

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

田中 一晶^{*1} 山本 倫也^{*2} 青柳 西藏^{*2} 長田 典子^{*2}

Affect Extraction in Personal Fabrication Based on Laban Movement Analysis

Kazuaki Tanaka^{*1} Michiya Yamamoto^{*2} Saizou Aoyagi^{*2}, and Noriko Nagata^{*2}

Abstract – Affect extraction in personal fabrication will become indispensable in enhancing the recent advances in the field, because we can provide that information to the fabricators and let the fabricators enjoy the experience. In this study, we proposed an extraction method of affect in personal fabrication based on Laban Movement Analysis using the motion data of fabricators. First, we performed an experiment to measure human movement by using motion capture system and asked its participant to look back their affects. Then, we proposed an extraction method of affect by defining the amount of characteristics of Laban Movement Analysis, and by utilizing decision tree (j48). As a result of evaluation, the average of the correctly extracted affects was approximately 60%. This result shows that proposed method can be a estimation tool of affect by using only human movements.

Keywords : Human interaction, personal fabrication, affect extaction, Laban Movement Analysis.

1. はじめに

近年、コンピュータと接続されたデジタル工作機械によって、3DCG等のデジタルデータを様々な素材から切り出し成形する技術、デジタルファブリケーションが広がりを見せている^[1]。その背景にはパーソナル3Dプリンタのようなモノづくりを気軽に楽しめるツールの普及がある。多くの人がこれらを活用すれば、自分自身で満足できるモノづくりができ、大量生産品をそのまま受け入れるこれまでの生活とは全く異なる創造的な生活の実現が予想される。

さらに、デジタルファブリケーションの支援技術開発も盛り上がりを見せている。例えば、プロジェクトンマッピングを活用してモノづくりを支援する技術^[2]や、fabnavi^[3]、FabTable^{[4][5]}、Fabble^[6]等、モノづくりの過程を手軽に記録するための技術や、知識を共有するWebプラットフォームが開発されている。

我々は、この動向のさらなる加速のため、個人の趣味・嗜好に合わせたモノづくりを支援するシステムをつくることが重要と考えている。例えば、つくる過程に喜びを感じるユーザには複雑な組み立て作業や試行錯誤を必要とするモノづくりを、過程よりも出来栄

に喜びを感じるユーザには簡単につくられてデザイン性の高いモノづくりを、それぞれ提案することで高い満足感を与えられるかもしれない。また、難しいモノづくりにユーザが挑戦する際には、適切なヒントを与えることで挫折してしまうことを回避できる可能性があるが、そのようなヒントを常に提示するのではなく、作業に熱中している時には見守り、行き詰って不安を感じている時に提示することが効果的であると考えられる。つまり、モノづくりに対する満足感を高めるため、喜び/不快、熱中/退屈、満足/不安等の感情を抽出し、それに基づいて、ユーザに合ったモノづくりの提案やモチベーションを高める適切なフィードバックを与えるシステムが必要になると考えている。

これに必要な感情を計測する技術として、既存研究では顔画像を取得し表情を利用する手法が主に提案されている^{[7][8]}。人の表情は感情を推測する上で非常に有効な情報であると考えられるが、モノづくりの場では机に向かって作業する状況も多く、必ずしも十分な顔画像が取得できるとは限らない。そこで、本研究ではユーザの身体動作からの感情推定を目的とする。身体動作から感情を推測する技術としては、例えば歩く動作から落ち込んでいる状態を判定する^[9]等、様々な研究がある。しかしながら、上述のモノづくりを支援するシステムを実現する上では、単に落ち込んでいるか否かという単純な状態判定ではなく、多様な感情を識別できる必要がある。

*1: 大阪大学大学院 基礎工学研究科

*2: 関西学院大学 理工学部

*1: Graduate School of Engineering Science, Osaka University

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

この目的のため、我々は身体表現（ダンス）の分野で世界的に主流となっているラバン理論に着目した^[10]。ラバン理論は身体表現における有効性だけでなく、ロボット^{[11][12]}やCG^[13]の動作生成に応用され、その有効性が確認されている。その一方で、ラバン理論を逆に行動分析・感情推定に応用する方法（ラバン行動分析）も提案されている^[14]。ラバン理論は身体動作を扱う際、作業内容にかかわらず人の動きに共通すると考えられる抽象的な要素に着目するため、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。さらに、ラバン理論は身体動作を複数の特徴量の組み合わせで表現するため、その組み合わせにより身体動作から多様な感情を識別できる可能性もある。

本研究では、モノづくりの場における身体動作から感情を抽出するため、ラバン行動分析を援用し多様な感情の識別を試みた。

2. 研究のアプローチ

2.1 従来の行動分析研究

従来から、コミュニケーションにおける場の盛り上がり度^{[15][16]}、作業の満足度^[17]、作業における集中度^[18]等、行動分析を通して場の状態を認識、推定する研究が進められている。こうした研究においては、分析対象の動作や発話、抽出される場の状態を表す変数等がそれぞれの場のコンテキストに依存している。一方、モノづくりの分野では、作業性や技能を分析するものはあるが、感情の抽出を対象とする研究は少ない。

身体動作から感情を抽出する技術としては、歩く動作から落ち込んでいる状態を判定する^[9]等、様々な研究がある。ただし、モノづくりの場の特徴を考えた時には、一般的な行動分析と比べ、単に落ち込んでいるか否かという単純な状態判定ではなく、熱中、喜び、不安等、多様な感情を抽出する手法が必要である。

2.2 ラバン行動分析の導入

本研究では、ラバン行動分析の手法を用いて感情を抽出した。ラバンは、身体動作に関して“Effort-shape description”という記述法を提案しているが、その中でも、態度や意欲等、動きが生起してくる内側からの衝動^[10]を表し感情との関連が深いと考えられる“Effort”を使用した。EffortはSpace, Weight, Time, Flowの4要素からなるとされる。このうち、Flowは動きが束縛されない自由なものかどうかを表す要素である。これは後述のように定量化する上ではTimeとの違いが無いと考えられるため除外することにした。そして、残りのSpace, Weight, Timeが感情を抽出する上で有用であると考えて、表1を特徴量として用いた。ここで、Spaceは身体動作の方向的偏り度合いを、Weightは身体動作の力強さを、Timeは身体動作の変

表1 本研究で用いるラバン特徴量

Table 1 Parameters for Laban Movement Analysis in this study.

Space	Direct / Indirect
	身体動作の方向の偏り度合い
Weight	Strong / Light
	身体動作の力強さ
Time	Sudden / Sustained
	身体動作の慌ただしさ

化の慌ただしさを表す。

本研究ではこれらのEffortを、前節で述べた身体動作と感情を仲介する中間変数、ラバン特徴量として扱った。なお、Effortも含め、ラバン行動分析の用語は定義が定性的で抽象度が高く、それがこの理論の適用範囲の広さにつながっている。しかし、本研究の想定では身体動作は各種センサから得られる数値であり、抽出される感情もコンピュータが処理可能なものにした。

ラバン行動分析に関する既存研究では、モーションキャプチャデバイスを用いたスポーツゲーム中の身体動作^[19]や、ダンスにおける身体動作^[20]から感情抽出が行われているが、人が日常的に自然に表出する振る舞いにおいてラバン行動分析を実施し、多様な感情の自動抽出を行った研究は報告されていない。ロボットによる人の感情推定を目的としてラバン行動分析を用いる手法も提案されているが、その提案手法の有用性は実証されていない^[21]。また、これらの研究におけるラバン特徴量の定量化手法はそれぞれのアプリケーションに依存したものが提案されており、他のアプリケーション、例えば本研究で対象とするモノづくりにそのまま適用することは困難である。本研究では、実際にモノをつくらせる実験を通してラバン特徴量及び身体動作とラバン特徴量の関係を定量化した。

2.3 研究手順

本研究では、まず2人1組のモノづくり実験において、モーションキャプチャによる計測と、事後アンケートを行い、身体動作と感情が対応づいたデータセットを得る。次に、これらを用いて、ラバン特徴量を定め、その特徴量から感情推定する手法を提案する。その後、モノづくりの実験を撮影したビデオを、実験を行った協力者群とは異なる協力者群に見せ、人が客観的に見て感情を推定した場合の推定精度を算出し、それと比較することで提案手法の推定精度を評価する。

3. 身体動作計測および感情アンケート実験

3.1 実験概要

研究を始めるにあたり、モノづくりの場面での身体動作計測と、その場面における感情をアンケートで計測する実験を行った。実験は2部構成で、前半では実

験協力者に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で撮影・記録した。後半では、前半の実験中のビデオを実験協力者に見せ、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であったかをアンケートで回答させた。実験協力者は6組12人(19~22歳の男性6人女性6人、組内同性)であった。

3.2 実験タスク

実験では、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”¹(図1)を用いて2人1組の実験協力者に楽器製作を行わせた。実験協力者には「卓上にある、部品を自由に組み立てて、楽器を作ってください」と述べ、雑談や姿勢等については特に制限しなかった。これは、提案手法において人が自然に行う振る舞いから感情を推定できるか調査するためである。

実験では、様々な機器で撮影している実験データの量が膨大になりすぎる可能性があること、また、実験協力者が満足するまで楽器製作を行わせると、組によって作業時間が大きく異なる可能性があるため、20分の制限時間を設けた。そして、最初は各パーツに関する説明はせずに試行錯誤をさせ、実験開始から10分経過したところで、楽器製作のヒントとして littleBits のマニュアルを提示し、それを見ながら作業を行わせた。その結果、全ての組がシンセサイザーを組み立てることに成功した。マニュアルは、内容が見えない状態で予め卓上に置いておいたが、マニュアルを見せる時間は協力者に伝えないようにした。これは、あらかじめ時間を伝えることによる焦燥感や安心感などの外的な感情状態への影響を抑えるためである。

電子部品を組み合わせる作業は、職人の手による高度な製造技術を含む総合的なモノづくりに一般化できるものではない。しかし、作業に集中する、試行錯誤中に不安を感じて手が止まる、音が鳴って喜ぶ、完成して満足するといった個人のモノづくりに関して観測し得る多様な状況・感情を、実験として現実的な範囲の時間内に取得する上で適切なタスクであると判断した。

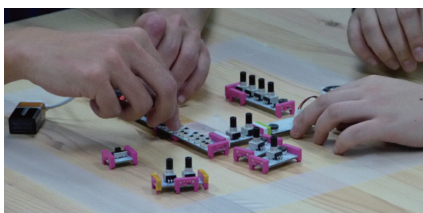


図1 littleBits
Fig.1 littleBits

1人ではなく2人で作業を行わせた理由は、感情表出を喚起するためである。既存研究では、顔表情、姿勢、音声などに基づいて多様な感情の推定が試みられている。顔表情を対象とした研究のほとんどは、表情と感情が一致していることを前提に、意識的につくられた表情や第三者が感情ラベルを付与した表情の識別を行っているものが多い^{[7][8]}。一方、自然に表出された表情を対象とした研究では、複数人での対話において話者に対する共感/反感がある程度推定できることが報告されている^[22]。しかし、1人の自然な振る舞いから多様な感情の推定に成功した例はほとんど報告されていない。実際、本実験と同様の作業を1人の協力者に行わせた予備実験では、協力者の表情や姿勢の大きな変化はほとんど観察されなかった。複数人での共同作業でしか感情を推定できないシステムでは、個人のモノづくりに関する有用性は疑問であるが、将来、モノづくり支援システムを開発する際には、システム自体に感情を喚起するためのパートナーエージェントを加えることで2人での共同作業と同様の状況をつくりだせると考えている。

3.3 身体動作計測実験

身体動作計測の実験では、2人1組の共同作業の様子をビデオカメラとモーションキャプチャで撮影した。室内の配置は図2のとおりで、縦100cm、横80cm、高さ70cmの机に向かい合って座らせた。実験中の作業者の身体動作は、高さ100cmに配置したビデオカメラと、高さ250cmに配置したモーションキャプチャで撮影した。モーションキャプチャの撮影では、図3のように、マーカータイトの手袋、サポーター、カチューシャ、プレートを用いて、両実験協力者の両手首、両腕、頭部、背中に付けた。場面例を図4に示す。これにより、計120分(20分×6組)の身体動作データを撮影した。

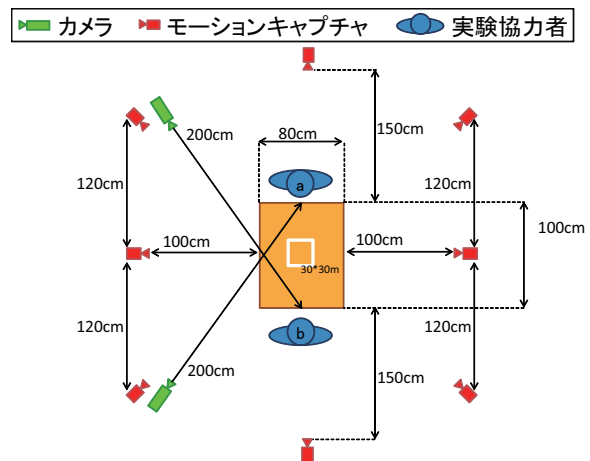


図2 身体動作計測実験の配置
Fig.2 Arrangement for the experiment to measure human movement.

1: <http://jp.littlebits.com/>

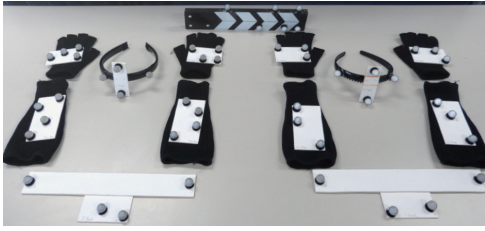


図3 実験協力者に着けるマーカー
Fig.3 Markers to be worn by participants.



図4 身体動作計測実験の場面例
Fig.4 Experimental scenery of the experiment to measure human movement.

3.4 感情アンケート実験

身体動作計測実験の終了直後に、それぞれの実験協力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。

実験協力者は、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5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。これら8つの感情は、快 - 不快、高活性 - 低活性の2軸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として知られているラッセルの円環モデルから選択したものである。これらがモノづくり中の感情として表れることは予備実験において確認した。実験協力者同士の回答が相互に影響することを避けるため、このアンケート実験は1人ずつ別々の場所で実施した。このようにして回答させた感情の例を図6に示す。

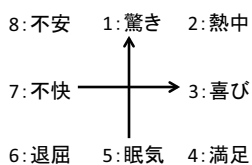


図5 アンケートで用いた感情
Fig.5 Affects to be selected in the questionnaire.

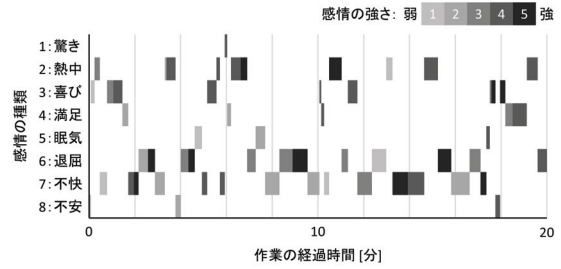


図6 感情アンケートの結果例
Fig.6 An example of a result of questionnaire of emotion.

4. 提案した感情抽出手法

4.1 ラバン特徴量のパラメータ化

前章の結果を踏まえて、まず、パラメータとして利用できるラバン特徴量を定めた。Spaceについては、Direct/Indirectを表せる作業中の特徴量として、図7に示すように、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とした。ここで、時刻 t における右手および左手の座標を $p_r[t]$ 、 $p_l[t]$ 、頭部の位置座標を $p_h[t]$ として、三角形の面積 $S[t]$ は、頭部から見た右手と左手のなす角を θ とすると、

$$S[t] = 1/2 \cdot |p_r[t] - p_h[t]| \cdot |p_l[t] - p_h[t]| \cdot \sin\theta \quad (1)$$

となる。Spaceの値としては、この面積を正規化して、次式により算出した。ただし、 S_{max} は各実験協力者の面積の最大値、 S_{min} は面積の最小値である。

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

Weightについては、Strong/Lightを表せる特徴量で、頭部の上下の位置を用いることとした。時刻 t における頭部の位置座標を $p_h[t]$ の鉛直方向の値 $p_{hz}[t]$ を正規化して、次式の値を用いた。

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

Timeについては、Sudden/Sustainedを表せる特徴量として、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こととした。ここで、右手の速度 $v_r[t]$ 、左手の速度 $v_l[t]$ 、頭部の速度 $v_h[t]$ はそれぞれ

$$v_r[t] = p_r[t] - p_r[t-1] \quad (4)$$

$$v_l[t] = p_l[t] - p_l[t-1] \quad (5)$$

$$v_h[t] = p_h[t] - p_h[t-1] \quad (6)$$

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



図7 ラバン行動分析のための特徴量
Fig. 7 The amount of characteristics for Laban Movement Analysis.

となるため、各速度の移動平均は、次式で表される。

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

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

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

各値を正規化したものの最大値を Time の値として用いるため、次式より算出される。

$$Time[t] = \max(\begin{aligned} &|v_{mar}[t] - v_{mar_{min}}[t]|/|v_{mar_{max}}[t] - v_{mar_{min}}[t]|, \\ &|v_{mal}[t] - v_{mal_{min}}[t]|/|v_{mal_{max}}[t] - v_{mal_{min}}[t]|, \\ &|v_{mah}[t] - v_{mah_{min}}[t]|/|v_{mah_{max}}[t] - v_{mah_{min}}[t]| \end{aligned}) \quad (10)$$

4.2 二段階の決定木の導入

4.2.1 感情の強弱の推定

前節で定めたラバン特徴量から感情を抽出可能かどうかを検討するために、まず、感情の強弱を推定することとした。これは、作業へのフィードバックは感情が強い場面に対して行うのが適切であると考えたからである。

ここで必要となるのは、3つのラバン特徴量を入力、感情の強弱を出力とする、何らかの関数である。これは、実際には様々な手法で導出可能である。本研究においても、予備的に、閾値を設けてF値を求めて検証する手法の検討を行ったが、推定精度はそれほど高くなかった。これを踏まえて、ここでは、決定木を用いることとした。決定木とは、分類ルールを木構造で表すことのできる予測モデルであり、分類したいデータを目的変数（従属変数）とし、分類するために用いるデータを説明変数（独立変数）としている。この特徴として、ニューラルネットワークなどの他の手法に比べて、学習が終わりさえすれば、身体動作と感情の対応関係が理解しやすい点が挙げられる。

具体的には、決定木 (j48) を用いて感情の強区間を抽出した。決定木には、ラバン特徴量である Space, Weight, Time を説明変数、感情の強弱を目的変数として用いた。感情の強弱の決定方法は、実験協力者ごとに全ての感情の度合いを平均し、その平均値以上の値を強、それ以外を弱とした。これは、予備的に検討した結果、強弱を設定せず、全てのデータにより学習を行わせると、正解率は高くなるものの、決定木の構造が複雑になりすぎ、人の身体動作の特性を表現するモデルとして利用しにくくなったり、逆に、感情が最も強いところのみを用いて学習を行わせると、データ数が少なく、推定精度が低下したりするためである。葉の最小個体数は50とし、計算には、ワイカト大学の開発した機械学習ソフトウェアの Weka を用いた。得られた木構造の例を図8に示す。

交差検証 (10 フォールド) を行った結果、10379 フレームが正しく識別できたため、正解率の平均は72.1% (10379/14400) であった。また、8520 フレームが強区間として識別された内、6332 フレームが正しい強区間であったため、再現率、適合率はそれぞれ77.6% (6332/8165), 74.3% (6332/8520) であった。

得られた木構造とそのシーン (図8) を確認したところ、強区間では身体動作は遅いが俯瞰的にモノづくりをしている様子などが見られた。強区間でないシーンは作業の終盤に多くあり、前傾姿勢で適当に手を動かして作業をしている様子などが代表的であった。

4.2.2 感情の種類推定

次に、感情の強感情において、感情の種類を目的変数とし、Space と Weight, Time の値を説明変数として、葉の最小個体数は50とし、決定木 (j48) を求めた。

表2は、交差検証 (10 フォールド) を行った結果を示しており、各セルの値は各感情に対する正解率を示す。作業者の感情の回答を真値としたときの、それぞれの推定感情の適合率と、推定された回数を示している。合計すると57.8%、4718 フレームが正しく分類された。なお表中では、各感情ごとに推定された割合が高かった上位3箇所を色づけしている。得られた木構造とシーンの例を図9に示す。シーンのビデオ映像を確認したところ、同じ「2:熱中」の感情でも、低い姿

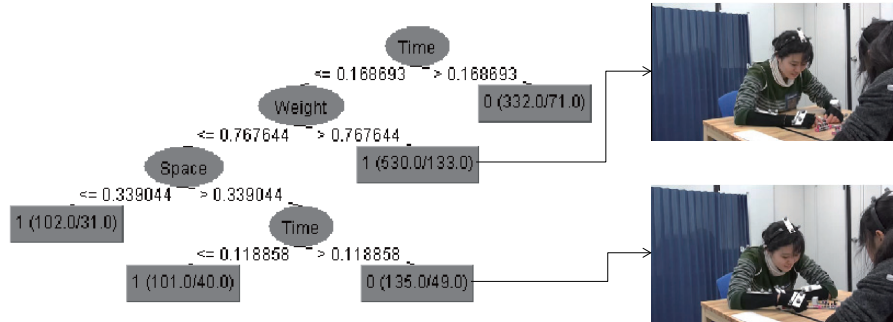


図 8 強区間抽出の木構造とシーン例
Fig. 8 An example of estimation of strong affection.

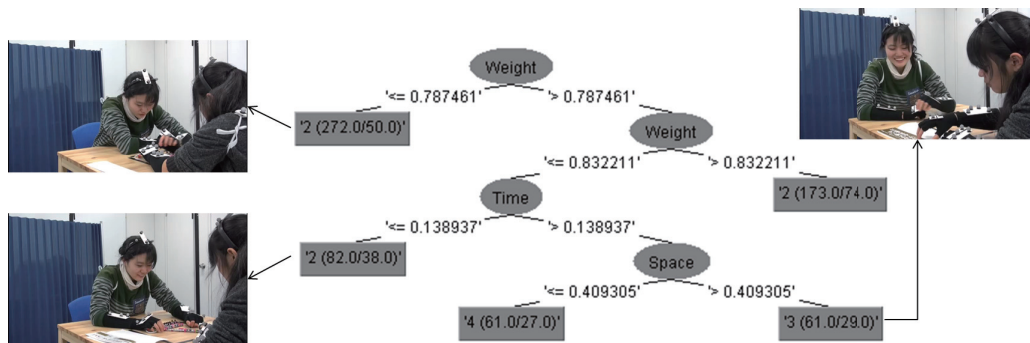


図 9 感情抽出の木構造とシーン例
Fig. 9 An example of the classification of affects.

勢でモノを観察しているような姿勢や、比較的高い視点でモノを見ながら機能を確認しているような場面が見られ、異なる動作や姿勢でも同じ感情が抽出されていることが分かった。また、「3:喜び」の感情では、身体動作が速くなり作業スペースも大きくなるシーンが多く見られた。ここで、正解ではなかった区間は全体の42.9%であるが、この中の46.2%は、真値の感情が切り替わる区間の前後5フレームの中に含まれていた。つまり、感情の切り替わり区間を除けば、誤りは全体の23.1%程度となる結果であった。また、4.2.1の強

弱と4.2.2の種類の双方が正しく分類されたのは3571フレームで、割合としては40.1%であった。

このようにして抽出された各感情の典型的なシーンの例を図10に示す。ここでは、生じた例が少なかった「5:眠気」を除く7感情の例を挙げている。それぞれの場面例には、各実験協力者のSpace / Weight / Timeの傾向と、その場面の特徴を付記している。たとえば「1:驚き」の場面としては、SpaceとWeightが大きく、Timeが中くらいの場面が典型的であった。主に、作業中に予想外の音が出たので、手をとめたり、また動かしたりと、メリハリがあるシーンが抽出された。今後詳細に分析を進める必要があるが、全体としては、快/不快がTimeと、活性/不活性がSpaceと対応するような傾向が見られた。

表 2 提案手法による感情の推定結果
Table 2 Classified affect by proposed method.

		推定値									
		全体	1	2	3	4	5	6	7	8	
真値	全体	8165	694	3249	1279	514	0	1425	653	351	
		100.0%	8.5%	39.8%	15.7%	6.3%	0.0%	17.5%	8.0%	4.3%	
	1	驚き	799	296	256	63	19	0	50	81	34
		9.8%	37.0%	32.0%	7.9%	2.4%	0.0%	6.3%	10.1%	4.3%	
	2	熱中	2757	108	2037	259	31	0	151	105	66
		33.8%	3.9%	73.9%	9.4%	1.1%	0.0%	5.5%	3.8%	2.4%	
	3	喜び	1324	89	400	647	74	0	29	75	10
		16.2%	6.7%	30.2%	48.9%	5.6%	0.0%	2.2%	5.7%	0.8%	
	4	満足	656	7	158	114	271	0	82	19	5
	8.0%	1.1%	24.1%	17.4%	41.3%	0.0%	12.5%	2.9%	0.8%		
5	眠気	58	10	0	2	2	0	36	8	0	
	0.7%	17.2%	0.0%	3.4%	3.4%	0.0%	62.1%	13.8%	0.0%		
6	退屈	1326	86	146	84	74	0	908	28	0	
	16.2%	6.5%	11.0%	6.3%	5.6%	0.0%	68.5%	2.1%	0.0%		
7	不快	658	24	76	90	37	0	108	323	0	
	8.1%	3.6%	11.6%	13.7%	5.6%	0.0%	16.4%	49.1%	0.0%		
8	不安	587	74	176	20	6	0	61	14	236	
	7.2%	12.6%	30.0%	3.4%	1.0%	0.0%	10.4%	2.4%	40.2%		

上段: 推定回数(n) 下段: 推定率(%)

5. 人による感情推定実験

5.1 実験概要

前章では、決定木を用いた感情推定手法について述べた。これに対し本章では、人による感情推定実験を行った。

まず、3章の実験で撮影したモノづくり中の作業者のビデオを、図6で感情の変化があった個所でトリミングし、同一の感情が続く動画を作成した。このうち、その人の強区間（協力者ごとに全ての感情の度合いを平均し、その平均値以上の値を持つ区間）を選択し、

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



図 10 抽出された場面の例
Fig. 10 Examples of extracted scenes.



図 11 評価実験の場面例
Fig. 11 Experimental scenery.

10 人の実験協力者（20～23 歳の男性 5 人女性 5 人）にそれらの動画を 1 つ 1 つ見せて、各動画で作業者がどのような感情を抱いているかを推定させた。決定木による感情推定と同様に、作業者の振る舞いのみから感情を推定させるため、音声は流さなかった。動画の合計時間は 2 時間 6 分であり、実験協力者には動画をランダムに提示した。

実験では、協力者が 1 つの動画を全て見終わってからその区間の作業者の感情について図 5 に示した感情群の中から選択させた。この際、動画の途中で特徴的な動作があっても、その動作のみを回答の判断材料としないように指示した。

アンケート後、動画ごとに 10 人中何人が正解したか、正解率を算出した。実験の場面例を図 11 に示す。

5.2 実験結果

結果を表 3 に示す。3.3 節の回答を真値としたときの、それぞれの推定感情の適合率と、推定された回数を示している。また、表中、各感情ごとに推定された

表 3 人による感情の推定結果
Table 3 Classified affect by human.

		推定値								
		全体	1 驚き	2 熱中	3 喜び	4 満足	5 眠気	6 退屈	7 不快	8 不安
真 値	全体	1970 100.0%	44 2.2%	1026 52.1%	334 17.0%	35 1.8%	33 1.7%	366 18.6%	34 1.7%	98 5.0%
	1 驚き	250 12.7%	3 1.2%	137 54.8%	55 22.0%	5 2.0%	1 0.4%	26 10.4%	4 1.6%	19 7.6%
	2 熱中	580 29.4%	8 1.4%	323 55.7%	100 17.2%	7 1.2%	10 1.7%	96 16.6%	14 2.4%	22 3.8%
	3 喜び	410 20.8%	15 3.7%	194 47.3%	92 22.4%	12 2.9%	7 1.7%	62 15.1%	5 1.2%	23 5.6%
	4 満足	120 6.1%	2 1.7%	54 45.0%	31 25.8%	2 1.7%	2 1.7%	26 21.7%	0 0.0%	3 2.5%
	5 眠気	20 1.0%	2 10.0%	10 50.0%	4 20.0%	3 15.0%	0 0.0%	1 5.0%	0 0.0%	0 0.0%
	6 退屈	250 12.7%	5 2.0%	112 44.8%	28 11.2%	2 0.8%	5 2.0%	77 30.8%	8 3.2%	13 5.2%
	7 不快	190 9.6%	5 2.6%	100 52.6%	13 6.8%	2 1.1%	5 2.6%	49 25.8%	2 1.1%	14 7.4%
	8 不安	150 7.6%	4 2.7%	96 64.0%	11 7.3%	2 1.3%	3 2.0%	29 19.3%	1 0.7%	4 2.7%

上段:推定回数(n) 下段:推定率(%)

割合が高かった上位 3 箇所を色づけしている。なお、表 3 の各感情の真値の推定回数が 10 の倍数になっているのは、10 人の実験協力者に感情推定させたためである。例えば「1:驚き」では、25 シーンの動画を 10 人に推定させたため、推定回数は 250 回となっている。結果としては、平均の推定率は約 21.1%で、各シーンが「2:熱中」であったと推定されるケースが多くみられるという結果となった。

6. 考察

6.1 感情の抽出結果について

本研究では、2 人 1 組の楽器製作を対象に、ラバン行動分析により 8 感情の推定を試みた。その結果、感情が強い区間においてチャンスレベル（12.5%）を大きく上回る約 60%の正解率で推定できることを示し

た。ここでは、単純な手法の組み合わせた手法を提案したが、この段階でこの精度で推定できているということは、今後の応用展開の可能性を示す結果である。なお、先行研究における結果では、Zacharatos らの研究^[19]において4種類の感情に対して約90%で推定可能という結果が出ている。精度向上のための課題として、ラバン特徴量そのものを見直すという方向性も考えられるが、それよりもむしろ、20分という短い実験時間を長くしてサンプルデータを増やすこと、決定木というシンプルな推定手法ではなく、得られたサンプルデータの性質に基づくより適切な推定手法の導入などが必須である。特に、強区間のなかでも特に強い区間の推定や、感情の切り替わりを高精度で推定できるようになれば、感情推定の精度が向上すると考えられる。

一方で、現状ではリアルタイム処理ができていないため、モノづくりの支援システム等に応用するには、リアルタイム化を実現する必要がある。この際、まずは万人向けのモデルで支援し、徐々に個人に特化する学習の仕組みが必要になると考えている。

6.2 人による感情推定との比較

5章の人による感情推定の結果は、チャンスレベル(12.5%)を超えるものの、我々の予想よりも低い結果となった。日常生活では人は相手の身体動作だけでなく音声や場のコンテキスト等の多種多様な情報から感情推定を行っていると考えられるが、実験では身体動作のみを用いる提案手法と可能な限り条件をそろえるため、映像から音声をカットしたことや各シーンをランダムに提示したこと等、日常生活とは異なる条件で推定を行ったことが正解率を低下させたと考えられる。また、人はよく知る相手に対しては感情を推定しやすいと思われるため、知人を対象とした場合にはより高い正解率が得られたかもしれない。提案手法では、ラバン特徴量-感情データセットからその作業者に特化した感情推定モデルを構築しており、この点において人よりも有利であったと考えられる。

作業者の表情を判断材料にできた点については提案手法よりも人の方が有利であると考えていた。例えば作業者が笑顔であれば喜びや満足等の快に属する感情であると推測することができる。そこで、熱中、喜び、満足の3つをまとめて快の感情、不安、不快、退屈の3つをまとめて不快の感情とし、快/不快を推定した場合の正解率を算出した。その結果、人による推定では63.9% (1210/1893)、提案手法では81.0% (6051/7471) の正解率であり、快/不快の推定であっても提案手法の方が高い精度で識別できていた。感情アンケート実験では、笑顔の表情であるにも関わらず不快に属する感情を選択する場合があった。

実験協力者によると、作業がうまく行かず不快であったが照れ隠しや愛想笑いをした、という理由を述べていた。快感情の有無で2種類の笑顔があることが知られているが^[23]、人が初対面の人間に対してコンテキスト等の情報無しに笑顔の欺瞞性判断を行うことは困難であったと考えられる。また、笑顔を偽ることも可能であるという報告もあるため^[24]、機械学習による感情推定において顔表情のみを用いる場合には照れ隠しや愛想笑いといった状況において快/不快の推定を行うことは難しい課題であると思われるが、提案手法と併用することでこのような状況においても正しく感情推定が行える可能性がある。

熱中、驚き、不安の3つをまとめて覚醒の感情、満足、眠気、退屈の3つをまとめて眠気の感情とし、快/不快の推定と同様に覚醒/眠気の推定を行った。その結果、人による推定では65.9% (734/1114)、提案手法では86.4% (4656/5386) の正解率であり、覚醒/眠気の推定においても提案手法の方が高い精度で識別できていた。眠気のフレームは他の感情と比べて非常に少なく(58フレーム)、満足と退屈のフレーム(それぞれ656、1326フレーム)が眠気に属する感情として識別できたことが正解率に大きく寄与している。眠気は主に目^[25]や瞬き^[26]の活動から推定できることが知られているが、これらの特徴により推定できるのは睡眠に入る前の状態であり、その状態よりも覚醒の度合いが比較的高い満足や退屈の感情については身体動作から推定する提案手法を併用することで補完できる可能性がある。

今後、Microsoft社のKinect等、従来のモーションキャプチャ技術等に比べ手軽な動作取得技術の発展とともに、より多くの動作と感情のデータセットが得られることができるようになり、これに基づく感情推定の精度向上も期待できる。また、ウェアラブルデバイスを利用した生体情報の利用が拡大したり、カメラの設置が進み、アンビエントに表情認識したりできるようになれば、これらを組み合わせて、より確実な感情推定が可能になると期待される。

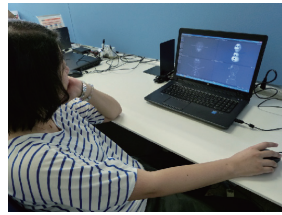
6.3 他のモノづくりへの適用について

本研究で提案した手法の特徴として、他のモノづくり作業への適用が容易に実現可能であることも挙げられる。図12に、半田ごてを使用した作業のクリエイティブな様子、及びPCを使用した作業のつまらない様子の2つの適用イメージを示す。工具を使って作業する場面でも、同じラバン特徴量を用いれば、低い姿勢で作業に熱中しているなど、姿勢が同じであれば、今回の実験とほぼ同様の精度で、感情が抽出できるであろう。実物体を用いない作業でも、PCでモデリングソフト等で作業している場合を考えると、Spaceを

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



本研究のラバン特徴量により感情推定可能な例



他のラバン特徴量を設定することで感情推定可能な例

図 12 他のモノづくりへの適用例

Fig.12 Example of Application for Other Kinds of Creation.

表す変数として頭部の向き、Time を表す特徴量として腕の速さの代わりにマウスの速度、などを計測しておけば、同じフレームワークにより、ある程度の精度で感情が抽出可能であると考えられる。

ただし、本研究では2人1組のモノづくりにおいて感情推定を試みている。3.2節で述べたように、これは実験協力者による感情表出を喚起するためであり、1人での作業では多様な感情を識別するのに十分な身体動作を計測しにくいという懸念がある。この点については、モノづくりのパートナーとなるエージェントをモノづくり支援システムに組み込み、ユーザに対して能動的に働きかけることで感情表出を喚起できると考えている。本研究の実験ではモノづくりが進展するなど状況が変化した場合に相手の顔を見るという振る舞いが多く見られた。その際に、顔を見合わせて笑う、手を止めて悩むなどの感情表出が起こっていた。このような働きかけをロボットやコンピュータグラフィックスのアバタで再現した場合でも感情表出を喚起することが可能であるか明らかにすることは今後の課題である。

7. おわりに

本研究では、モノづくりの場における多様な感情を抽出するため、ラバン行動分析を援用し身体動作からの感情の抽出を試みた。まず、litteBitsを用いてシンセサイザーを作成する実験を行い、身体動作計測と感情アンケートにより、身体動作と感情が対応したデータセットを得た。次に、両手と頭部の位置からなる面積をSpace、頭部の高さをWeight、60秒間の両手および頭部の速度の移動平均をTimeとするラバン特徴量を定めた。これをもとに決定木(j48)で身体動作と感情を対応づけた結果、感情の強弱について約70%、ラッセルの円環モデルに基づく8種類の感情について約60%で推定可能という結果となった。一方で、制約の多い条件下とはいえ、実験中の映像から人が感情推定した結果が約21.1%であった。これらは、本研究で提案した感情推定手法の、一定の有効性を示すもので

ある。今後、他の推定手法と組み合わせることで、推定率を向上させることも十分に可能である。

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、若手研究(B)16K16140等の支援によって行われた。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山本研究室の小澤照氏、浦部朋大氏(2015卒)、岡本海氏(2014卒)の協力を得た。ここに感謝する。

参考文献

- [1] アンダーソン, クリス(著), 関美和(訳): MAKERS 一世紀の産業革命が始まる, NHK 出版, (2012).
- [2] 秋山耀, 宮下芳明: プロジェクションマッピングによる電子工作体験支援, パーチャルリアリティ学会論文誌, Vol.20, No.2, pp.83-86, (2015).
- [3] Tsukada, K., Oki M., Watababe, K., and Akatsuka, D.: FabNavi: Support system to assemble physical objects using visual instructions, Fab10, (2014).
- [4] FabTable: http://fabos.sfc.keio.ac.jp/?page_id=9
- [5] 金崎健治, 浅野義弘, 渡辺仁史, 田中浩也: 3D ペンを用いた空中線画のスキル共有・支援システム, パーチャルリアリティ学会論文誌, Vol.20, No.2, pp.123-130, (2015).
- [6] Fabble: <http://fabble.cc/>
- [7] Cohen, I., Garg, A., and Huang, T. S.: Emotion Recognition from Facial Expressions using Multi-level HMM, Neural Information Processing Systems, (2000).
- [8] Rosenblum, M., Yacoob, Y., and Davis, L. S.: Human emotion recognition from motion using a radial basis function network architecture, Motion of Non-Rigid and Articulated Objects, pp. 43-49, (1994).
- [9] Michalak, J., Rohde, K., and Troje, N. F.: How we walk affects what we remember: Gait modifications through biofeedback change negative affective memory bias, Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry, Vol.46, pp.121-125, (2015).
- [10] ラバン, ルドルフ: 身体運動の習得, 白水社, (1985).
- [11] 中田亨, 森武俊, 佐藤知正: ロボットの身体動作表現と生成される印象とのラバン特徴量を介した定量的相関分析, 日本ロボット学会誌, Vol.19, No.2, pp.252-259, (2001).
- [12] 増田恵, 加藤昇平, 伊藤英則: ラバン理論に基づいたヒューマンフォームロボット身体動作の動作特徴抽出と表出感情推定, 日本感性工学会論文誌, Vol.10, No.2 pp.295-303, (2010).
- [13] Chi, D., Costa M., Zhao L., and Badler, N.: The EMOTE model for effort and shape, Proceedings of the 27th annual conference on Computer graph-

著者紹介

- ics and interactive techniques (SIGGRAPH '00), pp.173-182, (2000).
- [14] Bartenieff, I., and Lewis, D.: Body Movement: Coping with the Environment, Gordon & Breach Science Publishers, (1980).
- [15] 前田貴司, 高嶋和毅, 梶村康祐, 山口徳郎, 北村喜文, 岸野文郎, 前田奈穂, 大坊郁夫, 林良彦: 3人会話における非言語情報と「場の活性度」に関する検討, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.109, No.457, pp.73-78, (2010).
- [16] 大本義正, 戸田泰史, 植田一博, 西田豊明: 議論への参加態度と非言語情報に基づくファシリテーションの分析, 情報処理学会論文誌, Vol.52, No.12, pp.3659-3670, (2011).
- [17] 鈴木紀子, 阪田真己子, 稲田香織: 共同作業がうまくいくコツとは?—マシュマロ・チャレンジを例として—, 2014年度日本認知科学会第31回大会, pp.557-550, (2014).
- [18] 田中貴紘, 藤田欣也: ユーザの割込み拒否度を考慮した円滑な会話開始支援エージェント, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J92-A, No.11, pp.852-863, (2009).
- [19] Zacharatos, H., Gatzoulis, C., Chrysanthou, Y., and Aristidou A.: Emotion Recognition for Exergames using Laban Movement Analysis, Proceedings of ACM Motion on Games (MIG '13), Article 39, (2013).
- [20] Aristidou A., and Chrysanthou Y.: Motion indexing of different emotional states using LMA components, ACM SIGGRAPH Asia 2013 Technical Briefs (SA '13), Article 21, (2013).
- [21] Kim, W. H., Park, J. W., Lee, W. H., Chung M. J.: LMA based emotional motion representation using RGB-D camera, Proceedings of the 8th ACM/IEEE international conference on Human-robot interaction (HRI '13), pp.163-164, (2013).
- [22] Kumano, S., Otsuka, K., Mikami, D., and Yamato, J.: Analyzing Empathetic Interactions based on the Probabilistic Modeling of the Co-occurrence Patterns of Facial Expressions in Group Meetings, Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops (FG 2011), (2011).
- [23] Ekman, P., Davidson, R. J., and Friesen, W. V.: The Duchenne Smile: Emotional Expression and Brain Physiology: II, Journal of Personality and Social Psychology, Vol.58, No.2, pp.342-353, (1990).
- [24] Krumhuber, E. G., and Manstead A. S.: Can Duchenne Smiles be Feigned? New Evidence on Felt and False Smiles, Emotion, Vol.9, No.6, pp.807-20, (2009).
- [25] Ogilvie, R. D., Mcdonagh, D. M., Stone, S. N., and Wilkinson, R. T.: Eye Movements and the Detection of Sleep Onset, Psychophysiology, Vol.25, No.1, pp.81-91, (1988).
- [26] Caffier, P. P., Erdmann, U., and Ullsperger, P.: Experimental Evaluation of Eye-blink Parameters as a Drowsiness Measure, European Journal of Applied Physiology, Vol.89, No.3, pp.319-325, (2003).

(2016年5月31日受付, 8月31日再受付)

田中 一品



2011年京都工芸繊維大学大学院工芸科学研究科情報工学専攻博士後期課程修了。同年大阪大学大学院工学研究科知能・機能創成工学専攻特任助教。2015年関西学院理工学部特任講師。2016年大阪大学大学院基礎工学研究科システム創成専攻特任助教。人とインタラクションを行うエージェントやロボットの設計に興味を持つ。情報処理学会, 人工知能学会, ACM各会員。博士(工学)。

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 RO-MAN Best Interactive Presentation Award等受賞。ヒューマンインタフェース学会, 情報処理学会, 日本バーチャルリアリティ学会, 日本原子力学会, ACM各会員。博士(エネルギー科学)。

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年神戸大学助教, 2014年関西学院大学理工学部研究員, 現在に至る。ヒューマンインタフェース学会論文賞, IEEE RO-MAN Best Interactive Presentation Award等受賞。情報通信技術を用いたコミュニケーションの場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授, 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)。