

非接触センサーデータを用いた感情推定器の構築に関する研究

The research on construction of emotion estimator using contactless sensor data

矢野 雄基¹
Yuhki Yano近野 恵¹
Megumi Chikano井手 健太¹
Kenta Ide白石 壮大¹
Masahiro Shiraiishi紺野 剛史¹
Takeshi Konno桐生 正幸²
Masayuki Kiriu

概要

近年高齢者を狙った特殊詐欺事件が多発しており、社会問題となっている [1, 2]。我々は音声認識を用いた従来手法 [5, 6, 7] では対応が難しい多様化する特殊詐欺の手口 [3] に汎用的に対応できる手法の確立を目指し、被害者の心理状態に着目した特殊詐欺防止技術の研究開発に取り組んでいる。

本論文では将来的な実用化を視野に、非接触センサーデータを用いて被験者の心理状態推定可能な感情推定器を提案する。構築した推定器の性能を評価した結果、約70%の正答率で感情を推定でき、接触センサーを用いた場合と比較して数%の誤差で非接触センサーデータから人の感情推定が可能であることを示した。今後は開発した感情推定器を用いた特殊詐欺の未然防止技術確立を目指す。

1 はじめに

近年高齢者を狙った特殊詐欺事件が多発しており、社会問題となっている [1, 2]。特殊詐欺は被害者を電話で言葉巧みに誘導し、現金などを騙し取る方法が主に用いられる。よって、従来は電話音声の解析を行い、特殊詐欺のリスクを示す方法が用いられてきた [5, 6, 7]。これは、過去の犯行の音声中に頻出する語彙を機械学習モデルに学習させ、キーワードマッチングによって解析対象の電話音声が詐欺であるか判定する。しかし、その電話の手口は近親者を騙る内容や、還付金の受け取り方法の連絡を騙るなど多様化しており、会話内容での判断は手口が変化すると語彙リストの更新を必要とする。これにより、迅速な対応を難しくしており、根本的な対策は確立されていない [3]。

そこで、筆者らは、多様化する手口に汎用的に対応可能な防止技術の確立を目的として、高齢者が特殊詐欺の電話を受けている時の特徴的な心理状態に着目した研究を行っている。これは、手口によらず発生する被害者側の心理状態の変化を用いれば、手口が変化しても対応可能との考えからである。

先行研究 [4] では、バイタルデータから心理状態を推定することを目指した。心拍計、呼吸計を高齢者の身体に装着した状態で、特殊詐欺を模擬した音声を聴取する実験を行い、心

拍や呼吸などの時系列のバイタルデータを取得した。そこから算出した最適な特徴量を用いて、被験者の心理状態を推定可能なことを示した。

しかし、先行研究では、バイタルデータの取得に直接身体に装着を要するセンサーを用いたが、これは、電話の応答時に、センサーの装着を必要とするため、利用者に負担が掛かる上に、装着を忘れた場合は詐欺リスクを提示できない。

そこで、特殊詐欺で狙われやすい高齢者宅の固定電話機の周辺に非接触センサーを設置しておき、高齢者が電話に応答すると、非接触センサーから取得したバイタルデータで心理状態を推定し、特殊詐欺リスクを提示するシステムの実現を目指している。

本論文では、上記を実現するために、非接触センサーデータを用いた感情推定器を提案する。本研究では、非接触センサーとしてミリ波センサーとカメラを使用し、バイタル推定技術 [8] と顔脈拍技術 [10] を用いて呼吸数や心拍数の時系列データを算出する。これらのデータに特徴量算出処理を実施した結果、接触センサーと比較して精度良く算出できる特徴量が少ないことが確認された。よって、先行研究で用いた特徴量を使用できず、非接触センサーを用いて感情推定ができないという問題がある。この問題を解決するために、データ拡張処理で拡充した特徴量を用いる感情推定器の構築方法を提案する。接触センサーデータを用いて構築した感情推定器と比較した結果、性能差は数%であり、非接触センサーデータから感情推定が可能であることを示した。今後は更に被験者を増やしての検証や特殊詐欺の未然防止技術確立を目指す。

以下の章では、バイタルデータから心理状態を推定する感情推定器について述べる。

2 先行研究

2.1 研究の詳細

先行研究 [4] では、バイタルデータから特殊詐欺電話を受けた時の感情を推定するために、バイタルデータと心理状態との関係性を明らかにした。その結果、接触センサーを用いて測定した心電や呼吸などの時系列のバイタルデータ、年齢、性別などを基に、特殊詐欺電話を受けた時に生じる緊張、混乱に関する心理状態を推定する感情推定器を構築した。

¹ 富士通株式会社 Fujitsu Limited² 東洋大学 Toyo University

時系列のバイタルデータに対して特徴抽出処理を行い、心理状態と関係性が高い特徴量を選定した結果、心拍数平均や呼吸数平均、心拍数及び呼吸数の平均変化量、LF/HF などの特徴量をモデル構築のための学習データとした。

2.2 先行研究の課題

先行研究の課題として、バイタルデータの取得に身体にセンサーを取り付ける必要がある点が挙げられる。これは、電話応答時にセンサーの装着を忘れると特殊詐欺のリスクを利用者に提示できないことを意味する。将来的な実用化を考えると、解決が必要である。

加えて、バイタルデータを取得するセンサーを単純に接触センサーから非接触センサーに切り替えても先行研究で提案した感情推定器が実現できない点が挙げられる。これは非接触センサーでバイタルデータを測定した場合、使用できない特徴量があるため感情推定器の性能が低下することが予想されるためである。例えば、先行研究で用いた LF/HF のように、センサーのサンプリングレートの違いから、算出できない特徴量があることや、接触センサーと比較して大幅な誤差 (10% 以上) が発生する特徴量もある。

3 提案手法

3.1 提案手法の目的

本研究では、非接触データで使用可能な特徴量が少ない場合でも、データを拡張することで高い性能で感情を推定することを目的としている。本研究では、非接触センサーとしてミリ波センサー及び Web カメラで取得したデータに対して、バイタル推定技術 [8] や顔脈拍技術 [9, 10] を適用して被験者の心拍数と呼吸数に関連する時系列バイタルデータを取得する。取得したデータからデータセットを構築し、機械学習モデルを学習させ、感情推定器を構築する方法を述べる。

3.2 感情推定器の構築方法

本節では、感情推定器の構築に必要な各行程の詳細を述べる。感情推定器の構築フローを図 1 に示す。まず、感情推定器を構築するために必要となる特徴量を抽出し、データセットを構築する。次に構築したデータセットに対して特徴量の拡張処理を行う。そして、拡張したデータから感情推定器を構築する。

3.2.1 データセット

データセットを構築するために、被験者が刺激音を聴取した時の心拍数と呼吸数に関連するバイタルデータを収集し、被験者の性別や年齢も加える。収集したデータから特徴量を算出する。算出した特徴量とその属性を表 1 に示す。接頭辞が mm の特徴量はミリ波センサーで収集した呼吸数に関するデータであり、接頭辞が rppg の特徴量は Web カメラで撮影した被験者の映像に顔脈拍技術を用いて算出した心拍数に関するデータである。それぞれの特徴量算出の方法を説明する。

まず、ミリ波から呼吸数を求める方法について述べる。人の身体は呼吸で僅かに脈動する。よって、ミリ波レーダーでミリ波を照射すると反射波の到達時間に僅かな時間差が発生する。これを利用して呼吸数の特徴算出を行う [8]。

顔脈拍技術は、Deep Neural Network を用いて脈拍数をカメラ映像から算出できる。映像から被験者の顔の肌の部分を抽出し、信号処理を適用することで、RGB 信号に分解する。その RGB 信号に統計処理を適用して心拍数を算出する [10]。

3.2.2 データ拡張

3.2.1 項の方法で算出した特徴量で感情推定器を構築した場合、十分な学習結果が得られないと考えられる。その根拠として、接触センサーを用いた時と比較して算出できた特徴量が著しく少ないことが挙げられる。接触センサーを用いた場合、45 種類の特徴量を算出することができる。

しかし、非接触センサーを用いた場合に、サンプリングレートの問題で、算出できない特徴量があることや、接触センサーと比較して大幅な誤差 (10% 以上) があり信頼性が低い特徴量が多いため 11 種類の特徴量の算出に留まっており、特徴量の数が半分未満である。よって、特徴量の拡張処理を行い、学習に用いる特徴量を追加する。追加する特徴量を表 2 に示す。今回の拡張処理では、特徴量間の差分や比を取り拡張を行う。拡張の結果 21 種類の特徴量が得られる。よってこれら 21 種類を機械学習モデル学習時の独立変数とする。(表 1, 2)

3.2.3 感情推定器の構築

感情推定器の構築方法を述べる。構築には、感情推定器となる機械学習モデルを学習させる学習行程と学習させた機械学習モデルの性能を検証する推論行程の 2 つの行程からなる。機械学習モデルには、Positive(肯定的感情)、Negative(否定的感情)としてラベル付けしたデータを与える二値分類問題を本論文では検証する。

学習行程では、機械学習モデルに非接触センサーデータから算出した表 1, 2 に示す 21 種類の特徴量を独立変数、Positive/Negative の 2 値を従属変数として学習させる。

推論行程では、学習行程で構築した機械学習モデルに学習データと同様の方法で構築した推論専用のテストデータを与え、Positive または Negative の 2 値分類を実行させる。

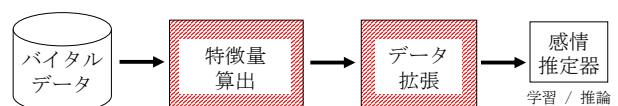


図 1 感情推定器の構築フロー

表 1 算出した特徴量

Feature	詳細
age	被験者の年齢
gender	被験者の性別
mm_max_rr	呼吸数の最大値
mm_mean_rr	呼吸数の平均値
mm_median_rr	呼吸数の中央値
mm_min_rr	呼吸数の最小値
mm_std_rr	呼吸数の標準偏差
rppg_25%_hr	心拍数の第1四分位数
rppg_75%_hr	心拍数の第3四分位数
rppg_mean_hr	心拍数の平均値
rppg_median_hr	心拍数の中央値

表 2 拡張処理で追加した特徴量

Feature	詳細
mm_cv	呼吸数の変動係数
mm_diff_mean_median_rr	呼吸数の平均値と中央値の差
mm_max_min_ratio_rr	呼吸数の最大値と最小値の比
mm_mean_median_ratio_rr	呼吸数の平均値と中央値の比
mm_range_rr	呼吸数の範囲
mm_sn_ratio_rr	呼吸数のSN比
rppg_diff_mean_median_hr	心拍数の平均値と中央値の差
rppg_iqr_hr	心拍数の四分位範囲
rppg_mean_median_ratio_hr	心拍数の平均値と中央値の比
rppg_quatile_ratio_hr	心拍数の四分位数比

4 提案手法の検証

4.1 検証の目的

4章で述べた提案手法を評価するため、非接触センサーデータを用いて構築した感情推定器と接触センサーデータを用いて構築した感情推定器の性能比較を行った。本研究では、基礎実験として、一般的な刺激を受けた時のデータを取得した。本節ではその詳細を述べる。本実験は東洋大学での倫理審査のもと実施した。

4.2 刺激音声聴取時のデータ収集

データセット構築のために、67~84歳の男女15名にご協力いただき、あらかじめ用意したリラクセス、緊張、ストレスを誘発する映像及び音声を視聴してもらい、その時の心電や呼吸数のデータ(以下バイタルデータ)を収集した。また、各映像終了時に、視聴時の心理状態を振り返り、一般感情尺度[11]に口頭で回答してもらった。

データ取得方法は非接触センサーと接触センサーを用いる2通りで行った。使用したセンサーは次の通りである。非接触センサーはミリ波レーダー及びWebカメラを用いた。これらから得たバイタルデータに特徴量算出処理を施すことで、呼吸数、心拍数のデータを得られる。接触センサーは呼吸数の取得にProComp Infinity、心電のデータの取得にmyBeatを用いた。

4.3 感情推定器の構築に用いるデータの詳細

感情推定器の構築に用いるデータの詳細を述べる。先述の通り、感情推定器は2値分類器であるため、データは最終的に2値のどちらかに分類される。

4.3.1 独立変数

非接触センサーから取得した被験者のバイタルデータから表1の特徴量を算出し、アンケートの回答から年齢及び性別のデータを抽出し、モデル構築に用いるデータセットを構築した[8, 9, 10]。算出した特徴量と表1にデータセットの特徴量及びその属性を示す。データ拡張処理を実施して表2の特徴量を追加した。これら計21種類の特徴量を感情推定器構築のための学習用データにおける独立変数とする。

4.3.2 従属変数

従属変数は、以下の方法で決定した。被験者の質問項目への回答に対して、一般感情尺度[11]に基づいてPA(Positive Affect, 肯定的感情)、NA(Negative Affect, 否定的感情)、CA(Calm Affect, 穏やかな感情)のそれぞれのスコアを算出した。算出したスコアからPA、CAを用いて新たに式1よりpositive_valを求めた。そして、式2の条件でラベル付けを行った。

$$\text{positive_val} = \frac{\text{PA} + \text{CA}}{2} \quad (1)$$

$$y = \begin{cases} \text{Positive} & \text{positive_val} > \text{NA} \\ \text{Negative} & \text{positive_val} \leq \text{NA} \end{cases} \quad (2)$$

4.4 データ拡張処理の評価と機械学習モデルの選定

本節では、感情推定器の構築に用いる機械学習モデルの選定について述べる。データ数が少なくとも比較的 성능が出るとされている複数のモデルにデータセットを学習させ、推論を実施し、性能が良いモデルを感情推定器に採用する。またオリジナルのデータセットとデータ拡張処理を実施したデータセット双方の学習結果を比較し、データ拡張処理の有効性も検証した。

4.4.1 検証の条件

データ拡張処理前のデータセット(特徴量は表1)を学習させ、2値分類(Positive/Negative)の推論を実施し、各モデルの性能を比較した。そして、データ拡張処理後のデータセット(特徴量は表1及び2)を機械学習モデルを学習させ、同様に各モデルの性能を比較し、感情推定器構築に用いるモデルを選定すると共にデータ拡張処理の有効性を検証した。モデルの構築にはプログラミング言語Pythonの機械学習ライブラリscikit-learn[12]を用いた。

4.4.2 データ拡張処理の結果

データ拡張処理前のデータセットを用いた時の各性能値を表3に示す。モデルの各性能値は、チャンスレベル^{*1}を下回る結果となった。

次にデータ拡張処理後のデータセットを用いた時の各性能値を表4に示す。Random Forest、Decision Tree、MLPなどのモデルでチャンスレベルを超える性能値を示しており、データ拡張処理の効果が出ていることが分かる。

4.4.3 機械学習モデルの選定

表3、4の結果から、感情推定器の構築に用いる機械学習モデルとしてRandom Forestを選定した。その理由として、処理前と比較して各性能値の向上率が他のモデル比較して高く、なおかつAccuracy、Precision、Recall、F1の全ての性能値がバランス良く向上^{*2}していることが挙げられる。

4.4.4 ハイパーパラメータチューニング

ハイパーパラメータは最終的な学習結果の性能に大きく影響することが知られている。よって、Random Forestに対してハイパーパラメータチューニングライブラリのOptuna[13, 14]を用いてAccuracy、Precision、Recall各性能値を最大化するハイパーパラメータを探索した。

4.5 非接触モデルと接触モデルの性能比較

本節では、非接触及び接触センサーデータを用いて構築した感情推定器の推定結果を述べる。

4.5.1 検証の条件

この検証では、データ拡張後（表1、2）の特徴量を独立変数とした。構築に用いる機械学習モデルは前節で選定したRandom Forestを用いた。Random Forestのハイパーパラメータは4.4.4で探索して求めた値を構築時に用いた。非接触、接触それぞれのデータをRandom Forestに学習させて感情推定器の構築し、推論時の各性能値を求めた。今回データ数が少ないため、モデルの汎用性を検証することを目的に、被験者ID毎に5分割交差検証により評価した。

4.5.2 検証結果

非接触センサーデータから構築した感情推定器（以下、非接触推定器）の各性能値及び接触センサーデータから構築した感情推定器（以下、接触推定器）の各性能値を表5に示す。各結果を比較すると全ての性能指標において、非接触推定器の結果が接触推定器の結果と比較して低下した。しかし、非接触推定器の正答率は約70%であり、接触推定器との性能差は数%に収まった。

^{*1} 今回は2値分類であり、チャンスレベルは50%である。

^{*2} 本論文において、F1はPrecisionとRecallの調和平均とする。

表3 データ拡張前の各モデルの性能

モデル	Accuracy[%]	Precision[%]	Recall[%]	F1[%]
Decision Tree	50.27	58.33	50.66	48.68
SVC	49.44	45.71	45.33	43.47
LinearSVC	47.22	46.66	37.33	35.55
MLP	45.55	42.88	54.66	42.06
Random Forest	43.33	32.99	35.33	32.57
Ada Boost	43.05	35.00	34.33	32.77
Naïve Bayes	36.11	16.66	23.33	18.88

表4 データ拡張後の各モデルの性能

モデル	Accuracy[%]	Precision[%]	Recall[%]	F1[%]
Decision Tree	53.61	60.42	49.66	51.82
SVC	45.27	42.28	50.33	42.79
LinearSVC	45.27	42.28	50.33	42.79
MLP	51.94	44.04	50.33	45.32
Random Forest	52.77	62.38	57.33	55.24
Ada Boost	36.11	33.21	44.33	34.62
Naïve Bayes	45.55	43.99	42.66	42.00

表5 感情推定器の検証結果

	Accuracy[%]	Precision[%]	Recall[%]	F1[%]
提案手法 (非接触)	70.56	73.43	71.33	69.09
接触	74.44	77.89	84.00	74.64

5 考察

接触センサーの結果と比較しても性能差が数%と良好な結果が得られた。また、約70%の正答率が得られており、非接触センサーを用いて感情推定を行うことは十分に有効な手法であると言える。提案手法で求めた感情状態からポジティブやネガティブに変化する心理状態を捉えられるようになったため、特殊詐欺推定モデルの特徴量の1つとして用いることができると考えられる。

6 まとめ

本論文では、非接触センサーを用いて取得したバイタルデータを用いて感情推定器を構築する方法を提案した。使用するセンサーの特性や算出時の誤差が大きいなどの課題を解決するために、取得したバイタルデータに対して特徴量算出及びデータ拡張処理を行い、機械学習モデルに学習させた。

接触センサーで取得したバイタルデータを学習させた感情推定器と比較した結果、性能差は数 % であり、非接触センサーを用いて人の感情推定を行うことが可能であることを示した。

本論文で提案した感情推定器の今後の課題として以下の 2 点を挙げる。

1. 被験者数を増やしてより汎用的な感情推定モデルの構築
2. 提案した手法で構築した感情推定器で推定した感情状態を用いて特殊詐欺の電話に騙されているか、否かを判定する特殊詐欺推定モデルの構築

- [10] pyVHR: a Python framework for remote photoplethysmography
<https://peerj.com/articles/cs-929/#>
- [11] 一般感情尺度の作成
(小川時洋, 門地里絵, 菊谷麻美, 鈴木直人, 同志社大学, 心理学研究第 71 巻第 3 号, 2000 年 1 月)
- [12] <https://scikit-learn.org/stable/>
- [13] <https://optuna.org/>
- [14] Optuna によるブラックボックス最適化
(佐野 正太郎, 秋葉 拓哉, 今村 秀明, 太田 健, 水野 尚人, 柳瀬 利彦 共著, 2023 年 2 月, オーム社)

参考文献

- [1] 令和 4 年における特殊詐欺の認知・検挙状況等について (確定値版)
https://www.npa.go.jp/bureau/criminal/souni/tokusyusagi/tokushusagi_toukei2022.pdf
2023 年 5 月 8 日閲覧
- [2] 特殊詐欺 発生状況
<https://www.npa.go.jp/bureau/safetylife/sos47/circumstances/>
2023 年 3 月 20 日閲覧
- [3] 特殊詐欺とは
<https://www.keishicho.metro.tokyo.lg.jp/kurashi/tokushu/furikome/furikome.html>
2023 年 3 月 20 日閲覧
- [4] 特殊詐欺未然防止の検討 1, 2, 3, 4 特殊詐欺被害者に生じる心理変化の生理指標を活用した予測に関する検討 (井手健太, 吉岡隆宏, 近野恵, 宮原捺希, 紺野剛史, 桐生正幸, 応用心理学会 2022)
- [5] 特殊詐欺電話を撃退するための電話アダプタ装置の開発 (石川 晴基, 波多 浩昭, 信学技報, vol. 121, no. 208, ICTSSL2021-19, pp. 7-11, 2021 年 10 月)
- [6] AI を活用した特殊詐欺対策
https://business.ntt-east.co.jp/content/regional_revitalization/case_study/n021/
2023 年 3 月 20 日閲覧
- [7] 特殊詐欺通話の検出のための感情分析を用いた音声解析に関する検討
(遠藤 渉太, 谷田 康司, 信学技法, vol. 120, no. 257, NS2020-78, pp. 14-19, 2020 年 11 月)
- [8] Updates from FUJITSU 非接触ミリ波センサーでリアルタイムに複数人のバイタル情報を計測する技術を開発
<https://pr.fujitsu.com/jp/news/updatesfj/2023/03/24-1.html>
2023 年 3 月 28 日閲覧
- [9] <https://github.com/phuselab/pyVHR>