

ラバン行動分析と感度分析に基づく モノづくりの場における身体感情表現タイプの抽出

青柳 西蔵 *¹ 山崎 陽一 *² 小野 友己 *³ 山本 倫也 *² 長田 典子 *²

Extraction of Emotional Body Expression Types in Fabrication Based on Laban Movement Analysis and Sensitivity Analysis

Saizo Aoyagi *¹, Yoichi Yamazaki *², Yuki Ono *³, Michiya Yamamoto *³ and Noriko Nagata *³

Abstract – The authors have been working on the estimation of emotions from body movements in personal fabrication tasks. Body movements express emotions, and these expressions vary among individuals. This is one of reasons why emotion estimation with body movements is difficult. Here, the authors assume that there are emotion expression types, and people of each type share emotion expression somewhat. In this study, the authors propose a novel extraction method of emotional body expression types by body movements. We propose a method to classify expression types only by body movements, which is based on the concept of sensitivity analysis. In addition, we perform an experiment to measure body movements and emotions in fabrication task and analyze extract expression types. Finally, we evaluate accuracy of estimation considering emotional expression types to evaluate the method. The accuracy of estimations was on average 67.98%, which was approximately 17% higher than the estimation without considering expression types. The results suggest that the proposed method is useful for emotion estimation.

Keywords : Emotional expression type, body movement, personal fabrication, sensitivity analysis, Laban movement analysis

1. はじめに

近年のデジタルファブリケーションの広がりにより、様々なデジタル工作機械を用いて個人が自由にモノづくりを楽しむことができるようになりつつある^[1]。著者らは、この社会的潮流に伴って、コンピュータによる人の感情推定技術の重要性がより高まっていくと考えている。感情推定技術には、モノづくりの場において個人に合わせた自動的な技術支援やモチベーションの喚起を可能にする意義があるためである。例えば、不快な感情から製作の行き詰まりを検出して適切なフィードバックを与える、製作物の様々な状態に対する満足感情の有無から個人の嗜好を推定して、個人に合わせたモノづくりを提案する等の応用が考えられる。

既存の感情推定技術としては顔の画像を用いるものが広く研究され一定の成果を挙げている (e.g.^[2])。しかし、モノづくりの場では、使用する道具や、机に向

かって作業する姿勢等が邪魔になり常に十分な顔画像が取得できるとは限らない。そこで著者らは、身体動作を用いた感情推定に取り組んできた^{[3][4]}。

顔表情のように身体動作にも感情が表れることは知られている。しかし、顔表情と異なり、身体動作による感情表現は、同じ感情に対しても状況や人によって大きく異なる。この要因としては、使用する道具や作業内容等の状況の差異や、文化、ジェンダー、年齢等に起因する個人差が挙げられる^[5]。そのため、身体動作と感情を直に結びつける事は困難であった。

これに対し著者らは、身体表現(ダンス)の分野で用いられる心理状態と身体動作の関係についての理論、ラバン理論^[6]を行動分析・感情推定に応用したラバン行動分析^[7]に着目した。ラバン理論は身体動作をEffort等の抽象化した要素で表すものであり、モノづくりの場の身体動作の多様性にも対応できる可能性がある。著者らはこのEffortを定量的に定義し、個人毎に学習させた決定木を用いることで約60%のAccuracyで感情を推定できることを示した^[3]。

ただし、この手法では推定の準備として、教師あり学習で推定モデルを作成するため、個人毎に身体動作と感情の対応を調査する必要がある。この調査にはアンケートやモーションキャプチャが必要なため、一定の時間がかかり対象者への負担が大きいという課題が

*1: 東洋大学情報連携学部

*2: 関西学院大学理工学部

*3: 関西学院大学 大学院理工学研究科

*1: Faculty of Information Networking for Innovation and Design, Toyo University

*2: School of Science and Technology, Kwansai Gakuin University

*3: Graduate School of Science and Technology, Kwansai Gakuin University

ある。また、この調査をせずに、初めて利用するユーザに対し感情推定をするシステムを作ることはできない。

これらの課題に対し、本研究は、個人毎に身体動作と感情の対応を調査すること無しに、身体動作のみから感情推定を可能にする以下のアプローチをとる。まず、「ある観点で人々を感情に対する身体動作が似ているタイプに分類」する。これを人々の「身体感情表現タイプ」と定義する。そして、ある人の身体感情表現タイプを身体動作のみから判定できるようにする。次に、それぞれの身体感情表現タイプに対して学習済みの感情推定モデルを用意しておく。これにより、各個人について、身体動作から所属する身体感情表現タイプを判定するだけで、タイプ毎のモデルを用いて感情推定が可能になる。

本研究では、この技術の実現に向け、身体動作から身体感情表現タイプを抽出する手法を提案する。先行研究で提案したラバン行動分析を基にした特徴量に対し、感度分析^[8]の考え方を適用することで身体動作のみから身体感情表現タイプの抽出を試みる。さらに、提案手法により抽出した身体感情表現タイプを考慮した感情推定精度を、個人を考慮しない推定モデルや個人毎に作成したモデルと比較することで、本手法を評価する。

2. 関連研究

2.1 身体動作からの感情推定技術

身体動作からの感情推定を試みる研究はこれまでも存在するが、いまだ完成した技術とは言えず、いくつかの課題が指摘されている^{[5][9][10]}。

特に大きな課題が、身体動作による感情表現は状況に依存することである。例えば、感情表現のデータが意図的に演技されたものか、自発的な感情に起因する自然なものかという違いは動作に大きく影響する。身体動作研究の初期には、少人数から大量にデータが取得でき、表現がはっきりしている等の利点から、演技された身体動作を使う例が多かった。しかし、演技されたデータは日常生活の多様な自然な表現のごく一部しかカバーしておらず、実世界での有用性が限られるとされる。近年では自然な表現を使用することが推奨されるがそのような研究は未だ少ない^[9]。そこで、本研究は自然な身体感情表現を実験を通して取得する方針をとる。

もう一つの状況要因としては、動作をしている際の作業内容、行為(action)がある。これは例えば、歩行中の動作なのか、ダンス中なのか、コミュニケーションのための全身のジェスチャーなのか、という違いである。こうした各行為中の身体動作は一見それぞれで大きく異なるが、同じ感情に対する動作は行為と独立

な核となる要素を共有しているとされる^[9]。この要素を抽出するため、動作を抽象化した要素の組み合わせで表す事の有用性が指摘されており、その一つがラバン理論^[7]を応用したものである。ラバン理論を活用する例には、ダンスの動作^[11]やスポーツゲームをプレイ中の動作^[12]がある。また、著者らも電子楽器作成中の動作^[3]についてラバン理論を用いて研究を進めてきた。

しかし、これらの既存の身体動作を用いた感情推定についての研究において、対処方法が確立していない大きな課題がある。それが個人差である。つまり、同じ感情について、各個人は異なる動作をする。個人差により、個人の区別をしない推定モデルは、個人毎のものに比べ精度が低い^[13]。しかし、個人毎に推定モデルを作成することは1.章で述べたようにデメリットが大きい。個人差を作り出す具体的な要因の例としては文化(国)があり、例えば日本、スリランカ、アメリカの人々の身体動作による感情表現の差異についての調査がある^[14]。これ以外にも、幼児期の発達過程、個性、ライフヒストリー、ジェンダー等の影響が知られている^[5]。このように要因が多いため、これらを一つ一つ取り入れたモデルは複雑になる。

この個人差の課題への一つの対処法として、Kargらは、似たスタイルで感情状態を表現する人たちのグループ化が有効である可能性について述べた^[5]。大量の要因が身体動作のバリエーションを作り出すとしても、人の身体は一定の範囲で似たものである以上、バリエーションの数は限られるのではないかと、いう発想である。しかし、具体的なグループ化手法については述べられておらず、また、その後もこのグループ化を実際に行った例は見られない。本研究は、これを具体化し、ラバン行動分析と感度分析に基づき身体感情表現タイプを抽出する新たな手法を開発すること、そして実際にグループ化をして本手法の有効性を実験的に示すことに新規性がある。

2.2 ラバン特徴量の抽出

ラバン理論^[6]は、元はダンスの振り付け生成のための理論であり、世界中で広く使用されている。ラバン理論では、身体動作を“Effort-shape description”という記述法によって表現する。これは様々な具体的な動作を抽象化した表現であり、身体動作データと感情の間の中間変数として利用することで、モノづくりの場の身体動作の多様性に対応できると考えた。しかし、Effort-shape descriptionは定性的に定義されそのままではコンピュータを用いた感情推定に用いるのは難しい。そこで、著者らは先行研究において、Effort-shape descriptionのうちSpace, Weight, Timeの3つの要素を定量化したラバン特徴量を提案した^[3]。図1にラバン特徴量の計算方法の概要を動作例と共に示す。以



図1 ラバン行動分析のための特徴量

Fig.1 Feature values for Laban movement analysis.

降, 著者らの提案したラバン特徴量の算出方法について説明する.

なお, ラバン特徴量は着席状態の机上における電子楽器作成タスク^[3]を前提としており, 座標系の原点は机上の中央である. 机と人の配置は後に示す図5の通りである. 動作の測定間隔は1秒である. また, この電子楽器作成タスクでは電子玩具キット“littleBits Synth-kit”¹を使用する. キットに含まれる12種類のパーツは最大のもので98mm × 25mm × 13mmであり, 12のうち9つは48mm × 28mm × 22mmの範囲に収まる大きさである. 限られたサイズの限られたパーツを用いるという制約から, 各実験試行において作業内容は大きく異なる. そのため, 感情を反映する動作への作業内容の影響は小さい, と考えられる.

Spaceは, 身体動作の方向的偏り度合いを表し, Direct(偏っている)/Indirect(偏っていない)という2つの方向がある. Spaceの定量的定義としては, 両手のマーカーおよび頭部のマーカーの3点の位置座標で構成される三角形の面積を用いる.

式(1)に, この三角形の面積の算出方法を示す. ただし, 時刻 t における右手及び左手の座標を $\mathbf{p}_r[t]$, $\mathbf{p}_l[t]$, 頭部の位置座標を $\mathbf{p}_h[t]$ として, 頭部から見た右手と左手のなす角を θ とする.

$$S[t] = \frac{1}{2} \times |\mathbf{p}_r[t] - \mathbf{p}_h[t]| \times |\mathbf{p}_l[t] - \mathbf{p}_h[t]| \times \sin\theta \quad (1)$$

式(2)に最終的なSpaceの算出方法を示す. これは, 式(1)より求められる面積を, 各実験協力者の面積の最大値 S_{max} で割って正規化したものである.

$$Space[t] = \frac{|S[t]|}{S_{max}} \quad (2)$$

Weightは身体動作の力強さを表し, Strong(強い)/Light(弱い)という2つの方向がある. Weightの定量的定義としては頭部の上下の位置を用いる. Weightの概念をモノづくりの場面に当てはめ, 「力強い状態」ではタスクにのめり込んでいて前傾姿勢を取り頭部が低くなり, 逆に「力が弱い状態」では脱力して頭部が高くなると考えた. 式(3)に, Weightの算出方法を示す. 時刻 t における頭部の位置座標

を $\mathbf{p}_h[t]$ の上下方向の値 $p_{hz}[t]$ をその最大値 $p_{hz_{max}}$ で割って正規化したものである.

$$Weight[t] = \frac{|p_{hz}[t]|}{|p_{hz_{max}}|} \quad (3)$$

Timeは身体動作の変化の慌ただしさを表し, Sudden(素早い)/Sustained(ゆったりとした)という2つの方向がある. Timeの定量的定義としては, 両手あるいは頭部の速さを求め, その1分間の移動平均の最大値を用いる. 式(4)~(6)に右手の速度 $\mathbf{v}_r[t]$, 左手の速度 $\mathbf{v}_l[t]$, 頭部の速度 $\mathbf{v}_h[t]$ の算出方法を示す.

$$\mathbf{v}_r[t] = \mathbf{p}_r[t] - \mathbf{p}_r[t-1] \quad (4)$$

$$\mathbf{v}_l[t] = \mathbf{p}_l[t] - \mathbf{p}_l[t-1] \quad (5)$$

$$\mathbf{v}_h[t] = \mathbf{p}_h[t] - \mathbf{p}_h[t-1] \quad (6)$$

式(7)~(9)に上記式(4)~(6)の速度の移動平均を示す.

$$v_{mar}[t] = \frac{\sum_{i=t-59}^t |v_r[i]|}{60} \quad (7)$$

$$v_{mal}[t] = \frac{\sum_{i=t-59}^t |v_l[i]|}{60} \quad (8)$$

$$v_{mah}[t] = \frac{\sum_{i=t-59}^t |v_h[i]|}{60} \quad (9)$$

式(10)に最終的なTimeの算出方法を示す. Timeは, 上記式(7)~(9)の値を, 各個人の中での(7)~(9)の各最大値 $v_{mar_{max}}$, $v_{mal_{max}}$, $v_{mah_{max}}$ で割って正規化したもののうち, 最大のもをを表す.

$$Time[t] = \max\left(\frac{|v_{mar}[t]|}{v_{mar_{max}}}, \frac{|v_{mal}[t]|}{v_{mal_{max}}}, \frac{|v_{mah}[t]|}{v_{mah_{max}}}\right) \quad (10)$$

上記のように, 各ラバン特徴量は身体各部位の速度及び位置の情報に基づく. 速度と位置には, 人の身体の形状や動作の癖に起因する偏りが生じる恐れがある. これを相殺するため, 各特徴量の算出においては速度や位置を最大値で割る正規化処理を含めた. ここで, SpaceとWeightは位置に基づく値なのに対し, Timeのみが速度に基づく値であるが, 身体部位の速度の値の取りうる範囲は位置に比べ非常に広い. これにより, 実験中に突発的に素早い動作が生じた場合等に, 時刻 t の速度の最大値が最大値以外に比べ非常に大きくな

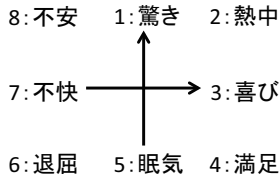


図2 用いた感情
Fig. 2 Used emotions.

り、正規化した速度がほぼ0になって、式(10)により Time への寄与が無くなり、結果として情報源が減り感情推定が難しくなる恐れがある。そこで、短時間の変化の特徴を取りこぼす恐れはあるものの、上記の問題を回避するため Time 算出にのみ移動平均を導入した。また、予備実験において最も良い結果が得られた1分という間隔を決定した。この方針により Time を定義した先行研究において一定の推定精度が得られたため、本研究でもこれを踏襲した。

2.3 推定対象の感情

身体動作からの感情推定についての既存研究においては、推定の対象となる感情の種類が統一されていないことが課題の一つであった^[10]。例えば、anger, despair, interest, pleasure, sadness の5感情を扱うもの^[15]、anger, fear, happiness, sadness, relaxation の別の5感情を扱うもの^[16]、angry, fear, happy, sad^[14]の4感情を扱うもの等がある。このように扱う感情の名称の統一もないために、ある研究が別の研究と同じ感情を扱っているのか否かもはっきりせず研究間の比較も難しかった。これに対し近年は、様々な感情を独立して扱うのではなく、感情をある次元の値の組み合わせで表すことが多い。特に、Pleasure(快/不快)と Arousal(覚醒/沈静)の次元は近年の研究で共通して使用されている^[5]。

著者らの先行研究^[3]ではこれに従い、ラッセルの円環モデルに着目した^[17]。これは上記の快/不快、覚醒/沈静の2次元平面上に様々な感情を円環状に配置することで感情全体を包括するモデルである。このモデルに基づき、ラッセルの研究^[17]を参考に4つの象限及び軸上に該当し、かつモノづくりの場面で生じると考えられる8つの感情、驚き (Astonished), 熱中 (Excited), 喜び (Delighted), 満足 (Content), 眠気 (Sleepy), 退屈 (Bored), 不快 (Annoyed), 不安 (Afraid) を選択した。括弧内はラッセルの研究^[17]における対応する英単語である。なお、先行研究^[3]の予備実験においてこれら感情がモノづくりの場面で生じたことを確認した。感情の配置を図2に示す。

なお、先行研究^[3]と本研究で共通して、用いる感情のデータは以下の手順で計測したものである。まず、参加者のモノづくり作業中の身体動作をモーション

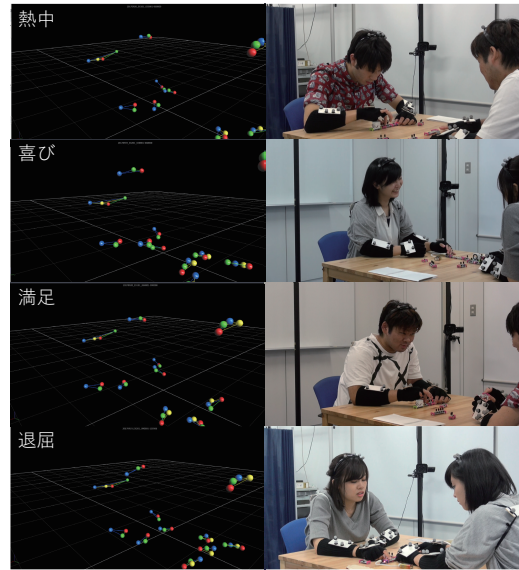


図3 感情データ取得実験風景の例
Fig. 3 Examples of emotional body expressions.

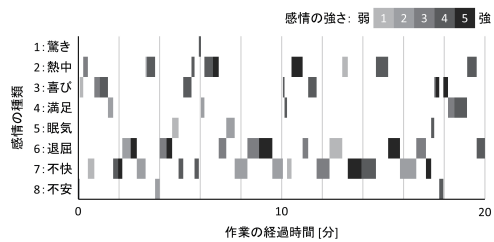


図4 感情データの例
Fig. 4 Examples of measured emotion data.

キャプチャとビデオで記録する実験を実施する。図3に、4つの感情の時の実験風景の例とそのモーションキャプチャデータを示す。実験の詳細については4.章で述べる。

実験後に、参加者が自分のビデオ映像を最初から視聴して、感情の変化があるたびに8つの感情から1つ選択し、その度合いを5段階で回答する。回答の例を図4に示す。横軸は作業開始からの経過時間、縦軸は各感情であり、色の濃さが感情の強さを表す。この例のように、ある時点でどのような感情がどのような強さであったかというデータが得られる。

なお、先行研究^[3]の予備実験において、感情が無いことや8感情以外を表す「その他」という選択肢を設けたところ、これを選ぶ実験協力者がほぼなかったため、先行研究^[3]の時点で選択肢を8感情のみにし、本研究でもこれを踏襲した。

3. 身体感情表現タイプの抽出手法の提案

本研究では、人々を、異なる身体感情表現のタイプに分ける際に、身体動作のデータのみを使用するという制約・要件がある。4.章のものと同手順の実験のデー

タの分析を通し、感度分析の考え方を取り入れることでこの要件を満たす手法を発見した^[18]ので、これを本研究における身体感情表現タイプ抽出手法として提案する。

人は、感情に基づき身体動作を出力するシステムと捉えることができる。この時、身体動作に基づく感情推定は、出力から入力を求める逆問題になる。このような問題を扱う際、入力の要素が出力の要素に与える影響の大きさを表す尺度として、感度という概念が存在する^[8]。感度は入力の偏差に対する、出力の偏差の大きさに対応する概念である。本手法は、この感度の概念に基づき、3つのラバン特徴量を基に計算した変数、ES(Emotional expression sensitivity, 感情表現感度)によって、人々を分類する。

ESの導出方法は以下の通りである。ある身体動作のサンプルがあるとき、各個人のデータ数を n 、2.2の方法で計算したラバン特徴量の各要素の平均値を $Space_{mar}$ 、 $Weight_{mar}$ 、 $Time_{mar}$ とする。式(11)~(13)に示すように、このサンプル中の各個人のラバン特徴量の標準偏差 s_{Space} 、 s_{Weight} 、 s_{Time} を算出する。

$$s_{Space} = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n (Space[i] - Space_{mar})^2} \quad (11)$$

$$s_{Weight} = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n (Weight[i] - Weight_{mar})^2} \quad (12)$$

$$s_{Time} = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n (Time[i] - Time_{mar})^2} \quad (13)$$

次に、式(14)~(16)に示すように、これらの特徴量の標準偏差の全要素の総和が1となるように正規化し ES_{Space} 、 ES_{Weight} 、 ES_{Time} を求める。式(14)~(16)がそれぞれSpace、Weight、TimeのESであり、略してESs、ESw、EStと呼ぶ。

$$ES_{Space} = \frac{s_{Space}}{s_{Space} + s_{Weight} + s_{Time}} \quad (14)$$

$$ES_{Weight} = \frac{s_{Weight}}{s_{Space} + s_{Weight} + s_{Time}} \quad (15)$$

$$ES_{Time} = \frac{s_{Time}}{s_{Space} + s_{Weight} + s_{Time}} \quad (16)$$

既に述べた通り、感度は入力の偏差に対する出力の偏差の大きさであるが、本手法では入力にあたる人の感情のデータが利用できない。そのため、身体動作計

測中の人々の感情の分布が各個人で大差がないと仮定し、出力にあたる身体動作の偏差のみを計算している。これは元の感度分析の概念と大きく異なる本手法の独自の点である。

ここまで述べた手法で3つのESを導出した後、これらをパラメータとして、クラスター分析を実施する。これにより、対象の人々を、異なる身体感情表現タイプのグループに分ける。これが提案手法の手順である。

4. 実験による身体動作と感情の計測

提案手法を用いて実際に身体感情表現タイプを抽出し、これに基づいて作成したモデルによって感情推定を試みる。モノづくりの場面での身体動作と感情を計測する実験を実施した。参加者は19~22歳の男性12人、女性8人の計20人であった。

実験手順は、著者らの先行研究^{[3][18]}と同一であった。実験は2部構成で、前半では、参加者に2人1組で作業をさせ、その様子をモーションキャプチャとビデオカメラで撮影・記録した。後半では、前半の実験中のビデオを参加者に見せ、ビデオで撮影されている自分自身が、その時どのような感情の変化があったかをアンケートで回答させた。実験の配置図を図5に示す。

実験の前半では、マグネット式の電子回路をつなぎ合わせることで様々なシンセサイザーが作れるKORG社の“littleBits Synth-kit”²を用いて、マーカーのついた手袋、サポーター、カチューシャ、プレートを、両手首、両腕、頭部、背中につけた2人1組の参加者に楽器製作を行わせた。そして、その作業の様子をモーションキャプチャとビデオカメラで撮影した。図6に実験風景の例と実験器具を示す。

後半では、前半の実験終了直後に、それぞれの参加者が作業をしている様子を正面から撮影したビデオ映像を見せて振り返らせ、作業中の感情の変化について、アンケートで回答させた。参加者は、ビデオ映像を見ながら感情の変化があった時点を実験者に逐次報告した。さらに、その時点における感情を、図2に示す8つの感情から選択し、その度合いを5段階で回答した。

5. 感情表現感度による参加者の分類

実験の結果、合計12432件の身体動作と感情から成るデータセットが得られた。この結果のうち身体動作データに対し、Ward法による階層型クラスタリングを行った。分析には、統計解析ソフトウェアのJMP 13(SAS Institute Inc., Cary, NC, USA)を利用した。その結果、図7に示すように3つのクラスターが得られた。

3つのクラスターの違いは、クラスターに属する参

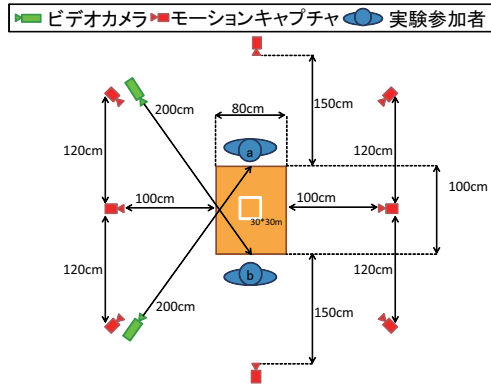


図5 身体動作と感情の計測実験の配置図
Fig.5 Measurement configuration of body movement and emotion.

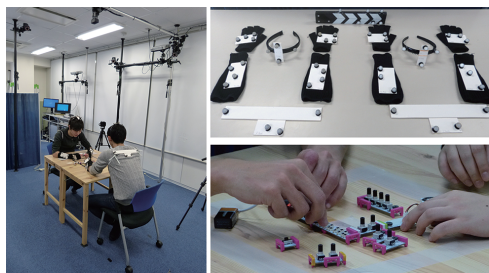


図6 実験風景の例と実験に用いる器具
Fig.6 Examples of measurement scenery and instruments.

加者の身体感情表現タイプの違いを表していると考えられる。そのため、これ以降、これらの参加者を異なる身体感情表現タイプに属しているものとして扱う。なお、クラスター数を3個とした理由は、これ以降の分析をクラスター数2, 3, 4個の3パターンで実施した結果、3個が感情推定精度が最も高かったためである。さらに5つ以上にクラスター数を増やしていくにつれ、個人毎に推定モデルを作成する状況に近づくため、推定精度は向上していくと予想される。しかし、この後の分析で3タイプのモデルで先行研究を Accuracy において10%上回る十分な結果が得られたこと、またタイプ数は少ないほうが実用上のタイプ判定が容易であるという観点から、ここで分析を打ち切った。また、クラスター分析をする上で、クラスターサイズが1名になった参加者1名を外れ値として取り除いた。

ここで、この3タイプに属する参加者間で、抱いた感情の分布に差があった場合、提案手法の前提が崩れ、タイプ分類が身体動作ではなく、感情の表出傾向によるものである可能性が生じる。そのため、感情がどのような分布をしているのかを確認するため、各タイプ毎に感情頻度を算出した。また、比較のために結果からランダムに抽出した3つのデータセットについても感情頻度を算出した。これは参加者全員分の感情のデータセットから、ランダムに4044個を3セット抽

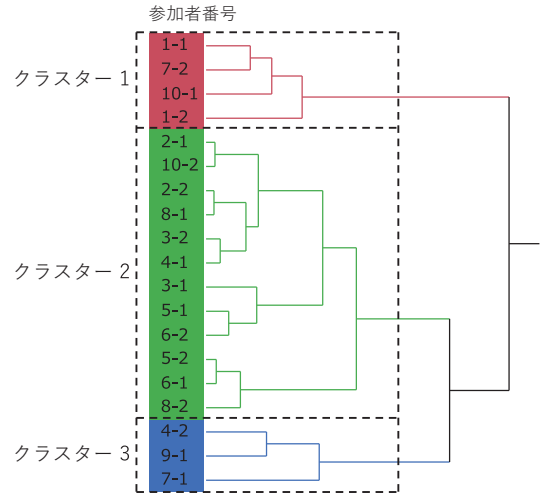


図7 階層型クラスタリングの結果
Fig.7 Results of hierarchical clustering.

表1 ランダムデータセット中の各感情の割合とその順位

Table 1 Emotion distribution and order of random data sets.

順位	R1*	割合 [%]	R2*	割合 [%]	R3*	割合 [%]
1	熱中	48.7%	熱中	53.8%	熱中	48.6%
2	喜び	19.1%	喜び	16.7%	喜び	17.3%
3	退屈	12.6%	退屈	11.5%	退屈	12.0%
4	驚き	5.5%	不快	5.2%	不快	6.7%
5	不快	4.8%	驚き	4.6%	驚き	6.0%
6	満足	4.7%	不安	4.2%	満足	4.6%
7	不安	4.4%	満足	3.8%	不安	4.6%
8	眠気	0.2%	眠気	0.1%	眠気	0.3%

* R1:ランダム 1, R2:ランダム 2, R3:ランダム 3

出したものである。

算出の結果を表1, 2に示す。タイプ1, 2, 3の3グループについて表出された8感情の度数のクロス集計を行い、 χ 二乗検定を実施した結果、統計的に有意な差が見られた(χ 二乗値=585.67, 自由度14, $p < 0.01$)。しかし、表出感情の度数の順位を見ると表出の多い感情については上位4位以内に熱中, 喜び, 不快が位置し、満足と不満が5位, 6位に位置し、最下位が眠気になるという大まかな傾向は合致している。傾向が異なる点としては、タイプ1・3では不快が上位にあり驚きが下位にあるが、タイプ2では驚きが上位にあり不快が下位にある。この点においては感度分析の前提が崩れているので、推定結果に影響する可能性はあるが、前提をほぼ満たしているものとして分析を進め、この影響については後に考察で振り返ることとする。

6. 身体感情表現の各タイプの特徴

提案手法によって抽出された身体感情表現の各タイプにどのような違いがあるかを、ラバン特徴量について統計的に分析した。まず、ESs, ESw, EStの3変数について、タイプを独立変数、各ESを従属変数と

表 2 各タイプのデータ中の各感情の割合とその順位

Table 2 Emotion distribution and order of each expression types.

順位	T1*	割合 [%]	T2*	割合 [%]	T3*	割合 [%]
1	熱中	50.58%	熱中	36.84%	熱中	40.5%
2	退屈	13.68%	喜び	19.26%	喜び	20.7%
3	不快	9.57%	退屈	14.10%	不快	14.6%
4	喜び	9.30%	驚き	10.69%	退屈	12.3%
5	満足	6.60%	不満	7.02%	満足	7.1%
6	不満	6.24%	満足	6.53%	不満	4.1%
7	驚き	4.03%	不快	5.56%	驚き	0.7%
8	眠気	0.0%	眠気	0.00%	眠気	0.0%

* T1:タイプ 1, T2:タイプ 2, T3:タイプ 3

した一元配置分散分析を行った。

その結果、全ての ES について有意差 ($p < 0.01$) があることを確認した。つまり、タイプ毎に全ての ES が異なる傾向があった。

次に、各タイプ内で、それぞれの ES 間にどのような差があるかを調べるため、Tukey-Kramer の HSD 検定^[19]を用いて多重比較を行った。その結果と、 ES_{Space} 、 ES_{Weight} 、 ES_{Time} の平均、上下の 65 %信頼区間、及び上下の 95 %信頼区間を図 8~10 に示す。なお、これら図では全ての値を標準化してある。

図 8 に示した Space の ES については、タイプ 1 が最も大きく、タイプ 2 ($p < 0.01$)、タイプ 3 ($p < 0.05$) より有意に大きかった。図 9 に示した Weight の ES についてはタイプ 3 が最も大きく、またタイプ 1 がタイプ 2 ($p < 0.01$)、タイプ 3 ($p < 0.01$) より有意に小さかった。また、図 10 に示した Time の ES についてはタイプ 2 がタイプ 1 ($p < 0.05$)、タイプ 3 ($p < 0.01$) より有意に大きかった。

この結果より、各タイプでそれぞれの ES について統計的に有意な違いがみられることが分かった。つまり、実質的にあまり違いがないデータを無理に分けたのではなく、データに内在する差異を抽出できたと考えられる。

7. 感情推定を通じた提案手法の評価

7.1 評価方法

本節では、開発手法により抽出した身体感情表現タイプ毎に作成したモデルによる感情推定を、個人毎に学習したモデル、全データを用いたモデル、そして、全データから各タイプと同じ程度の人数になるようにランダムに参加者を選んだグループ毎に学習したモデルによる推定と比較することで、提案手法を評価する。感情推定のため、教師あり学習により SVM(サポートベクターマシン)を用いた識別器を構築して感情推定モデルとした。この際 10-交差検証法を用いた。SVM は線形入力素子を利用して 2 クラスのパターン識別器を構成する手法であるが、カーネル関数を導入するこ

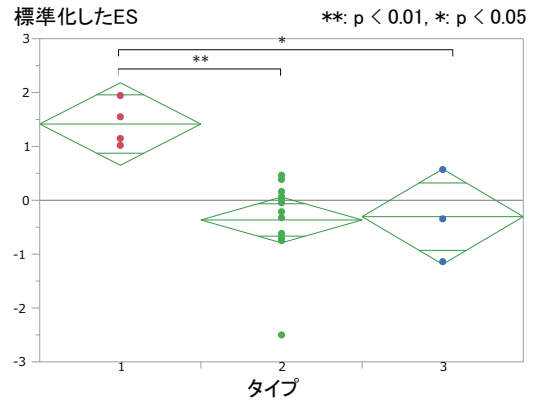


図 8 Space の ES の分布

Fig. 8 Emotion expression sensitivities distribution of Space.

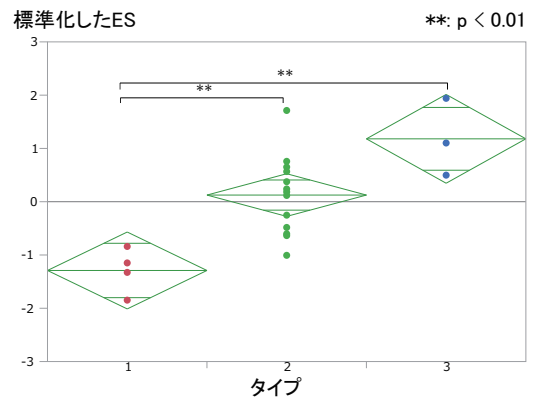


図 9 Weight の ES の分布

Fig. 9 Emotion expression sensitivities distribution of Weight.

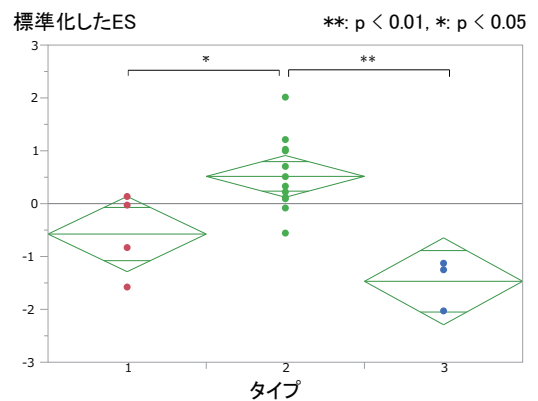


図 10 Time の ES の分布

Fig. 10 Emotion expression sensitivities distribution of Time.

とで非線形識別手法に拡張することができる^[20]。さらに複数クラスの識別に拡張することができ、複数の分類問題に用いられている^[21]。識別器は統計ソフト R において、SVM のパッケージ kernlab と e1071 を用いて構築した。kernlab はカーネル法に基づいて SVM アルゴリズムを利用するためのパッケージで、SVM

表 3 個人毎のモデルによる感情推定精度 (Accuracy)

Table 3 Emotion estimation accuracy of individual's models.

参加者番号	Accuracy[%]	C	γ	データ数 [個]
1-1	91.79	25.1	2.51	378
1-2	79.66	3.98	2.51	482
2-1	87.95	39.8	2.51	805
2-2	72.69	63.1	3.98	802
3-1	76.91	10	2.51	654
3-2	71.03	2.51	6.31	580
4-1	72.58	3.98	6.31	744
4-2	71.24	25.1	6.31	633
5-1	86.23	39.8	1	603
5-2	84.35	25.1	3.98	933
6-1	76.02	10	10	855
6-2	93.24	3.98	1.58	444
7-1	88.73	2.51	3.98	213
7-2	74.1	1.58	3.98	529
8-1	79.38	10	2.51	655
8-2	83.53	100	6.31	759
9-1	77.64	100	1	653
9-2	88.29	2.51	3.98	299
10-1	96.31	3.98	1	869
10-2	76.19	2.51	15.8	542

のカーネル関数は、RBF カーネル (Gaussian カーネル) 式 17 を用いて、カーネル関数のパラメータ σ は R のデフォルトを用いた。

$$K(x, y) = \exp(-\sigma|x - y|^2) \quad (17)$$

e1071 は同時に交差検証を容易に行うことのできるパッケージである。RBF カーネルを用い、最適なパラメータ (C , $gamma$) をグリッドサーチで探索し、推定率を算出した。ここで、 C は誤分類をどの程度許容するかを決定するパラメータで、 $gamma$ は境界線をどの程度複雑にするかを決定するパラメータで、これを調整することでより高い分類精度を得ることが可能になる。変数とするデータは、先行研究^[3]と同様に強区間のものを用いた。強区間とは、5段階で測定した各感情の強さの値が、実験参加者毎の平均値以上であった時間である。

7.2 感情推定結果

まず、実験で得られた身体動作と感情のデータを用いて個人毎に識別器を作成し、感情を推定した。推定の結果を表 3, 4 に示す。その結果、Accuracy において最大 96.31%, 最小 71.03% で、平均 81.40%($SD=7.64$), F 値において最大 98.48%, 最小 78.07%, 平均 92.85%($SD=4.76$) で推定することができた。

次に、身体感情表現タイプに基づくデータの分割による推定とランダムな分割による推定を比較するため、参加者全員分の身体動作と感情のデータセットから、ランダムに 4044 個を 3 セット抽出し、データセット毎に感情推定モデルを作成して感情を推定した。後述す

表 4 個人毎のモデルによる感情推定精度 (F 値, Precision, Recall)

Table 4 F-measure, Precision, and Recall of emotion estimation of individuals' models.

参加者番号	F 値 [%]	Precision[%]	Recall[%]
1-1	97.98	97.93	98.04
1-2	91.59	65.20	92.09
2-1	95.97	95.82	96.14
2-2	96.50	96.74	96.38
3-1	93.19	93.26	93.25
3-2	91.52	88.93	94.82
4-1	90.48	89.13	92.39
4-2	97.38	97.62	97.18
5-1	89.56	87.51	91.98
5-2	97.55	97.65	97.46
6-1	98.40	98.14	98.67
6-2	94.50	96.09	93.40
7-1	92.56	91.70	93.79
7-2	86.76	84.38	90.18
8-1	89.77	86.14	94.26
8-2	98.48	98.07	98.93
9-1	91.33	93.60	89.82
9-2	90.60	88.27	95.41
10-1	78.07	62.10	93.81
10-2	94.77	95.82	94.13

表 5 ランダムデータセット毎のモデルによる感情推定精度 (Accuracy)

Table 5 Emotion estimation accuracy of random data sets' models.

ランダムに抽出したデータセット	Accuracy [%]	C	γ	データ数 [個]
セット 1	51.06	1.58	15.8	4044
セット 2	52.00	1.58	10.00	4044
セット 3	50.02	10	6.31	4044

表 6 ランダムデータセット毎のモデルによる感情推定精度 (F 値, Precision, Recall)

Table 6 Emotion estimation accuracy of random data sets' models.

ランダムに抽出したデータセット	F 値 [%]	Precision[%]	Recall[%]
セット 1	70.58	65.50	78.70
セット 2	72.53	67.39	80.78
セット 3	79.90	77.33	83.16

るタイプ毎での感情推定の結果とデータ数を可能な限り近づけたうえで推定率を比較するため、分類した各タイプのデータ数の平均である 4044 を抽出数とした。推定の結果を表 5, 6 に示す。3 つの Accuracy は平均 51.03%($SD=0.81$), F 値の平均は 74.33%($SD=4.01$) であった。この結果から、3 つの場合どれもが個人毎のモデルによる結果に比べて低い値となった。

次に、提案手法により抽出した身体感情表現タイプ毎に作成したモデルによる推定の結果を表 7, 8 に示す。身体感情表現タイプ毎では平均 67.98%($SD=7.34$) の Accuracy, 平均 79.33%($SD=2.86$) の F 値で推定することができた。

表7 タイプ毎のモデルによる感情推定 (Accuracy)

Table 7 Emotion estimation accuracy of expression type's models.

タイプ	Accuracy			データ数 [個]
	[%]	C	γ	
1	77.28	3.98	6.31	2258
2	59.34	1	25.1	8376
3	67.31	2.51	6.31	2499

表8 タイプ毎のモデルによる感情推定 (F 値, Precision, Recall)

Table 8 Emotion estimation accuracy of expression type's models.

タイプ	F 値 [%]	Precision [%]	Recall [%]
1	83.19	80.48	87.68
2	76.19	71.94	82.30
3	79.44	74.82	87.13

表9 各モデルの感情推定結果

Table 9 Emotion estimation results of each model

モデル	F 値 [%]	Accuracy [%]
個人毎*	92.85 (4.76)	81.40 (7.64)
全データ	80.36	58.90 (1.58)
ランダム*	74.33 (4.01)	51.03 (0.81)
タイプ毎*	79.61 (2.86)	67.98 (7.34)
モデル	Precision [%]	Recall [%]
個人毎*	90.20 (9.84)	94.61 (2.58)
全データ	76.67	85.23
ランダム*	70.07 (5.19)	80.88 (1.82)
タイプ毎*	75.75 (3.55)	85.70 (2.42)

*平均 (標準偏差)

最後に全体の比較のため、個人毎、ランダムデータセット、タイプ毎の各モデルの感情推定結果の平均と、個人を区別せず全データを用いて学習したモデルの推定結果をまとめて、表9に示す。全データを用いた場合、58.90%のAccuracy、80.36%のF値で推定できた。ただし、これは参加者のタイプが事前に明らかの場合の値である。

8. 考察

感度分析の観点に基づき身体感情表現タイプを抽出し、これを考慮して感情を推定した結果、平均67.98%のAccuracyで推定することができた。これは、ランダムデータセットの結果と比較して17%程度高く、全データを用いた推定と比べても11%程度高い。また著者らによる先行研究の個人毎のモデルによる結果^[3]よりも10%程度高い。この結果は身体感情表現タイプを考慮することの一定の有用性を示していると考えられる。また、身体動作データのみを用いた教師無し学習による参加者の分類が、感情推定のAccuracy向上に役立ったことは興味深い成果である。また、F値についてはタイプ毎のモデルの平均が79.61%であり、これは全データのモデルの80.36%よりもわずかに低

い。データの分割手法という観点で対照となるランダムデータのモデルの74.33%よりは5%程度高かった。

ただし、これは、事前に参加者の身体感情表現タイプが明らかである際の結果である。これに対し、全く事前データの無い人の感情を推定するには、感情を推定する前に、身体感情表現タイプの推定が必要になる。この場合、タイプが100%のAccuracyで推定できることは考えにくい。これを考慮すると全体としての感情推定のAccuracyも上記より低いと考えられる。これは本研究の限界であり、このタイプ分類の推定精度の問題については今後の課題とする。

さらに、上記のAccuracyの結果は、タイプ推定の精度を度外視してもなお、個人毎のモデルによる感情推定のAccuracyの平均80.40%よりは、13%程度低い。つまり、タイプを考慮した結果は、ランダムと個人毎との間に位置する結果であった。F値についても同様であった。この差異は、提案手法によって抽出した身体感情表現タイプが、実験の参加者各個人が持つ個人差の要因のすべてをカバーしきれていないことを意味する。この原因の一つとして提案手法はラバン特徴量のばらつきの情報のみ活用するものであったことが考えられる。これに対し、平均値等、データに含まれる他の情報を活用したタイプ抽出によって、最終的な推定精度を向上できる可能性がある。また、クラスター分析で抽出するクラスター数を増やしより細かくタイプを分けるという改良も考えられるが、これに伴って得られる参加者人数も増やす必要があると考えられる。

また、5.章においては、感度分析の考え方を取り入れた身体感情表現タイプ抽出の前提として、各タイプの参加者の抱いた感情の分布に大差がないとして研究を進めたが、統計的に有意な差があった。この差が推定の精度に影響した可能性も否定できない。そもそも、感度分析の考え方を適用する上で全タイプで表出感情の分布は同一であると仮定したが、実際にはタイプ毎の表出傾向の違いがある可能性はある。特に表出頻度の低い感情において感度分析の前提が崩れたことが、個人毎のモデルよりも精度が低下した一因であると推察される。これに対しては、自然な感情表現を計測するという方針を廃して、実験時に各個人の感情の分布が同じになるように統制するという対策が考えられる。

また、本研究の最終目標である、身体動作のみからの感情推定を可能にする技術開発に向けては、身体感情表現タイプを抽出する手法だけではなく、ある対象者について身体動作のみから身体感情表現タイプを判別する技術の開発も必要である。判別手法の基本的な考え方としては、対象者の動作の蓄積データから得られたESと、各タイプの各ESの平均の距離を計算し、最も近いタイプであるとすればよいと考えら

れる。ただし、動作データの蓄積が無い人についてもできるだけ早くタイプ判別をすることが課題となる。その第一歩として、タイプ判別にどれだけのデータが必要であるかの調査が必要になる。

ここで、本研究の実験で得られ、タイプ判別に用いられた身体動作と感情のデータの合計数は12432件であった。これを参加者人数で単純に割ると一人当たり621.60件であり、この値を暫定的な基準として、これより少ないデータでいかに正確にタイプを判定するかが次の課題となる。この実現方法としても、本研究の自然な感情表現を計測する方針とは異なり、できるだけ短期間に様々な感情が表出されるような判定用の特別タスクを用意することが考えられる。

9. おわりに

本研究では、個人毎に身体動作と感情の対応を調査すること無しに、身体動作のみから感情推定を可能にする技術開発を目指し、感度分析の考え方を取り入れた身体動作から身体感情表現タイプを抽出する手法を提案した。さらに、20名の参加者を用いた実験を実施して身体動作と感情を計測した。そして、このデータを用いて提案手法により抽出した身体感情表現タイプを考慮した感情推定の結果を、個人を考慮しないランダムデータセットから作成した推定モデルや個人毎に作成したモデルによる推定結果と比較した。

その結果、個人を考慮しないランダムデータセットの推定モデルによる推定結果と比較して17%程度高い、67.98%のAccuracyが得られ、身体感情表現タイプの抽出法及びこのタイプを考慮した感情推定の一定の有用性が示された。

しかし、これは個人毎のモデルによる感情推定のAccuracyに比べ約13%低かった。このため、身体感情表現タイプ抽出法の改良や、推定モデル作成の手法としてSVM以外を検討する等により、精度の向上を図ることが今後の課題である。

また、本研究はラバン特徴量を用いることで、動作をしている際のタスク(行為)にかかわらず有用な成果を得ることを意図していた。しかし、電子楽器製作タスクの実験のみを実施しているので、他のタスクでも同様の結果が得られるか否かは分からない。そのため、本研究の実験とは異なるタスクにおいても身体感情表現タイプの抽出とこれに基づく感情推定を実施することも今後の課題である。

さらに、身体動作のみから感情推定を可能にする技術開発に向けて、身体動作のみから身体感情表現タイプを判別する技術の開発が必要である。また、タイプ判別時の分類精度を高くすることに加え、タイプ判別に必要なデータ量や判別にかかる時間を明らかにし、これを少なくしていくことが今後取り組んでゆきたい

重要な課題である。

謝辞

本研究の一部は、国立研究開発法人科学技術振興機構(JST)の研究成果展開事業「センター・オブ・イノベーション(COI)プログラム」「感性とデジタル製造を直結し、生活者の創造性を拡張するファブ地球社会創造拠点」、JSPS科研費基盤研究(B)16H03225等の支援による。また、本研究の遂行において関西学院大学理工学部人間システム工学科卒業の細谷怜央氏(2018卒)らの協力を得た。ここに感謝する。

参考文献

- [1] Anderson, C., *Makers: The New Industrial Revolution*, Crown Business, (2012).
- [2] Cohen, I., Garg, A., and Huang, T. S.: "Emotion Recognition from Facial Expressions using Multi-level HMM, Neural Information Processing Systems", (2000).
- [3] 田中一晶, 山本倫也, 青柳西蔵, 長田典子: ラバン行動分析に基づくモノづくりの場における感情抽出の試み, ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol.18, No.4, pp.363-372, (2016).
- [4] Ono, Y., Aoyagi, S., Yamazaki, Y., Yamamoto, M., and Nagata, N.: "Emotion Estimation Using Body Expression Types Based on LMA and Sensitivity Analysis", 2019 Joint 8th International Conference on Informatics, Electronics & Vision (ICIEV) and 2019 3rd International Conference on Imaging, Vision & Pattern Recognition (icIVPR), pp.348-353, (2019).
- [5] Karg, M., Samadani, A., Gorbet, R., Kühnlenz, K., Hoey, J., and Kulić, D.: "Body movements for affective expression: A survey of automatic recognition and generation", *IEEE Transactions Affective Computing*, Vol.4. No.4, pp.341-359, (2013).
- [6] Laban, R.: *The Mastery of Movement*, 2nd edition, London: McDonald and Evans, (1960).
- [7] Bartenie, I., Lewis, D.: *Body Movement: Coping with the Environment*, London: Routledge, (1980).
- [8] Saltelli, A.: "Sensitivity analysis for importance assessment", *Risk Analysis*, Vol.22, No.3, pp.579-590. (2002).
- [9] Kleinsmith, A., and Bianchi-Berthouze, N.: "Affective Body Expression Perception and Recognition: A Survey", *IEEE Transactions Affective Computing*, Vol.4. No.1, pp.15-34, (2013).
- [10] Noroozi, F., Corneanu, C. A., Kamińska, D., Sapiński, T., Escalera, S. and Anbarjafari, G.: "Survey on Emotional Body Gesture Recognition", *Journal of IEEE Transactions on Affective Computing*, (2018).
- [11] Aristidou, A. and Chrysanthou, Y.: "Feature Extraction for Human Motion Indexing of Acted Dance Performances", 2014 International Conference on Computer Graphics Theory and Applications (GRAPP), (2014).
- [12] Dewan, S., Agarwal, S., and Singh, N.: "Laban Movement Analysis to Classify Emotions from Motion", Tenth International Conference on Machine Vision (ICMV 2017), 106962Q, (2017).

- [13] Karg, M., Kuhlentz, K., and Buss, M.: "Recognition of Affect Based on Gait Patterns," IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Part B, Vol.40, No.4, pp.1050–1061, (2010).
- [14] Kleinsmith, A., De Silva, P. R., and Bianchi-Berthouze, N.: "Cross-cultural Differences in Recognizing Affect from Body Posture", Interacting with Computers, Vol.18, issue 6, pp.1371–1389, (2006).
- [15] Castellano, G., Villalba, S. D., and Camurri, A.: "Recognising Human emotions from Body Movement and Gesture Dynamics", International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII) 2017, pp.71–82, (2007).
- [16] Saha, S., Datta, S., Konar, A., and Janarthanan, R.: "A Study on Emotion Recognition from Body Gestures using Kinect Sensor", International Conference on Communications and Signal Processing (ICCSP) 2014, pp.056–060, (2014).
- [17] Russell, J. A.: "A Circumplex Model of Affect", Journal of Personality and Social Psychology, Vol.39, pp.1161–1178, (1980).
- [18] Yamazaki, Y., Yamamoto, M., and Nagata, N.: "Estimation of Emotional State in Personal Fabrication: Analysis of Emotional Motion Based on Laban Movement Analysis", 2017 International Conference on Culture and Computing (Culture and Computing), pp.71–74, (2017).
- [19] Ryan, T. H.: "Significance Tests for Multiple Comparison of Proportions, Variances, and Other Statistics", Psychological Bulletin, Vol.57, No.4, pp.318–328, (1960).
- [20] 前田英作: 痛快! サポートベクターマシン 古くて新しいパターン認識手法, 情報処理, Vol.42, No.7, pp.676–683, (2001).
- [21] 高橋典宏, 山澤一誠, 生雲公啓, 野田賢, 横矢直和: 距離画像センサを用いた俯瞰画像からの SVM による人物の姿勢分類, 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, Vol.107, No.384, pp.47–52, (2007).

(2019年3月11日受付, 8月27日再受付)

著者紹介

青柳 西蔵 (正会員)



2012年京都大学大学院エネルギー科学研究科博士後期課程修了。同年、情報・システム研究機構特任研究員, 2013年神戸大学大学院海事科学研究科助教, 2014年関西学院大学理工学部研究員, 2017年東洋大学情報連携学部助教。現在に至る。身体性や場所性を活かしたコミュニケーション技術のデザインに興味を持つ。ヒューマンインタフェース学会, 情報処理学会各会員。博士(エネルギー科学)。

山崎陽一



小野友己



2011年愛知県立大学情報学研究科単位取得満期退学。同年、公益財団法人科学技術交流財団の拠点重点研究プロジェクト統括部研究員, 2016年関西学院大学感性価値創造研究センター特任助教。現在に至る。主に生体医工学, 生体シミュレーション, 医用画像処理, 感性工学の研究に従事。日本生体医工学会, IEEE, 計測自動制御学会, 電子情報通信学会, 電気学会, 各会員。博士(情報科学)。

2019年関西学院大学理工学部人間システム工学科卒業。身体的コミュニケーションの解析・理解に興味をもつ。

山本倫也 (正会員)



2002年京都大学大学院エネルギー科学研究科博士後期課程修了。同年、岡山県立大学情報工学部情報システム工学科助手, 2007年同助教, 2009年関西学院大学理工学部人間システム工学科准教授, 2015年同教授, 現在に至る。身体的インタラクション, コミュニケーション支援の研究に従事。ヒューマンインタフェース学会論文賞, 情報処理学会全国大会大会奨励賞, IEEE ROMAN Best Interactive Presentation Award 等受賞。情報処理学会, 日本バーチャルリアリティ学会, ACM 等各会員。博士(エネルギー科学)。

長田典子



1983年京都大学理学部数学系卒業。同年、三菱電機(株)入社。産業システム研究所などで産業計測機器の研究開発に従事。1996年大阪大学大学院基礎工学研究科博士後期課程修了。2003年より関西学院大学理工学部情報科学科助教, 2007年同教授, 2009年同人間システム工学科教授, 現在に至る。2009年米国パデュー大学客員研究員。2013年より関西学院大学感性価値創造研究センター長。専門は感性情報学, メディア工学等。情報処理学会, 電気学会, IEEE, ACM 等各会員。博士(工学)。

