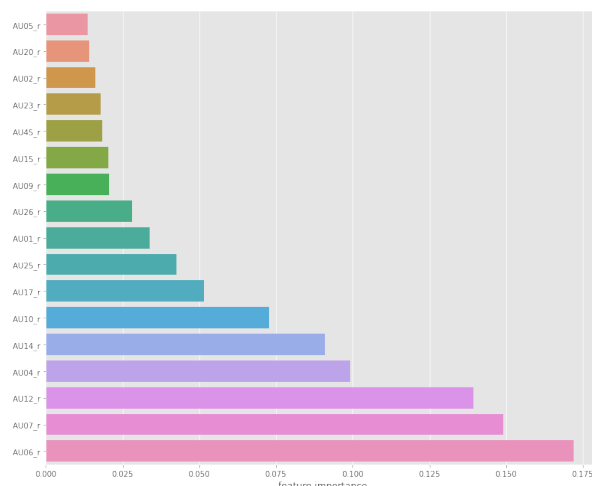


図 5 特徴量の重要度

特徴量の重要度において AU06 と AU07 と AU12 に重要度の高い傾向が見られた。この結果から作り笑いの表出時には、眼輪筋の動きによる頬の上がり方と瞼の動き、唇の両端の引き上がり具合が特徴的であり、これらの特徴量が識別予測に寄与していると考えられる。しかし、第 1 章で基本 6 感情にはそれぞれ普遍的な表情が存在するという主張を取り上げたが、佐藤らの研究 [2] では、基本 6 感情を表出する普遍的な表情の理論は日本人に当てはまらない可能性を示唆しており、実証に基づいて修正される必要性を述べている。そのため自然な笑いと作り笑いの識別に関して、Feature Importance から識別予測に寄与すると取り上げた特徴量が日本人特有の傾向という可能性もある。そのため世代や国籍を限定せず、自然な笑いと作り笑いの特徴について幅広く掘り下げていくためにはよりデータセットを充実させる必要があると考えられる。

7. 今後の展望

今後の展望として、作り笑いの深掘りと自然な笑いと作り笑いの識別技術の応用という観点から述べる。

7.1. 自然な笑いと作り笑いの識別技術のユースケース

自然な笑いと作り笑いの識別技術の応用について、この技術を実用段階に持っていくためには、手元にある任意の画像や動画からリアルタイムで自然な笑いと作り笑いを識別することが必要になると考えられる。リアルタイムで識別する技術をシステムとして実装することで、応用先の一例として挙げたカウンセリングや真の感情を隠すことが求められる場面への練習といった日常生活にも活用されると考えられる。

例えば営業や面接の場で、緊張する気持ちや気まずい気持ちを隠すために笑顔になることがあるだろう。相手にはネガティブな感情を悟られないように、表情の工夫を行うためにこの技術が応用できると考えられる。しかしコミュニケーションにおいて、自分の感情が隠されることなく相手に伝わったら不都合なこともある。例えば立場上の都合で本音と立前を使い分けて会話をすることが強いられる場面が挙げられる。そのため自然な笑いと作り笑いの識別技術は、コミュニケーションにおいて幅広く応用することを想定はしていない。あくまでカウンセリングのように内面状態(感情)と表情のずれを識別してメリットが生じる場合の実用を期待している。

7.2. 作り笑い時の感情分析

作り笑いについて、本研究のデータ収集実験では、被験者に作り笑いの定義を事前に共有した上で、作り笑いをした場面を申告してもらった。その実験内で被験者に行った質問から日常生活において作り笑いはさまざまな場面で見られることがわかった。例えば人と話していて「興味が無い、つまらない」といったネガティブな感情を隠蔽するための笑いや初対面同士での会話で場を和ませるための笑いといったものである。このように、場の状況がさまざまであり感情も様々である。特に笑顔は通常嬉しい、楽しいといったポジティブな感情を結びつけられることが多いため、ネガティブな感情に基づいた笑顔(作り笑い)を識別することに意義があると考えられる。また、自然な笑いと作り笑いの識別だけでなく笑顔表出時の感情についても顔表情の動きから推定することができるのではないかと考える。作り笑い時のネガティブな感情の中でも辛い、苦しいといった感情を推定することが可能になれば、本研究の応用先として考えるうつ病患者のカウンセリングといった医療的な場面での実用に役立つことが考えられる。

また人間の目視では笑顔状態の人がポジティブな感情を

抱いているのかネガティブ、中立な感情を抱いているのか即座に判断することが難しいケースが想定される。商業施設や観光地において施設のサービスの満足度を測るためには、現地でのインタビューや紙面でアンケートを依頼することが一般的な方法である。しかし対面でのインタビューは非常に時間もコストもかかる。そのため、1つの代替案として商業施設や観光地において各施設を訪問した人の帰るタイミングの表情をモニタリングし、笑顔であればそこからポジティブな感情を抱いているかどうかを測り、満足度の評価につなげられるのではないかと考える。

そして、コロナ禍においてオンラインでの対話やコミュニケーションが珍しくない。オンライン上ではカメラ越しの音声や動画といったように限られた情報から、相手の感情を汲み取る必要があることから表情から感情を推定する技術に、より注目が高まると考えられる。そのため、今後の展望として技術を幅広い分野で使用できるように、顔表情からではポジティブと捉えられがちな笑顔状態における感情推定を行うことが挙げられる。

8. 結論

本研究ではデータセットの作成からモデルの評価までを行ったため、各ステップごとに結論と考察を述べていく。

8.1. データセット作成

まずデータセットに関する結論を述べる。本研究で作成したデータセットは自然な笑いと作り笑いのデータ比率が1:2となった。やや作り笑いに偏ったデータセットになってしまった原因として、実験環境の雰囲気が挙げられる。実験内容について第4.1章で述べたように、自然な会話を再現するために答えやすい質問と答えにくい質問を用意した。オンライン環境での実験ということで、そもそも硬い雰囲気を作り出してしまった、話すのが気まずかったというような原因が考えられる。また今回行った実験では質問内容は固定であるものの、会話内容は被験者によって異なり、雰囲気も様々であった。そのため場の雰囲気や会話のコンテキストを加味した上で表情データを収集することで、自然な笑いと作り笑いだけでなく、笑い表出時の感情を推定することも可能になると考えられる。またデータセット収集実験の被験者に関して、今回は大学生を対象にして行った。被験者が8名だったため、さらに被験者を増やすこと、また表情を収集する世代も幅広くすることでより充実したデータセットになることが考えられる。また、職業によって真の感情を隠して表情を作り出すことが得意になるケースも想定される。例えば役者や営業職のサラリーマンなどは自然な笑いと作り笑いの表出にあまり差分が見られないことも想定される。そのため世代や職業など幅広く被験者を募

集することで、自然な笑いと作り笑いの表出に関する差についてより深く知見が深まることが想定される。

8.2. 機械学習モデルの評価

最後に自然な笑いと作り笑いの識別モデルについて、ランダムフォレストによる学習において 95.7% という高い精度で識別することができた。特徴量の重要度を算出したところ、眼や頬の動き、口角といった部位に高い傾向が見られた。しかし、この特徴は大学生の会話時に限定した自然な笑いと作り笑いの識別に重要な特徴だと考えることもできる。今回は各被験者から収集した実験の録画データから顔表情を特徴量化して 1 つのデータセットを作成した。前の節でも述べたように被験者の対象を性年代や職業、国籍といった項目ごとにデータセットを分割することで表情の出方に特徴が見られる可能性もある。そのため本研究で作成したデータセットにおいては、非常に高い精度を達成することができたが、今後データセットを拡張した上でも同程度の精度を達成できるようにする必要があると考えられる。

謝辞 本研究成果は、国立研究開発法人情報通信研究機構の委託研究 (05401), JSPS 科研費 JP21K11853, JST RISTEX (JPMJRX21J1) の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] 菅原 徹, 笠井直子, 佐渡山亜兵, 上條正義, 細谷 聡, 井口竹喜笑顔の多様性と印象の関係性分析, 感性工学研究論文集, Vol. 7, No. 2, pp. 401–407 (オンライン), 10.5057/jjske2001.7.401 (2007).
- [2] Ekman, P.: Universals and cultural differences in facial expressions of emotion, *Nebraska Symposium on Motivation*. *Nebraska Symposium on Motivation*, Vol. Vol. 19 (1971).
- [3] Ekman, P.: Paul Ekman Group — Universal Facial Expressions. <https://www.paulekman.com/resources/universal-facial-expressions/>.
- [4] 珊 李, 昌三渋谷社会的笑いに関する心理学研究の動向, 目白大学心理学研究 = Mejiro journal of psychology, Vol. (7), pp. 81–93 (オンライン), <https://cir.nii.ac.jp/crid/1050001338378901632> (2011).
- [5] 押見輝男公的自己意識が作り笑いに及ぼす効果, 心理学研究, Vol. 73, No. 3, pp. 251–257 (オンライン), 10.4992/jjpsy.73.251 (2002).
- [6] 千紗齊藤, 克俊正井, 麻樹杉本反射型光センサアレイを用いた眼鏡型装置による作り笑いと自然な笑いの識別, 情報処理学会論文誌, Vol. 62, No. 10, pp. 1681–1690 (2021).
- [7] Duchenne de Boulogne, G. B.: *The Mechanism of Human Facial Expression*, Studies in Emotion and Social Interaction, Cambridge University Press (1990).
- [8] 菅原 徹笑顔の形状と表情筋活動の分析, 可視化情報学会誌, Vol. 34, No. 133, pp. 14–19 (オンライン), 10.3154/jvs.34.14 (2014).
- [9] Goldberg, L. R.: An alternative "description of personality": the big-five factor structure., *Journal of personality and social psychology*, Vol. 59 6, pp. 1216–29 (1990).
- [10] 小塩真司, 阿部晋吾, Cutrone, P. 日本語版 Ten Item Personality Inventory (TIPI-J) 作成の試み, パーソナリティ研究, Vol. 21, No. 1, pp. 40–52 (オンライン), 10.2132/personality.21.40 (2012).
- [11] Baltrušaitis, T.: OpenFace 2.2.0: a facial behavior analysis toolkit. <https://github.com/TadasBaltrušaitis/OpenFace>.
- [12] Baltrušaitis, T., Zadeh, A., Lim, Y. C. and Morency, L.-P.: OpenFace 2.0: Facial Behavior Analysis Toolkit, *2018 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018)*, pp. 59–66 (online), 10.1109/FG.2018.00019 (2018).