

ラバン行動分析に基づく感情推定における身体動作の方向に着目した特徴量の検討

Features Focusing on the Direction of Body Movement in Emotion Estimation Based on Laban Movement Analysis

藤原 蒼太^{1*} 小林 史弥¹ 青柳 西蔵² 山本 倫也³
Sota Fujiwara¹ Fumiya Kobayashi¹ Saizo Aoyagi² Michiya Yamamoto³

¹ 関西学院大学大学院理工学研究科

¹ Graduate School of Science and Technology, Kwansai Gakuin University

² 駒澤大学グローバル・メディア・スタディーズ学部

² Faculty of Global Media Studies, Komazawa University

³ 関西学院大学工学部

³ School of Engineering, Kwansai Gakuin University

Abstract: 人の動作をセンシングし、理解する技術の開発が進んでいる。著者らは、感情などの内的状態の推定における身体表現理論であるラバン行動分析の普遍性に着目し、独自の特徴量を定義することで、ペアで行う楽器製作タスクやPC上でのデザイン制作タスクにおける感情推定への有効性を示してきた。本研究では、この特徴量をより一般化するために動作の少ない動画視聴タスクと様々な動作が生起するビスポークタスクを対象に、前後（縦）・左右（横）方向のどちらの動作が感情推定に寄与するかを、特徴量を定め、機械学習により評価した。その結果、動作の偏り（Space）の特徴量で横方向の特徴量が有効であるなど、縦横方向の検討が推定精度の向上につながる事が示された。

1 はじめに

情報技術を活用した内的状態・感情推定の研究が進んできているが、長年 Ekman による基本6感情（怒り、嫌悪、恐れ、幸福、悲しみ、驚き）における顔表情 [1] に基づいた研究が多かった [2][3]。しかし、Sato らが日本人は Ekman の理論に従わないことを明らかにする [4] など、実際には感情と顔表情の関係性について解明されていないという課題や、Ekman の理論も含め顔表情分析の多くが、意図的に喚起させた感情の表情を対象としており、自然な感情喚起の場面を対象とした研究は少ないという課題がある。

著者らは、身体動作を介して意図的に感情を表出させることは困難で、結果的に自然な表出となる点に着目し、2人1組で互いに協力しながら電子楽器を制作するタスク [5] や、1人でディスプレイウォッチのデザイン制作を行うタスク [6] などの自然な感情が喚起される場の生成と、その状況下での身体動作表情の解明を進

めてきた。これらの研究においては、身体表現（ダンス）理論を端緒とするラバン行動分析に基づいて、独自の身体動作特徴量を定義し、機械学習による感情推定を行うことで、身体表現理論と内発的な感情表出の親和性が高いことを示している。しかし、これらの研究では同一のラバン特徴量を用いており、動作に応じた最適化について考慮されていなかった。

本研究では新たに、身体動作を介した感情表出における人体の体軸に着目することにした。様々な姿勢推定や人体数値モデルに関する研究で体軸が利用されている点や、リハビリテーション医学やスポーツ医学で身体機能を評価する際に、関節の自由度毎の動きやすさに着目する点から、身体動作の定量化には体軸の要素は重要であると考えられるためである。また、Laban も身体を動かす Kinesphere と方向の関係性を論じている [7]。

そこで本研究では、2つの対照的なタスクをデザインした上で、身体動作の方向を考慮して特徴量を変更し、それらに基づく感情推定の結果を比較検討することで、様々なタスクに対応可能なラバン特徴量の性質について考察する。まず、1つ目のタスクは、先行研究

*連絡先：関西学院大学大学院理工学研究科人間システム工学専攻
〒669-1337 兵庫県三田市学園上ヶ原1番
E-mail: hct56892@kwansai.ac.jp



図 1: ラバン行動分析に基づく感情推定のための特徴量

のタスクと対照的な動きの少ない動画を視聴するタスク [8], 2つ目のタスクは, 立位や座位を含み様々な身体動作があるオーダーメイドの一種であるビスポークの場面を想定したタスクである [9]. これらのタスクでの SVM による感情推定の結果を評価することで, 身体動作の方向に着目したラバン特徴量の性質について議論する.

2 関連研究

2.1 感情推定における身体動作の重要性

人の身体動作には顔表情と同様に多くの情報があり, 感情を認識・推定する上で重要な要素であるとされている. 例えば, 顔表情と身体動作を同時に提示して感情を推定すると, 状況次第では身体動作の方が感情認識への影響が大きいという報告がある [10][11]. しかし, 身体動作に着目した感情研究には 2つの大きな課題が残されている. 1つ目は, 対象とする感情やシチュエーション, センシング手法, そして身体動作の定量化が各々の研究で異なり, 研究間で結果を比較することが難しいことが挙げられる [12]. これは, 表出される身体動作はコンテキストに大きく依存し, 身体動作を解釈するための変数が主観的かつ定性的に定義されている場合が多いことが原因とされる. つまり, 顔表情というところの Ekman の研究のような, 一定程度に様々な状況に対応できる手法の確立が困難とされている. 2つ目は, 日常的に起こり得る状況を対象とした研究が特に少ないことが挙げられる [12][13]. 人が自然に表出する動作から感情を推定することが必要とされる場面は多く存在するが (教育現場, 娯楽, 医療現場など), 実際にそのような場面を対象とすることは, 環境におけるセンシングや実験時の統制が困難なため, あまり研究が進んでいない.

2.2 ラバン行動分析

身体表現理論であるラバン理論では, 内的状態の表出において人の動作を複数の要素で抽象化している [14]. これに基づく従来の内的状態の表出の研究例では, ダンス中 [15] やスポーツゲームのプレイング中 [16], 歩行時 [17] の動作に対してラバン理論を活用している. 一方著者らの先行研究では, 人の心理状態と身体動作の関係性を記述しているラバン理論を行動分析・感情推定に応用したラバン行動分析 [7] の汎用性の高さに着目し, 身体動作から感情の推定を可能としている. ここでは独自に特徴量を定めることで, 2人1組で協力して行う電子ブロックの楽器製作中に表出される身体動作からの感情推定や [5], 1人で PC を用いてデザイン制作をするタスクにおける感情推定を行っている [18]. これらは学習モデルに SVM を使用し, 説明変数をラバン特徴量 (Space, Weight, Time; 詳細は 2.3 節で述べる), 目的変数をラッセルの円環モデル [19] に基づく感情 (喜び, 眠気, 不快, 満足など) とし, 機械学習を行っている. 本研究ではこれらの適用範囲の拡大を試みる中で, ラバン特徴量についての考察を行う.

2.3 ラバン特徴量とその課題

Laban 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 [14]. これは, 様々な動作を抽象化した表現法で, 身体動作と感情を対応付ける中間変数として利用することで, 身体動作の多様性に対応できると考えられる. 先行研究では, 態度や意欲等, 動きが生起してくる内側の衝動を表し, 感情との関連が深いと考えられる “Effort” に着目した. そして, Effort には 4 要素が存在するがその中で, 身体動作の方向的偏り度合いを表す “Space”, 身体動作の力強さを表す “Weight”, 身体動作の変化の慌ただしさを表す “Time” の 3つの要素を定量化したラバン特徴量として提案した (図 1; 計算式は文献 [5]). ここでは, Space を Direct/Indirect を表せる作業中の特徴量とし

て、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。Weight は、Strong/Light を表せる特徴量として、頭部の上下の位置を用いた。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た。このように、先行研究では自然な感情喚起の場面での感情推定に有効であることは示されたが、そのラバン特徴量の定義がほかのタスクにおいて最適かどうかは示されておらず、また身体動作の特徴の出やすさや性質と感情推定の精度の関係性について考察されていない。

そのため、本研究では2つの対照的なタスクを設定し、適用範囲の拡張を試みる。まず1つ目のタスクは、上記のタスクと対照的な動きの少ない場面に着目し、動画を視聴するタスクとした。このタスクには従来のタスクに比べ、視聴者一名がディスプレイに向かって動画を見るだけであるため動作がとても少ないという点と、狙った感情を喚起させられる、つまり感情喚起のタイミングが明確であるという点が特徴として挙げられる。そして2つ目のタスクは、立位と座位を含むタスクとして、オーダーメイドの一種であるビスポークの場面を設定する。このタスクには、販売員とのインタラクションを含むビスポークを模しているという点と、立位や座位を含む動作の大きさや種類が多いタスクだという点が特徴として挙げられる。これらの、双方のタスクでラバン特徴量を用いた感情推定の結果を評価することで、この手法の適用可能性とタスクへの最適化を検討する。

3 多様な動作とその方向に着目したラバン特徴量

3.1 Space

Space について、動画視聴時では、手の位置や顔の向き・位置があまり変わらないことから左右方向の体の偏りよりも、姿勢変化が起こりうる前後方向の体の偏りについて捉える必要があると仮定した。また計測環境による手の座標取得の精度を考慮し、先行研究の両手と頭部の面積でなく（図2左）、頭部と首、腰の三点の座標から求められる三角形の面積とした（図2右）。

以下に具体的な計算方法を示す。時刻 t 秒における頭部の座標を $p_h[t]$ 、首の座標を $p_n[t]$ 、腰の座標を $p_w[t]$ とし、頭部と首、腰と首から成るベクトルをそれぞれ $v_h[t]$ 、 $v_w[t]$ とすると式1、式2のように求まる。

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

$$v_w[t] = p_w[t] - p_n[t] \quad (2)$$

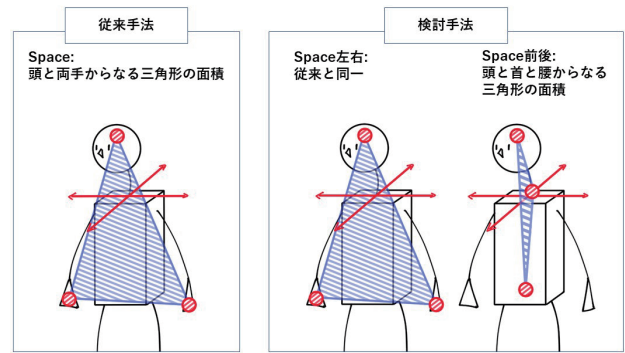


図 2: Space : 従来手法と検討手法

ここで、頭と首と腰の三点からなる三角形の面積を $Space[t]$ とする（(3) 式）。

$$Space[t] = \frac{1}{2} \sqrt{|v_h[t]|^2 |v_w[t]|^2 - (v_h[t] \cdot v_w[t])^2} \quad (3)$$

以上で求められる Space を以降 Space 前後と呼び、先行研究で定義された特徴量を Spaca 左右と呼ぶ。

3.2 Weight

Weight について、先行研究で用いられた頭部の上下の位置（図3左）では、姿勢変化の影響が大きく受けしてしまうことから、本研究では頭部と腰から成るベクトルと、そのベクトルの地面と垂直方向の成分を除いたベクトル（地面と水平）との角度を用いる（図3右）。また、これと比較するため、頭部と腰からなる角度は前後方向の力強さを捉えると仮定し、頭部と首と肩からなる角度が左右方向の力強さを捉える特徴量として定義した（図3中央）。

以下に具体的な計算方法を示す。前節で示した座標より頭部と腰からなるベクトル $v_s[t]$ を式4のように求

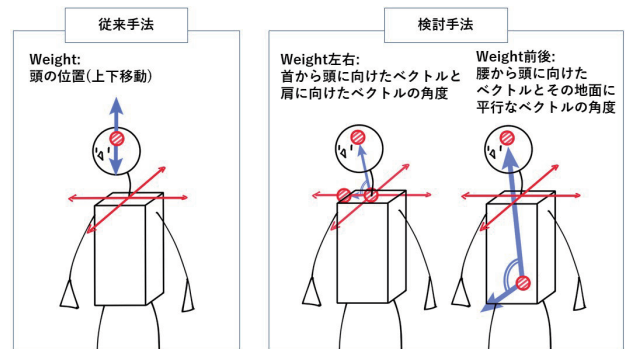


図 3: Weight : 従来手法と検討手法

める。

$$\mathbf{v}_s[t] = \mathbf{p}_h[t] - \mathbf{p}_w[t] \quad (4)$$

このベクトルの z 成分を除いたベクトルを $\mathbf{u}[t]$ とすると、これらのベクトルのなす角 $Weight[t]$ は式 5 で求められ、以降これを $Weight$ 前後と呼ぶ。

$$Weight[t] = \arccos \frac{\mathbf{v}_s[t] \cdot \mathbf{u}[t]}{|\mathbf{v}_s[t]| |\mathbf{u}[t]|} \quad (5)$$

また、時刻 t 秒における、左肩の座標を $\mathbf{p}_l[t]$ とし、前節で示した頭部の座標を用いた、左肩と首から成るベクトルを、 $\mathbf{v}_l[t]$ とすると (6) 式のように求まる。

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

前節で示した、 $\mathbf{v}_h[t]$ と $\mathbf{v}_l[t]$ のなす角 $Weight[t]$ は式 7 で求められ、以降これを $Weight$ 左右と呼ぶ。

$$Weight[t] = \arccos \frac{\mathbf{v}_h[t] \cdot \mathbf{v}_l[t]}{|\mathbf{v}_h[t]| |\mathbf{v}_l[t]|} \quad (7)$$

3.3 Time

Time について、先行研究では両手と頭部の速さを求めていたが (図 4 左)、本研究では特に動画視聴タスクで手が机に隠れるという計測環境の関係上、計測精度が低いことを考慮し、頭部のみの速さを求める (図 4 右)。また、先行研究ではその速さの 1 分間の移動平均を Time としていたが、実験時間の短いタスクではデータ数が確保できないという課題点や、特徴的な動作の値が丸め込まれる可能性が考えられる。そのため、本研究ではタスクによって適切に変更を加えられ、かつ移動平均ではなく特定の時間の最大の速さを Time とした (図 4)。

計算方法は、時刻 t 秒での頭部の速度 $\mathbf{v}[t]$ を式 8 で求める。

$$\mathbf{v}[t] = \mathbf{p}_h[t] - \mathbf{p}_h[t-1] \quad (8)$$

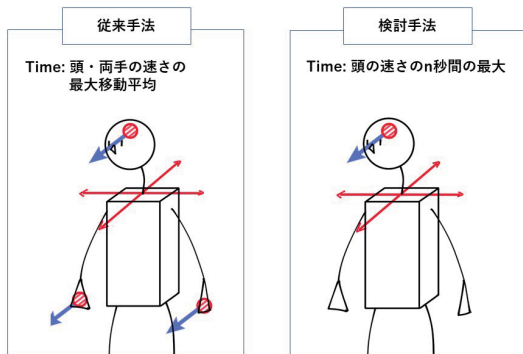


図 4: Time : 従来手法と検討手法

そして、指定する時間幅を n 秒とすると時刻 $t - (n - 1)$ 秒から t 秒までの n 秒間の中で最も速さが大きいものを $Time[t]$ とする ((9) 式)。

$$Time[t] = \max_{t-(n-1) \leq x \leq t} |\mathbf{v}[x]|, \text{ただし } \{t \mid t \geq n-1\} \quad (9)$$

これらの特徴量を、以降の各実験で得られた各個人の身体データから算出し用いた。ただし、Time についてビスポークタスクは実験の結果、実験時間の長さが十分に長いので先行研究と同様に $n = 60$ とし、動画視聴タスクでは、一つの動画視聴時間が 4 分と短いため $n = 10$ とした。

4 計測実験

4.1 動画視聴タスク

身体動作の種類が少なく、動作の大きさも小さいと考えられる動画視聴時を対象とするタスクをデザインした。ここでは、Russell の円環モデルにおける各象限の感情、「楽しい (覚醒・快)」、「恐怖 (覚醒・不快)」、「退屈 (非覚醒・不快)」、「癒し (非覚醒・快)」の 4 種類の感情を対象に研究を進めた。まず予備実験で、各感情のうち狙った感情が喚起しやすい動画をアンケートで選定し、刺激動画として用いた (図 5) [8]。



図 5: 選定した動画 (動画 URL は文献 [8])

次に、実験参加者に刺激動画を視聴させ、その際の身体動作計測実験を行った（図6）。また、各感情あたり4分間の刺激動画を見せたのち、実験時の様子を合成した映像を見せながら、どのような感情が喚起されたかを各動画で20箇所アンケートで回答させた。



図 6: 実験の様子

4.2 ビスポークタスク

身体動作や感情の変化が大きいと考えられる、販売員とのコミュニケーションで商品を購入するビスポークを対象とするタスクをデザインした。ここでは、実験のスーツ購入の際のインタビューから抽出した感情を対象に研究を進めた。実験は、スーツビスポークを模して折り紙を用いるビスポークタスクをデザインした。具体的には、座位で製作物を選択し（製作物選択工程）、立位で素材の折り紙を選択し（折り紙選択工程）、座位でカタログからデザインを選びPCに入力する（デザイン選択工程）をデザインした（図7）。そして、その3つの作業工程で構成されるビスポークタスクを行わせ、その際の身体動作計測実験を行った。また、WOZ法で実験者が操作する販売員役のロボット（RoBoHoN：SHARP社、図8）を用い、すべての工程で実際のビスポーク場面のインタラクションを再現した[20]。

スーツのビスポーク時に喚起される感情の抽出を行い、作成したコアアフェクトモデル（図9）にある8感情の内、どの感情がどの程度の強度（5段階評価：「1:全くそう思わない」～「5:非常にそう思う」）で喚起されたかをアンケートにより回答させた。

4.3 計測方法と結果

動画視聴タスクでは、関西学院大学に通う大学生・大学院生36人（男性18人、女性18人）に対して計測実験を行った。このうち17名の計測結果は、モーションキャプチャソフトウェア（iPi Mocap Studio 4、図10）を使用した際に、従来手法で使用する手首



図 7: ビスポークタスクの作業工程

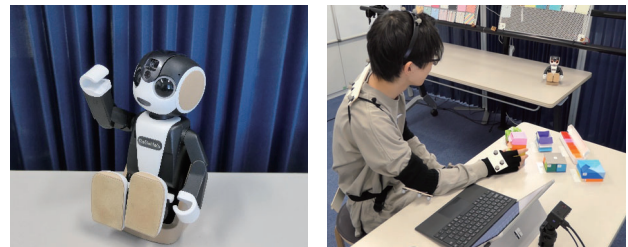


図 8: 販売員役の RoBoHoN

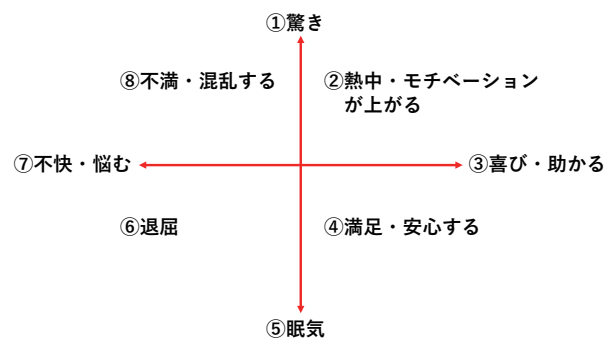


図 9: 構築したコアアフェクトモデル

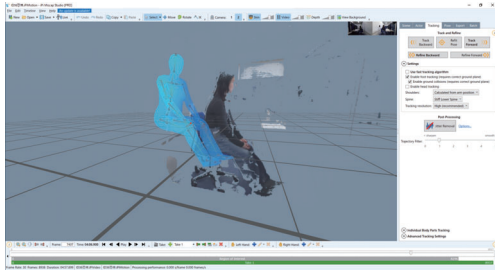


図 10: モーションキャプチャーソフトウェア使用時の画面：iPi Mocap Studio 4

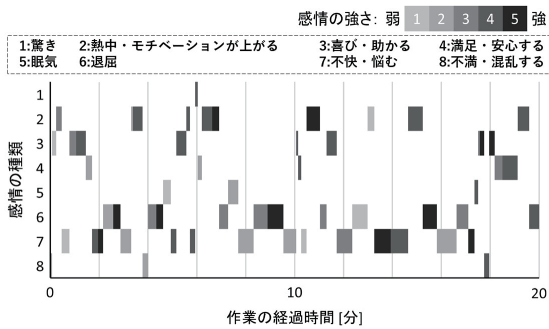


図 11: 感情アンケート結果の一例

のモーショントラッキングに失敗していたため、残る 19 人（男性 6 人，女性 13 人）の身体動作データを用いた。また、個人毎に（刺激映像）×（アンケート箇所）（= 80）の感情データが得られた。

ビスポークタスクでは、関西学院大学に通う大学生・大学院生 22 人（男性 11 人，女性 11 人）に対して計測実験を行った。こちらはモーションキャプチャーカメラ（Vicon Bonita 10：株式会社クレセント）で計測しており、データ欠損は補完することができ、全員分用いた。また、個人毎のアンケート結果から平均 28 箇所の感情データが得られた。そのアンケート結果の一例を図 11 に示す。

このようにして、各タスクで実験協力者の身体動作の計測結果と、タスクを行っている間に感情喚起したアンケート結果のデータを用いて感情推定に使用した。

5 感情推定と分析

5.1 SVM による感情推定

4 章の各タスクで計測し、計算した各特徴量のデータセットに対し、機械学習により感情推定を行い、その結果を比較して特徴量の分析を行った。感情推定については、学習モデルは教師あり学習である SVM（Support

Vector Machine）により構築し、Holdout 法による検証を行った。学習モデルは、MathWorks 社開発の数値解析ソフトウェアである MATLAB を用いて構築した。その際、SVM のカーネル関数に RBF カーネルを使用し、グリッドサーチと 10 分割交差検証を用いてハイパーパラメーターの最適化を行った。

5.2 推定精度の比較

5.1 節で述べた学習モデルにおいて、方向性に着目した特徴量の有効性を機械学習によって評価した。学習データとテストデータの割合は、学習:テスト = 8 : 2 となるように無作為に抽出し、各個人毎で学習と評価を行った。学習では目的変数をアンケートで回答させた感情のうち、自由回答の結果を除いた 8 クラス（7 感情と中性）とし、説明変数を 3 つのラバン特徴量として感情推定を行った。このとき説明変数で用いる特徴量について、Space と Weight において新特徴量と旧特徴量の各組み合わせで推定を行い、結果の比較を行った。

各タスクの結果を表 1 に示す。ビスポークタスクで正解率が最も高かった組み合わせは Space 左右・Weight 左右の場合で 80.41% となり、最も低かった組み合わせは Space 前後・Weight 前後の場合で 62.86% となった。また、動画視聴タスクで正解率が最も高かった組み合わせは Space 左右・Weight 左右の場合で 78.98% となり、最も低かった組み合わせは Space 前後・Weight 前後の場合で 65.84% となった。

表 1: 各タスクにおける推定精度の結果

タスク	Space	Weight	正解率 [%]	F 値 [%]
ビスポーク	前後	前後	62.86 (.09)	47.73 (.09)
	前後	左右	63.56 (.12)	51.09 (.08)
	左右	前後	78.52 (.07)	71.66 (.10)
	左右	左右	80.41 (.06)	74.70 (.09)
動画視聴	前後	前後	65.84 (.10)	52.87 (.10)
	前後	左右	75.44 (.09)	64.28 (.09)
	左右	前後	71.27 (.10)	59.33 (.13)
	左右	左右	78.98 (.09)	69.25 (.12)

平均（標準偏差）

また、各特徴量に着目して表 1 の正解率の平均を各タスクで取った結果、Space は Space 左右の方が推定精度が高く、Weight では Weight 左右の方が推定精度が向上するという傾向が、双方のタスクで見られた（表 2）。

したがって、本研究の身体動作の方向に着目したラバン特徴量では、Space と Weight の双方とも前後方向よりも左右方向を捉えた特徴量の方が、精度向上に寄与することが示された。

表 2: 特徴量毎に着目した推定精度の比較

特徴量	正解率 [%]	F 値 [%]
Space 左右	79.46 (.01)	73.18 (.02)
Space 前後	63.21 (.00)	49.41 (.01)
Weight 左右	71.98 (.08)	62.90 (.12)
Weight 前後	70.69 (.08)	59.70 (.12)
Space 左右	75.12 (.04)	64.29 (.05)
Space 前後	70.64 (.05)	58.58 (.06)
Weight 左右	77.21 (.02)	66.76 (.02)
Weight 前後	68.55 (.03)	56.10 (.04)
平均 (標準偏差)		

5.3 考察

5.2 節で示された結果より、正解率最大の組み合わせ (Space : 左右, Weight : 左右) と正解率最小の組み合わせ (Space : 前後, Weight : 前後) のモデルの結果について、個人毎の正解率に着目して Wilcoxon の符号付き順位検定を行った結果、有意差が認められた。そのため Space と Weight は、前後方向に着目した特徴量よりも、左右方向に着目した特徴量を使用した際の結果の方が総じて推定精度が僅かに高く、精度向上に有効な特徴量であることが示された。

これにより、動画視聴時のような人の身体動作が少ない場合や、ビスポークのようなインタラクションがあり動作の種類が多い場合においても、空間的広がり表現する Space では前後方向を捉えるよりも左右方向の広がりを捉える特徴量が適していると考えられる。同様に、動きの力強さを表す Weight では前後の姿勢変化よりも首を傾げるといった横方向の姿勢変化を捉える方が適していると考えられる。

また、動画視聴のような動きの少ないタスクに着目したとき、個人毎の正解率と個人毎の提案した特徴量の標準偏差との相関を調べたところ、Time に相関は見られなかったが (相関係数 : 0.10)、Space に正の相関 (相関係数 : 0.50)、Weight に正の相関 (相関係数 : 0.43) が示された。つまり、身体動作における広がりや力強さに変動が少ない実験協力者であるほど、感情推定の精度が下がることが示唆された。

6 おわりに

本研究では、ラバン特徴量の適用範囲の拡大と様々なタスクへの最適化に向け、2つの対照的である動画視聴タスクとビスポークタスクを対象に身体動作と感情の計測実験を行った。そこで、身体動作の方向に着目して提案するラバン特徴量の組み合わせにより推定精度の分析を行い、特徴量の適用について検討を行った。その結果、推定精度を比較すると、双方のタスク

とも正解率最大のもの (Space : 左右, Weight : 左右) と最小のもの (Space : 前後, Weight : 前後) の組み合わせが同様であり、ビスポークは約 18%、動画視聴は約 13% の向上が見られた。これにより動画視聴タスクのような身体動作の少ないタスクでも、ビスポークタスクのような動作の種類が多いタスクでもラバン特徴量の有効性が示され、より適切な特徴量についての考察が得られた。

Space と Weight について双方のタスクで左右方向の姿勢変化や広がりに着目した特徴量の方が、前後方向に着目した特徴量よりも精度向上に寄与することが示された。

今後は、この考察に従い特徴量の改良を行い、ほかの特徴量や推定手法を取り入れ、より汎用的なラバン特徴量を開発することで購買手順や商品の説明動画の視聴時やオンラインショッピングなどの場面への適用を進めたい。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 20H04096 などの支援による。

参考文献

- [1] Boucher, J.D., Ekman, P.: Facial areas and emotional information; Journal of Communication, Vol.25, pp.32-49, (1975).
- [2] 佐々木豊, 田島淳, 中澤基: 顔特徴量追跡による表情情報を用いた感性推定の検討, 農業情報研究, Vol.16, No.4, pp.205-211, (2007).
- [3] 三好遼, 橋本学, 長田典子: 顧客の満足度推定のための改良型 Conv-RNNs を用いた動画からの表情認識, 2020 年度精密工学会秋季大会, pp.1-2, (2020).
- [4] Sato, W., Hyniewska, K., Minemoto, K., Yoshikawa, S.: Facial Expressions of Basic Emotions in Japanese Laypeople. Frontiers in Psychology, Front. Psychol, pp.10-259, (2019).
- [5] 田中一晶, 山本倫也, 青柳西藏, 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).
- [6] 青柳西藏, 山崎陽一, 小野友己, 山本倫也, 長田典子: 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, ヒューマ

- ンインタフェース学会論文誌, Vol.22, No.1, pp.1-12, (2020).
- [7] Bartenieff, I., and Lewis, D.: *Body Movement: Coping with the Environment*, Gordon & Breach Science Publishers, (1980).
- [8] 小林史弥, 荻光輝, 青柳西藏, 山本倫也: 感情喚起の個人差に着目した目元-感情データセットの構築と機械学習による評価, ヒューマンインタフェース学会研究報告集, Vol.24, No.3, (2022).
- [9] 藤原蒼太, 小林史弥, 青柳西藏, 杉本匡史, 山本倫也, 長田典子: ラバン特徴量に基づく感情推定手法のビスポーク場面への適用に関する検討, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2021 論文集, pp.570-573, (2021).
- [10] Meeren, H. K., van Heijnsbergen, C. C., de Gelder, B.: Rapid perceptual integration of facial expression and emotional body language; *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America (PNAS)*, Vol.102, No.45, pp.16518-16523, (2005).
- [11] Van den Stock, J., Righart, R., de Gelder, B.: Body expressions influence recognition of emotions in the face and voice; *Emotion*, Vol.7, No.3, pp.487-499, (2007).
- [12] Kleinsmith, A., Bianchi-Berthouze, N.: Affective Body Expression Perception and Recognition: A Survey; *IEEE Transactions on Affective Computing*, Vol.4, No.1, pp.15-33, (2013).
- [13] Witkower, Z., Tracy, J. L.: Bodily Communication of Emotion: Evidence for Extrafacial Behavioral Expressions and Available Coding Systems; *Emotion Review*, Vol.11, No.2, pp.184-193, (2018).
- [14] ルドルフ・ラバン: 身体運動の習得, 白水社, (1985).
- [15] Aristidou, A., Chrysanthou, Y.: Feature Extraction for Human Motion Indexing of Acted Dance Performances; 2014 International Conference on Computer Graphics Theory and Applications (GRAPP), (2014).
- [16] Dewan, S., Agarwal, S., Singh, N.: Laban Movement Analysis to Classify Emotions from Motion; Tenth International Conference on Machine Vision (ICMV 2017), 106962Q, (2017).
- [17] Crane, E. A., Gross, M. M.: Effort-Shape Characteristics of Emotion-Related Body Movement; Tenth International Conference on Machine Vision (ICMV 2017), 106962Q, (2017).
- [18] 小野友己, 青柳西藏, 杉本匡史, 山本倫也, 長田典子: ラバン特徴量の表出タイプ分類に基づく感情推定手法のデザイン制作への適用, ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol.23, No.3, pp.359-372, (2021).
- [19] Russell, J. A.: A Circumplex Model of Affect, *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol.39, pp.1161-1178, (1980).
- [20] 小林 史弥, 杉本匡史, 青柳西藏, 山本倫也, 長田典子: ビスポーク場面における販売員の発話内容のモデル化とコミュニケーションロボットを用いた実験による評価, ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol.24, No.4, pp.263-272, (2020).