

# ロボットハンドマッサージ機開発に向けた被施術者の感情推定 手法の検討

宇都和真<sup>1</sup> 大村廉<sup>2</sup>

**概要：**本研究の目的は、マッサージ中の被施術者の生体情報の変化から対象の快・不快と覚醒度を推定することである。マッサージ中に被施術者の快不快を推定することで、ロボットのマッサージ施術方法を変化させ、より効果的なマッサージを行うことが期待できる。目的達成の前段階として、マッサージ方法の違いによって生体信号にどのような変化があるかを調査するために、施術者の違いについて識別する識別モデルを作成し評価を行う。その後感情を推定する回帰モデルを作成し評価を行う。本研究では、マッサージ中の被施術者に生体センサを取り付け生体情報と感情（快・不快と覚醒度）データを集める実験を行った。識別モデルと回帰モデルの評価の結果、本手法では施術者の識別精度が7割程度であり、感情の正確な推定は困難であることが確認できた。回帰モデルの問題点として、被験者によって感情を入力する際の基準が異なるとことが考えられ、改善策として今後は感情の相対的な上昇・下降を推定することを検討する。また、今後は特徴量の選定と新たな特徴量の追加を行うことを検討する。

## 1. はじめに

現在市販されている既存のマッサージ機は、揉み玉などを用いて基本的には「押す」もしくは「たたく」といった単純な動作をするものが殆どである。これに対し、人の手の形を模した5指ロボットハンドを用い、より複雑で人が行うやり方に近い形でマッサージを行うロボットを開発する取り組みが行われている[1]。ロボットハンドを用いることで、小さな範囲での指圧や、揉みこむような動作を可能とし、従来の揉み玉を使用した、人が機械に合わせるようなマッサージではなく、人に寄り添う柔軟なマッサージを行うことが期待されている。また、ロボットハンドマッサージ機の開発によって、施術者の肉体的負担の軽減や施術者の人手不足解消を目指すものである。

ロボットハンドマッサージ機は多彩な動きによるマッサージを可能とするが、被施術者の状態（体の状態や快・不快の度合いなど）に合わせた動きを選択、判断することにより、個人や環境、マッサージの目的に合わせたマッサージを行うことができる。特に被施術者の感情(快・不快、覚醒度)をマッサージ機が取得し、動作制御に活用することは従来のマッサージ機では体験できない、よりマッサージ師の施術に近いマッサージを可能にすると考えられる。感情推定手法には、アンケートなど主観的意見を用いる手法や表情を分析する手法、生体情報を用いた手法などがあるが、生体情報を用いた手法には、感情の客観的な分析が可能、生体信号は被験者が意図して操作することが不可能といった利点がある。そこで本研究では、マッサージ中の被施術者の感情をマッサージ中に取得可能な生体情報から推定することを試みる。また、マッサージ中に被施術者の負担となる手法はリラックス状態を阻害し、マッサージの効果を減少させる可能性があるためマッサージ中の感情推定には被施術者に負担にならない手法が望まれる。

吉田らは、座った状態で動画鑑賞中の被験者から心電情報と脳波情報を取得し、感情推定を行った[2]。しかし、脳波計は装着者への負担が大きく、実用的に使用するには困難を伴う場合も多い。このため、本研究では脳波計は使用せず、マッサージ中に比較的容易に取得可能と考えられるセンサ情報から感情推定を行うことを試みる。また、[2]では実験に使用した動画の種類と推定された感情から推定結果を評価していたが、結果に対し定量的な評価が行われていないという問題もあった。また、山本らは脈拍センサと皮膚温センサを使用し、取得した生体情報から感情を4種類に分類する研究を行った[3]。しかし、[3]では感情を4分割までしか分類できず、そのなかでの度合いは判別できない。マッサージ動作を制御していくにはもっと細かいレベルでの感情推定が必要になる。

以上を踏まえ、本研究ではマッサージ中の生体情報を用いて被施術者の感情を推定するために、マッサージ中の感情を推定可能なモデルの作成を目的とする。また、プロのマッサージ師の施術とマッサージ経験のない素人の施術を識別する識別モデルの作成を通して、マッサージ内容の差異による生体信号の違いについて確認する。目的達成のために、マッサージ中の生体情報と感情情報を収集する実験を行い、それらを用いて感情を推定する回帰モデルを、生体信号処理の方法を変えて作成する。作成した回帰モデルを評価することでその精度と問題点を議論する。また本研究における「感情」とは、快不快と覚醒度のことを指す。快不快は快と不快の度合い、覚醒度は眠気の度合いと定義する。

本論文の構成は、2章で生体情報を用いた感情推定の既存研究について述べ、本研究との相違点について説明する。3章では生体情報へ行う処理の詳細とモデル作成の詳細を説明する。4章ではマッサージ中の生体信号と感情データ

<sup>1</sup> 豊橋技術科学大学大学院  
<sup>2</sup> 豊橋技術科学大学

を収集するために行った実験の詳細を説明する。5 章では実験で得られた生体情報と感情データを使用して作成した識別モデル及び回帰モデルの評価、考察を行う。

## 2. 関連研究

生体情報を用いて感情推定を行う研究は多くなされている。例えば、Szwach[5]は、人の感情を反映し動作を変更するゲームを作成するために、複数の生体センサを用いて実験を行い生体信号を用いた感情推定を行っている。Szwach は被験者 4 名に対しそれぞれ 70 の刺激（特定の感情を引き出すための画像や音）を与え、脈拍、皮膚温度、横隔膜呼吸、胸部呼吸、皮膚電位、筋電位の 6 つの生体信号を記録する実験を行った。実験の結果、一部の感情に対して有効な生体信号の変化を取得することができた。しかし与えられた刺激によって期待される感情を引き出すことは難しく、筋電位は頭や腕のささいな動きによって影響を受けることや皮膚温度の変化が感情の変化を反映するには時間がかかることなどの問題点が発見された。本研究では回帰モデルを作成することで生体信号の変化から正確な感情を推定することを目指す。また、本研究はマッサージ中の感情推定を行うため、体の動きに影響を受ける筋電位センサは使用しない。

吉田ら[2]は脳波と脈拍を用いて動画鑑賞中の感情推定を行いその結果を可視化することで様々なアプリケーションへの応用を示した。吉田らは Russell の円環モデル[3]を使用し、被験者 1 名の異なる動画鑑賞中の脳波と脈拍の情報から、“楽しい”、“興奮”、“驚き”、“緊張”、“不愉快”、“退屈”、“落ち着き”、“眠気”の 8 種類の感情の度合いを推定した。結果として、お笑いの動画鑑賞時には正の感情（“楽しい”と“興奮”）が多く検出され、ホラー動画鑑賞時には負の感情（“悲しい”と“不愉快”）が多く検出された。しかし、本研究はマッサージ中の感情推定であり、脳波計は装着者の負担が大きく、マッサージ中のストレスとなることが考えられる。また、吉田らは推定結果に対して定量的な評価を行っていないという問題点がある。

山本ら[4]は、脈拍センサと皮膚温センサを使用し、取得した生体情報から気分を 4 種類に分類し雰囲気を出し、可視化する momo! を開発した。momo! では、x 軸を脈拍、y 軸を皮膚温とし、2 次元上にマッピングを行い“悲観”、“樂觀”、“弛緩”、“緊張”の 4 種類の感情を推定した。映画鑑賞中の被験者の生体情報を用いて momo! システムにより感情推定を行い、その結果と事後アンケートの比較によって推定の妥当性を評価している。被験者 6 人で実験を行い、推定された感情と事後アンケートから得られた感情がおおよそ一致することが確認された。しかしこのシステムで判断できるのは現在被験者が 4 種類の感情のどれであるのか、ということまでであり、感情の度合いについては判別できない。柔軟なマッサージを可能とするには、今現在どのぐ

らい気持ちが良いのか、どのくらい眠気が高いのかの度合いを判断する必要がある。

以上を踏まえ本研究では、感情の度合いを推定する手法について調査を行う。また推定結果に対して定量的な評価を行い、本手法についての検討を行う。

## 3. データ処理及びモデルの作成手法

本研究では、生体信号からプロの施術と素人の施術を識別する識別モデルと、快・不快と覚醒度を推定する回帰モデルを作成する。図 1 にデータ処理及びモデルの作成の流れを示す。作成する 2 つのモデルについて、使用するセンサや元データに対して行う前処理、特徴量抽出の処理は同じとする。そのため本章では、まず初めに 3.1 節で使用する生体センサとデータ取得について説明し、3.2 節で得られた生体情報の前処理について説明する。3.3 節で特徴量抽出の手法を説明し、3.4 節で識別モデル、回帰モデルの作成および評価について説明する。

### 3.1 データ取得

本研究では 生体信号取得のため、Biosignal Plux 社の biosignals Professional [6] に 4 つの生体センサを接続して使用する。使用する生体センサは、簡易な計測器の使用やベッドに圧力センサを取り付ける等の工夫によって被施術者へ負担なく計測可能であると考えられる以下の 4 つである。

- ・ 心電(ECG)センサ 図 2 [7]
- ・ 脈拍(BVP)センサ 図 3 [8]
- ・ 呼吸(RESPIR)センサ 図 4 [9]
- ・ 皮膚電位(EDA)センサ 図 5 [10]

各センサはワイヤレスハブに接続されており、取得されたデータはハブから Bluetooth を用いて PC 上の専用ソフトウェアに送信される。各センサのサンプリングレートは 100Hz から 1000Hz まで 100Hz 刻みで変更できる。本研究ではサンプリングレートは 1000Hz とする。計測終了後取得した生体情報はテキスト形式で出力される。

また、回帰モデル作成の際に使用する感情データの取得のため、自作の感情データ収集用アプリケーションを使用する。図 6 に感情データ収集用アプリケーションの入力画面を示す。本感情データ収集用アプリケーションでは、サンプリングレート 50Hz で快・不快、覚醒度を 2 次元座標として取得する。快・不快、覚醒度は -5 から 5 の範囲で取得される。操作はノート PC のタッチパッドを用いて行う。

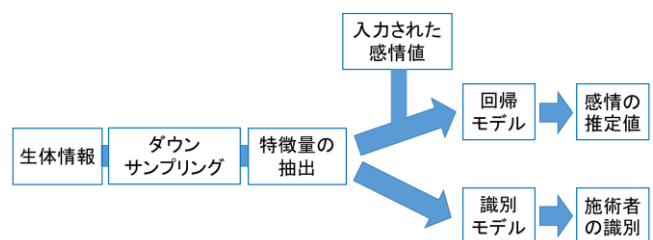


図 1 データ処理及びモデルの作成の流れ

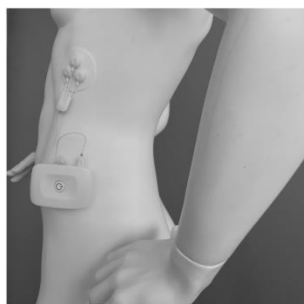


図2 心電(ECG)センサ

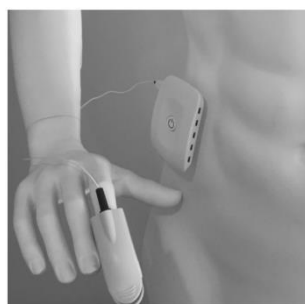


図3 脈拍(BVP)センサ

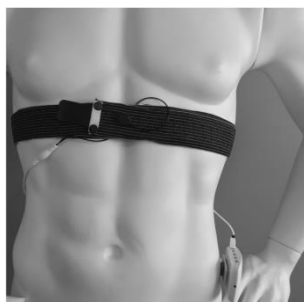


図4 呼吸(RESP)センサ

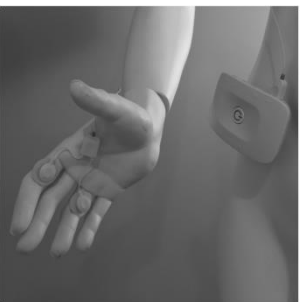


図5 皮膚電位(EDA)センサ

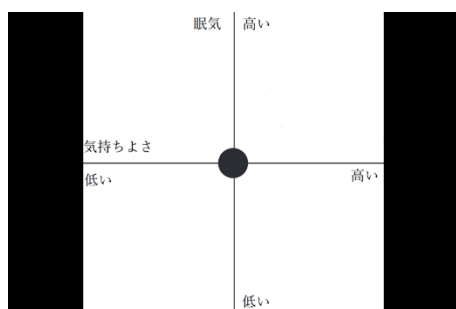


図6 感情データ入力画面

### 3.2 データの前処理

3.1 節のセンサ類を使用し得られた生体信号に対し、前処理としてダウンサンプリング処理を行い、サンプリングレートを1000Hzから100Hzに変更する。また、生体信号内でノイズの多い部分を削除し、分割された生体信号はそれぞれ別のデータとして保存する。

### 3.3 特徴量抽出

特徴量抽出にはスライディングウィンドウ方式を採用し、ウィンドウサイズの変化によるモデルの精度変化を調査するために、ウィンドウサイズを5.12秒、10.24秒、20.48秒、40.96秒に変化させ特徴量を抽出する。ウィンドウ処理のずらし幅は2データ(0.02秒)である。これは、感情データのサンプリングレートである50Hzと合わせるためである。

今回特徴量抽出に用いるデータには、定常状態のデータとマッサージ状態のデータの2種類がある。

表1に今回使用する特徴量を示す。まず初めに、マッサージ状態のデータのみから抽出される特徴量について説明する。ウィンドウ処理によって切り出されたデータに対し、平均、標準偏差、最大値、最小値を算出する。また、同デ

ータに対しFFTを行い、FFTの周波数成分よりピーク周波数、エネルギーをそれぞれ算出する。pNN50は、ECGから得られる評価指標であり、連続する心拍数から心拍のピークであるR波とR波の間隔をRR間隔としたとき、この隣接するRR間隔の差が50msを超える心拍数の割合を示す。0クロスレートは、RESPのデータに対し、-1から1に正規化した後、データが0の軸と交差する回数を算出した評価指標である。

次に、定常状態のデータとマッサージ状態のデータから抽出される定常状態との差分について説明する。まず1分間の定常状態中の生体情報に対し、マッサージ中のデータに行ったウィンドウ処理と同様のウィンドウサイズで平均、標準偏差、最大値、最小値、ピーク周波数、エネルギーを抽出しそれぞれ平均を求める。これらの値とマッサージ状態から抽出された平均、標準偏差、最大値、最小値、ピーク周波数、エネルギーの差分を取ったものを定常状態との差分とする。

また、感情を推定する回帰モデルを作成するにあたり、特徴量の時間的変化を取得するために、ウィンドウサイズが10.24秒、20.48秒で得られた特徴量に対しさらにウィンドウ処理を行う。ここで行うウィンドウ処理はウィンドウサイズを16.0秒、32.0秒に変化させ、ずらし幅は2データ(0.02秒)である。抽出された特徴量は1段階目で得られた特徴量に対しそれぞれ平均、標準偏差、最大値、最小値である。

### 3.4 識別モデル、回帰モデルの作成及び評価

#### 3.4.1 識別モデルの作成及び評価

取得された46次元の特徴量に主成分分析を行い、第5主成分までを用いてプロの施術と素人の施術を識別する識別モデルを作成する。また、特徴量は10分間のマッサージ状態のうち、後半5分間のもののみを使用する。これは施術の効果の差が出るまでに時間がかかるのではと考えたためである。正解ラベルとして、素人の施術に0、プロの施術に1を与える。識別モデルの作成には、Pythonの機械学習ライブラリであるScikit-learnのSVCモデルを使用する。特徴量はモデルを作成する際に標準化される。モデルの評価はleave-one-subject-out交差検定を用いて行い、評価指標としてAccuracy, Recall, Precisionを用いる。

#### 3.4.2 回帰モデルの作成及び評価

得られた184次元の特徴量と正解ラベルとして感情データを用いて感情を推定する回帰モデルを作成する。回帰モデルの作成にはPythonの機械学習ライブラリであるScikit-

表1 使用する特徴量

全てのセンサ	平均、標準偏差、最大値、最小値、定常状態との差分(平均、標準偏差、最大値、最小値)
ECG, BVP, RESP	ピーク周波数、エネルギー、定常状態との比較(ピーク周波数、エネルギー)
ECG	pNN50
RESP	0クロスレート

learn の RandomForestRegressor モデルを使用する。本研究では、感情を快・不快と覚醒度の二つと定義しているため、回帰モデルは快・不快、覚醒度それぞれについて作成する。評価は leave-one-subject-out 交差検定を用いて行い、正解とする感情データと予測値との誤差の指標である平均絶対誤差 (MAE)、平均二乗誤差 (MSE)、二乗平均平方根誤差 (RMSE) を評価指標とする。

#### 4. 実験手法

本研究では、被施術者のマッサージ中の生体情報と感情データを収集するため、マッサージ中の被施術者に生体センサを取り付け生体情報と感情のデータを集める実験を行った。実験の流れを図 7、実験中の様子を図 8 に示す。1 分間の定常状態と 10 分間のマッサージ状態を 1 セットとし、被験者は休憩 30 分をはさみ 2 セットの実験を行う。1 セットごとに施術者が素人（マッサージを職業にしない方）とプロ（マッサージ師）に入れ替わる。被験者は成人男女 20 名である。

図 9 に今回使用する 4 つの生体センサを着用した様子を

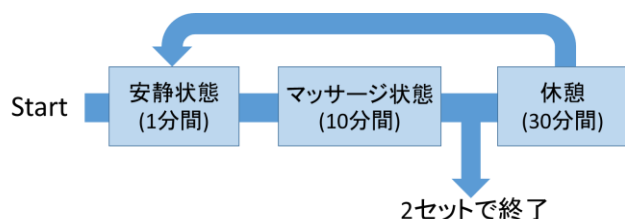


図 7 実験の流れ

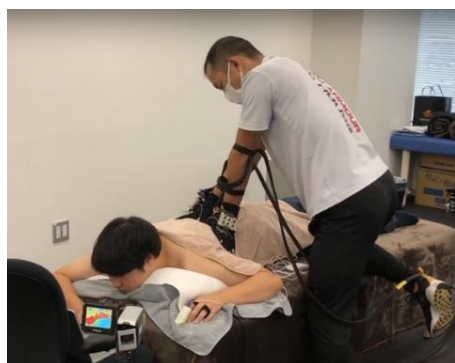


図 8 実験風景

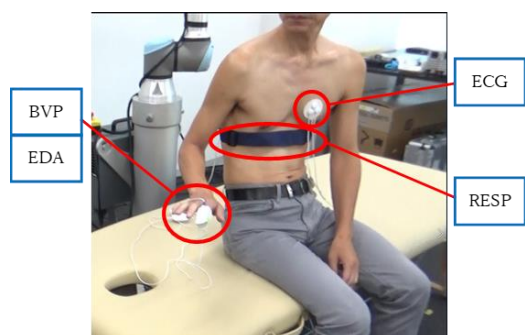


図 9 センサ装着図

示す。これらの生体センサより、サンプリングレート 1000Hz で生体情報を取得した。感情データは 3.1 節で示した自作の感情収集用アプリケーションにてサンプリングレート 50Hz で行った。

#### 5. モデル評価結果と考察

本章では、実験より得られた生体情報をもとに、施術の内容によって生体信号に変化が出るかを確認するために、特徴量の抽出方法を変化させ作成したプロのマッサージ師の施術と素人の施術を識別する識別モデルの評価を行う。次に、生体信号及び感情データをもとに、生体情報からマッサージ中の感情推定を行うことが可能な手法を明らかにするために、特徴量の抽出方法を変えて作成した回帰モデルを比較、評価する。

##### 5.1 識別モデルの評価

比較のために作成した、抽出された特徴量をそのまま全て用いた識別モデルと、主成分分析を行い第 5 主成分までを使用して作成した識別モデルの評価結果を図 9 に示す。図 9 より、主成分分析を行い、次元削減を行った方が全ての評価指標において評価が高い結果となった。また、ウィンドウサイズを 20.48 秒、40.96 秒にした際に Accuracy が 7 割程度となり、Recall, Precision はウィンドウサイズが 20.48 秒の場合が最も評価が高くなった。この結果から、識別精度に関して、ウィンドウサイズが 20.48 秒の場合が最も良いと言えるが、ウィンドウサイズが大きくなればなるほど瞬間的な生体情報の変化には対応できないシステムとなり、今後識別精度向上や感情推定を行うために新たに追加する特徴量が瞬間的な変化を伴うものの場合デメリットとなる可能性がある。また、施術者の識別モデルの場合は、ウィンドウ内で正解ラベルが変化することは無いが、感情推定を行う場合には大きなウィンドウサイズは其中で正解となる感情が変化する可能性がある。ウィンドウサイズについては今後の研究でも調査していく必要がある。

また、交差検定を行った結果、Accuracy が 9 割のケースから 1 割に満たないケースまで、個人差によって大きく変化することが分かった。このことから、被験者を増やすこ

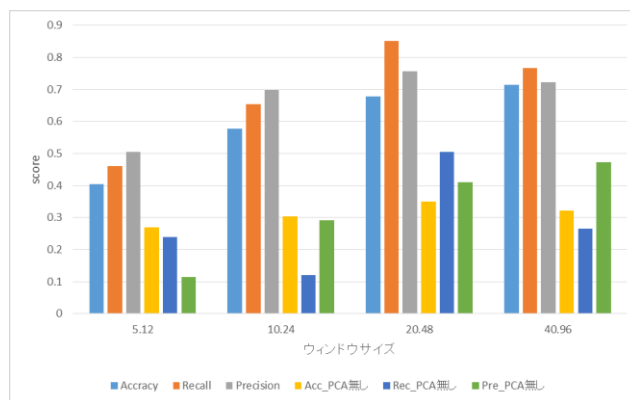


図 9 識別モデルの評価結果



と、個人差の出にくい測定方法や特徴量を検討することなどの必要性が考えられる。

図9より、抽出した46次元の特徴量を、主成分分析を用いて第5主成分まで次元を削減することで識別結果が大きく改善されていることがわかる。これは46の特徴量のうち、施術者の識別に適していないものが含まれているということである。よって、各主成分における特徴量の寄与率を調べることによって施術者の識別に貢献している特徴量を調べることができると考えられる。今後は各主成分の寄与率を用いた特徴量の選定による識別精度の向上、特徴量の数を減らすことによる抽出処理の簡単化を目指す。また、新たな特徴量を取り入れ、同様に各主成分における寄与率をもとに評価することによって、より効率的に識別を行える特徴量を調査する。

## 5.2 回帰モデルの評価

実験より、20人の被験者から表2に示すインスタンス数のデータを収集した。パターンAからDは、回帰モデル作成の際に使用した特徴量を抽出する時に適用したウィンドウサイズである。またこのインスタンス数は素人とプロの施術を合わせた数である。

表3にウィンドウサイズを変更して快・不快を推定する回帰モデルを作成し、精度を比較した結果を示す。表3より、パターンBの場合が最も誤差の少ない結果となった。MSEに関してのみ、パターンCの方が誤差が少なく、またパターンBとCはMAE、RMSEともに差が少ないことが分かるが、今回行った実験では実験パターンが不足しており、ウィンドウサイズについてどのパターンがいかかは一概には判断できない。今後実験パターンを増やし感情推定に適したウィンドウサイズを検討する。

同様に、覚醒度について推定する回帰モデルの結果を表4に示す。表4より、パターンCが最も誤差の少ない結果

表2 各実験条件での総インスタンス数

パターン	ウィンドウ1	ウィンドウ2	総インスタンス数
A	10.24秒	16.0秒	359910
B	10.24秒	32.0秒	317500
C	20.48秒	16.0秒	331628
D	20.48秒	32.0秒	295770

表3 快・不快の推定結果

パターン	ウィンドウ1	ウィンドウ2	MAE	MSE	RMSE
A	10.24秒	16.0秒	1.83	5.61	2.05
B	10.24秒	32.0秒	1.74	4.93	1.92
C	20.48秒	16.0秒	1.75	4.74	1.94
D	20.48秒	32.0秒	1.85	5.77	2.02

表4 覚醒度の推定結果

パターン	ウィンドウ1	ウィンドウ2	MAE	MSE	RMSE
A	10.24秒	16.0秒	1.75	5.03	1.89
B	10.24秒	32.0秒	2.02	6.14	2.17
C	20.48秒	16.0秒	1.48	3.87	1.63
D	20.48秒	32.0秒	1.57	4.19	1.73

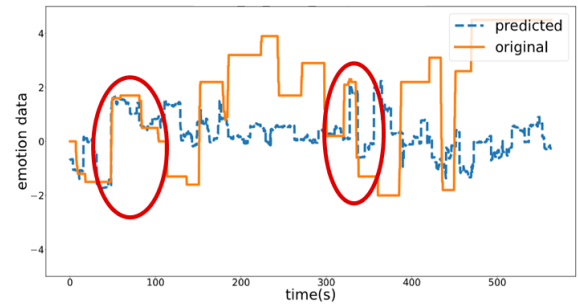


図10 快・不快の推定結果例

となった。表3では最も誤差の少なかったパターンBが表4では最も誤差の大きい結果となった。このことから、快・不快と覚醒度それぞれに合ったウィンドウサイズを設定する必要があると考えられる。

次に快不快の推定結果の一例を図10に示す。図10より、赤枠の部分は比較的推定できているが、全体を通してみると本手法では被施術者の感情の正確な推定は困難であることが分かる。その原因として、被験者によって感情を入力する際の基準が異なることが考えられる。人によって感情の程度を、入力範囲全域を用いて示した人もいれば、基準値から僅かに動かしたのみの者もいた。このため今後感情の絶対値ではなく、各感情の上昇・下降を識別対象とし、相対的に推定することを検討する予定である。

## 6. まとめ

本研究では、ロボットハンドマッサージ機を開発するにあたり、人に寄り添う柔軟なマッサージを行うために生体情報を用いた感情推定手法の提案を行い、感情推定の前段階として施術者の違いを識別する識別モデルを作成し、その後感情推定を行う回帰モデルを作成し精度を評価した。

本研究では、4種類の生体センサと自作した感情データ収集用アプリケーションを用い、マッサージ中の被施術者の生体情報と感情のデータを集める実験を行った。被験者は成人男女20人で、1分間の定常状態と10分間のマッサージ状態を2回ずつ行った。生体情報は1000Hz、感情データは50Hzで収集した。

実験の結果より、施術者の識別モデルではウィンドウサイズ20.48秒の場合に Accuracy : 0.678, Recall : 0.852, Precision : 0.757 となり、ある程度の識別精度を得られた。しかし、回帰モデルを用いた感情の正確な推定は困難であることが分かった。また、回帰モデルについて、ウィンドウサイズを変化させ精度の比較を行ったが、実験データが足りずウィンドウサイズについて結論は得られなかった。

回帰モデルについて高い精度が得られなかった理由として、被験者によって感情を入力する際の基準が異なることが考えられる。そのため、今後は感情の絶対値ではなく、各感情の上昇・下降を識別対象として相対的に推定することを検討する予定である。また、識別モデルの精度向上の

ために特徴量の選定と新たな特徴量の追加を検討している。  
さらに、識別モデル、回帰モデルともに新たな機械学習モデルの適用も検討する予定である。

## 謝辞

本研究を進めるにあたり、実験協力等でご協力いただいた株式会社リッコーの皆様に深く感謝申し上げます。また、ご指導を頂いた豊橋技術科学大学工学部 情報・知能工学系講師大村廉先生、多くの助言を頂いたユビキタスシステム研究室の皆様にも感謝申し上げます。

## 参考文献

- [1] INFORMATION 株式会社リッコー  
<https://iricco.com/info/?id=116>, 閲覧日:2020/5/2
- [2] 吉田伶司,伊藤哲平,染谷祐理子,田中智史,池田悠平,菅谷みどり Emotion Visualizer: 生体情報を用いた感情推定と可視化と応用, 情報処理学会インタラクション 2018
- [3] 山本純平, 徳田義幸, 川添瑞木, 米沢拓郎, 高汐一紀, 徳田英幸: momo!: バイタルセンサを用いた気分の解析と雰囲気可視化, 情報処理学会研究報告 UBI2007(118), pp.79-86 (2007)
- [4] James A. Russell. A circumplex model of affect. it Journal of Personality and Social Psychology. 1980, vol.39, no.6, p.1161-1178.
- [5] Emotion Recognition Using Physiological Signals, Wioleta Szwoch, MIDI '15: Proceedings of the Multimedia, Interaction, Design and Innnovation, June 2015
- [6] ウェアラブル生体情報センサ biosignals plux  
<https://www.creact.co.jp/item/measure/bio/biosignalsplux/bsplux-top>  
閲覧日:2020/5/2
- [7] ECG Sensor Datasheet  
[http://www.biosignalsplux.com/datasheets/ECG\\_Sensor\\_Datasheet.pdf](http://www.biosignalsplux.com/datasheets/ECG_Sensor_Datasheet.pdf)  
閲覧日:2020/5/2
- [8] BVP\_Sensor\_Datasheet  
[http://www.biosignalsplux.com/datasheets/BVP\\_Sensor\\_Datasheet.pdf](http://www.biosignalsplux.com/datasheets/BVP_Sensor_Datasheet.pdf)  
閲覧日:2020/5/2
- [9] PZT\_Sensor\_Datasheet.pdf  
[http://www.biosignalsplux.com/datasheets/PZT\\_Sensor\\_Datasheet.pdf](http://www.biosignalsplux.com/datasheets/PZT_Sensor_Datasheet.pdf)  
閲覧日:2020/5/2
- [10] EDA\_Sensor\_Datasheet  
[http://www.biosignalsplux.com/datasheets/EDA\\_Sensor\\_Datasheet.pdf](http://www.biosignalsplux.com/datasheets/EDA_Sensor_Datasheet.pdf)  
閲覧日:2020/5/2