Vol.2017-HCI-171 No.32
2017/1/24

モノづくりの場における感情抽出を目的とした ラバン特徴量の自己組織化マップに基づく評価

谷川 力斗[1]　山崎 陽一[1,a)]　山本 倫也[1,b)]　長田 典子[1]

概要：ダンスの分野で著名なラバン理論を行動分析・感情推定に応用するラバン行動分析が様々な分野において提案されている．これは，Space，Weight，Time の 3 つからなるラバン特徴量により分析する手法であるが，特徴量の設計は，ラバン理論では明確に定義されてはいない．本研究では，モノづくりの場におけるラバン特徴量による感情推定の問題を対象に，先行研究で提案した特徴量に対して，自己組織化マップによる評価を行い，不快・不安の分離可能性が高まることを示した．

Evaluation of characteristics for Laban Movement Analysis by using Self-organizing Map to Extract Affect in Personal Fabrication

Tanigawa Rikito[1]　Yamazaki Yoichi[1,a)]　Yamamoto Michiya[1,b)]　Nagata Noriko[1]

1. はじめに

近年，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とともに，デジタルファブリケーションが広がりを見せている [1]．また，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，FabTable[2][3]，Fabble[4] 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の支援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作業を，過程よりも出来栄えに喜びを感じるユーザには簡単につくれてデザイン性の高いモノづくりを，それぞれ提案すれば，高い満足感を与えられると考えられる．このためには，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を提案する仕組みが必要になる．

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 [5] に着目している [6]．ラバン理論を行動分析・感情推定に応用する方法（ラバン行動分析）は，考え方が提案されている [7] ものの，ロボットによる人の感情推定手法としての応用が提案されている [8] 程度で，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．一方，我々の先行研究では，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]を用いて 2 人 1 組の実験協力者に楽器製作を行わせるというタスクにおいて，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，決定木 (j48) で身体動作と Russell の円環モデル [9] に基づく 8 種類の感情を対応づけた結果，約 60%で推定可能であることを明らかにしている [10]．

ここで，先行研究で使用した決定木は，身体動作と感情の対応関係が理解しやすいという特徴があった．しかし，その分類ルールは線形モデルに基づくもので，精度面では不利である．そこで本研究では，自己組織化マップを用いて，ラバン特徴量の評価を行うこととした．

1 関西学院大学
Kwansei Gakuin University, Sanda, Hyogo 669–1337, Japan
a) y-yamazaki@kwansei.ac.jp
b) michiya.yamamoto@kwansei.ac.jp

*1 http://jp.littlebits.com/

© 2017 Information Processing Society of Japan

2. 先行研究の概略

2.1 実験概略

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．

実験の前半では，KORG 社の “littleBits” を用いて 2 人 1 組の実験協力者に楽器製作を行わせて，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．モーションキャプチャでは，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，両実験協力者の両手首，両腕，頭部，背中につけた．

後半では，前半の実験終了直後に，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 1 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．

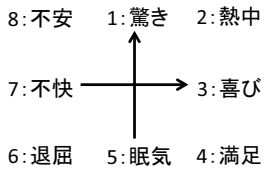

図 1 アンケートで用いた感情
Fig. 1 Affects to be selected in the questionnaire.

2.2 定めたラバン特徴量

上述の実験で，身体動作と感情が対応づいたデータセットが得られる．先行研究では，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，本研究では，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 つを用いることとした．具体的には，図 2 に示すように，Space については，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 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．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．

図 2 ラバン行動分析のための特徴量
Fig. 2 The amount of characteristics for Laban Movement Analysis.

2.3 決定木による感情推定

先行研究における感情推定は，二段階で行った．まず，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する感情の強弱の推定を行った．次に，感情の強区間において，Space と Weight，Time の値を説明変数，感情の種類を目的変数とし，感情の種類の推定を行った．いずれも，葉の最小個体数は 50 とし，決定木（j48）を用いた．これは，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ためである．

この結果の例として，感情の種類の推定結果を表 1 に示す．ここでは交差検証（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．

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．

表 1 提案手法による感情の推定結果
Table 1 Classified affect by proposed method.

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

上段：推定回数(n)　下段：推定率(%)

© 2017 Information Processing Society of Japan

3. 自己組織化マップによる評価

3.1 ラバン特徴量の独立性

まず，感情群とラバン特徴量の関係性の大まかな傾向を捉えるために，ラバン特徴量毎のヒストグラムを作成した．作成したヒストグラムの例を (図 3・4) に示す．ここでは，代表的な感情を選び，重ね合わせて，最頻値に○印を打っている．結果より，Space が大きくなる程高活性であることが見られ，Time においては，大きくなるほど快であることが視覚的に見られた．よって定めたラバン特徴量が独立しており，これに基づきラッセルの円環モデルに基づく感情推定が可能になるという仮説が立てられる．

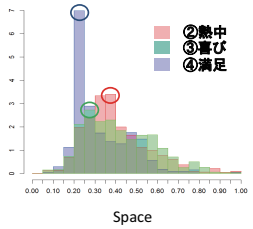

図 3 Space のヒストグラム
Fig. 3 Histogram of Space.

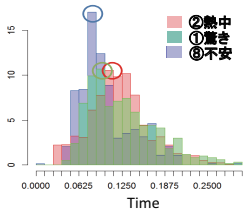

図 4 Time のヒストグラム
Fig. 4 Histogram of Time

3.2 自己組織化マップによる分類

先行研究の決定木ではデータを特徴量による直交的な分類を行っていたが，斜めや非線形的な分類は行えていなかった．今回非線形的な分類方法を用いることで感情推定の精度をより高め，ラバン特徴量の妥当性の評価を行うために自己組織化マップ (SOM) を用いることとした．SOM は，高次元の入力データを競合学習によって二次元平面上に非線形写像するデータ解析の方法で，顔の表情カテゴリーの分類や，個人固有の特徴抽出にも用いられている [11].

本研究で用いた SOM のアルゴリズムは以下のとおりである．まず入力ベクトルを $\boldsymbol{x(t)} = (x_{Space}(t), x_{Weight}(t), x_{Time}(t))$ として考える．ここで $x_{Space}, x_{Weight}, x_{Time}$ の値はそれぞれラバン特徴量の Space，Weight，Time のそれぞれの値で t はデータ数である．分析の結果として，出力層（Kohonen 層）が構成され出力層は $n \times m$ 個の空間（図 5）のように対応して重み $\boldsymbol{M_{n,m}} = (M_{Space}, M_{Weight}, M_{Time})$ のベクトルの集まりとして現れる [12].

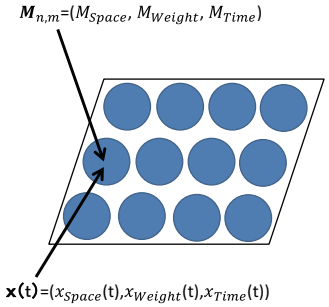

図 5 SOM の利用
Fig. 5 Usage of SOM.

このアルゴリズムを R 言語を用いて実装した．データ数 8000 の全データを入力とし，出力層は 60 × 60 として，SOM のアルゴリズムで分類し，各感情を色つきの数字で表した．この結果を図 6 に示す．この結果からすべてのデータを SOM で分類した場合，各感情を独立的に分類することは難しいことが分かった．

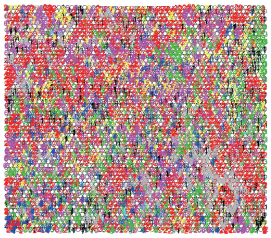

図 6 全データでの自己組織化マップ
Fig. 6 SOM by using all data.

ここで先行研究の決定木の分類において，特徴量 Weight が木構造の分類に大きく影響している特徴を持った人と 3 つの特徴量がバランスよく木構造に反映された人に大きく分かれる傾向が見られた点に着目した．これは後から映像で振り返って見たところ，肘をつきながら作業を行っている場合や，手をあまり動かさず手先だけで作業を行っている場合に，特徴量 Weight が大きく影響していたからである．そこで，このパターンの実験協力者 4 人を Weight 重視型，また 3 つの特徴量がバランスよく影響したパターンの実験協力者 4 人をバランス型と呼ぶことにする．Weight 重視型とバランス型の双方で自己組織化マップを作成した結果を図 7，図 8 に示す．ここでは入力データ数が 2000 程度であることを考慮して出力層は 20 × 20 で SOM のアルゴリズムを実装した．これらから Weight 重視型では感情②・③・④・⑥，バランス型においては感情②・③・⑥・⑧について分解能が高そうであった．

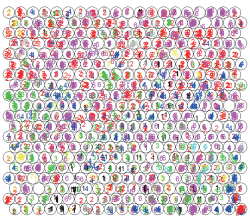

図 7 Weight 重視型
Fig. 7 Weight-separated.

図 8 バランス型
Fig. 8 Balanced-separated.

© 2017 Information Processing Society of Japan

3.3 頻度マップによる検証

SOM の出力層上の各ピクセルに各感情がどのくらいの頻度で分類され，個別の領域はどのように分布されたか見るために，3 次元頻度マップを作成した．出力層の左上がマップの奥，右下がマップの手前に対応する．

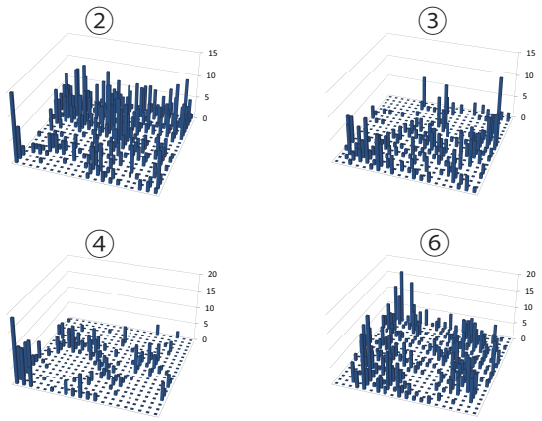

図 9 Weight 重視型の頻度マップ
Fig. 9 Frequency map of Weight-separated.

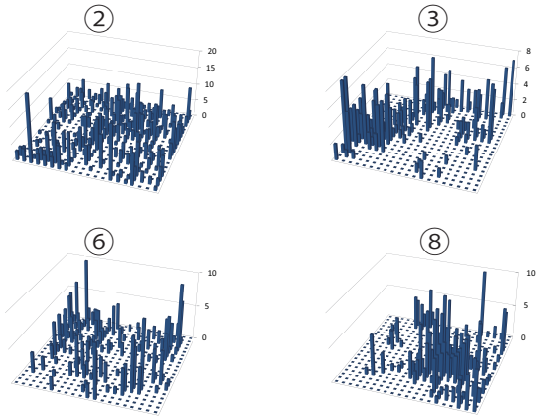

図 10 バランス型の頻度マップ
Fig. 10 Frequency map of Balanced-separated.

頻度マップから Weight 重視型とバランス型に分けて考えた際には②・③・④・⑥・⑧の感情については個別の領域として抽出できていることが分かった．決定木では⑧の感情の推定率が低かったのに対して自己組織化マップを用いることで⑧の感情の推定率が上がると考えられる．

なお図では示していない他の感情については以下のことがいえる．①・⑤は Weight 重視型において，領域を分類できる傾向はみられるがデータ数が少ないため明らかではない．⑦は自己組織化マップ上において分類することが難しくなっている．これはデータ数が少ないことや，他の感情とかぶっている可能性が考えられ今後検討していくことが求められる．

4. おわりに

本論文では自己組織化マップを用いることで定めた 3 つのラバン特徴量に適切な感情抽出を行う分解能があるのかの評価を行った．入力データを Weight 重視型とバランス型に分けて行うことで，②・③・④・⑥・⑧の感情においては個別の領域を抽出することができた．今後データ数を増やして他の感情においても特徴的な性質を分析していくことで推定率向上の可能性がある．

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 等の支援によって行われた．

参考文献

[1] アンダーソン クリス (著)， 関美和（訳）: MAKERS―世紀の産業革命が始まる, NHK 出版, (2012).
[2] FabTable: http://fabos. sfc. keio. ac. jp//page_id=9
[3] 金崎健治，淺野義弘，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，バーチャルリアリティ学会論文誌，Vol.20, No.2, pp.123-130, (2015).
[4] Fabble: http://fabble.cc/
[5] ラバン，ルドルフ: 身体運動の習得，白水社, (1985).
[6] 岡本海, 青柳西蔵, 山本倫也, 長田典子: モノづくりの楽しさを共有する映像制作のための感性特徴量の指標化手法の検討, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2014 DVD-ROM 論文集, pp.539-542, (2014).
[7] Bartenieff, I., and Lewis, D.: Body Movement: Coping with the Environment，Gordon & Breach Science Publishers, (1980).
[8] Woo, H. K., Jeong W. P., Won H. L., H S. L., and Myung J. C.: 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).
[9] Russell, J. A.: A Circumplex Model of Affect, Journal of Personality and Social Psychology, Vol.39, pp.1161-1178, (1980).
[10] 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).
[11] 石井雅樹，佐藤和人，間所洋和，西田眞: 自己写像特性を用いた顔表情カテゴリーの抽出と感情空間マップの生成, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J91-D, No.11, pp.2659-2672, (2008).
[12] Kohonen T.,Somervuo P.: Self-organizing maps of symbol strings, Neurocomputing, Vol.21, No.1-3, pp.19-30, (1998).

© 2017 Information Processing Society of Japan