

ExPression: 抽象的なグラフィックスを用いた感情可視化手法の提案と分析

宮脇亮輔^{†1, a)} 外村佳伸^{†2, b)}

概要: 感情は日常生活において切り離すことのできない要素である。とくに他者とのコミュニケーションにおいて、感情は重要なシグナルである。本研究では、感情が十分に表出/認知することができないシチュエーションに注目し、抽象的なグラフィックスのパラメータと感情 (Valence, Arousal を指し以下 VA と記す) を対応付ける可視化手法 “ExPression” を提案する。この提案手法を用いることによって、先に述べたシチュエーションであっても、グラフィックスを介して他者と感情を含めたコミュニケーションが可能となる。さらに、抽象的であることによって複数人の感情も一つのグラフィックスとして表現することが期待できる。また本稿では、予備実験として ExPression のプロトタイプを用いて、12 名の被験者がグラフィックスのパラメータと感情を対応付けた。その結果、VA とグラフィックスの形状・アニメーションに有意な相関がみられた。その一方で、VA と色彩 (hue) の関係は複雑であり、実験手法を改善して再検証する必要があると考察した。

1. はじめに

感情は日常活動において切り離すことのできない要素である。たとえば、あなたが恋人とその日に起こった楽しい出来事を共有するとき、自然と嬉しさや楽しさの感情が湧き、笑顔になるだろう。また、あなたが親から理不尽なことで叱られたとき、悔しさがこみ上げてくる一方でそれを表に出すことができず、目を鋭くし、唇を噛むだろう。

こういった例からわかるとおり、感情と身体は相互に影響し合っている。とくに表情は感情を表出/認知するにあたって重要な部位であることは経験的に明らかである。

それゆえに、そのような表情を伝達することができないシチュエーション (e.g. 匿名でのオンライン対話, 多人数相手のオンライン授業/会議等) では、感情を十分に伝達できない。その結果、相手の理解度や集中度, 多人数の場合の場の雰囲気などの把握に必要な情報のフィードバックを欠くことにつながる。

たとえばオンライン会議ツールを用いてプレゼンテーションを行うとき、本来は相手の顔を見てよい/悪い反応を確認しながら進行したいと考える。しかしながら、参加者が多い場合には参加者のカメラとマイクをオフにすることが多く、顔と音声のフィードバックを得られない。

本研究ではこのような背景に着目し、顔画像の入力に基づき感情を推定し、その推定された値を抽象的なグラフィックスのアニメーションとしてリアルタイムに置き換える “ExPression” を提案する。この ExPression を利用することで、「グラフィックスを媒介して感情を伝達する新しいコミュニケーション手段」を提供できると考えている。また感情の推定には Web カメラからの顔画像を入力とし

て用いるため導入が容易であり、複数人でのシチュエーションにも容易に対応できる。

本研究では、方式の要となる感情からグラフィックスへの対応付けに関する予備実験を実施し、抽象的なグラフィックスのパラメータと感情 (VA) の関係性を明らかにした。これにより、実際に提案手法を使用した際に、ユーザの感情が正しく表現され、伝わることを期待できる。

2. 関連研究

2.1 感情のモデル

感情モデルは Russell[1] が提案する円環モデル (Circumplex model of affect) を採用した。このモデルは感情を 2 次元平面 (Valence: 快-不快, Arousal: 覚醒-沈静) の円環内に附置されるものとしており、感情を連続値として扱うことができるためである。本研究では VA それぞれの値を円環に附置されたものとして使用することとし、VA Space として VA の範囲を定義した:

$$VA\ Space = \{(V, A) \in \mathbb{R}^2 | V^2 + A^2 \leq 1\} \quad (1.1)$$

本式は VA が 2 次元の単位円内の座標に附置されていることを示す。VA Space は、後述する予備実験の感情パターンの選定に利用する。

2.2 感情推定のデータベースと手法

本研究では入力顔画像に対して CNN 回帰モデルを学習させる際に、Mollahosseini et al.[2] による感情推定のためのデータベース “AffectNet” を使用した。AffectNet は “Affect from the InterNet” に由来し、顔画像は 3 つの異なる検索エ

†1 龍谷大学 理工学部

†2 龍谷大学 先端理工学部

a) t170540@mail.ryukoku.ac.jp

b) tonomura@rins.ryukoku.ac.jp

ンジンを使用して、1,250 個の感情に関するタグを英語、スペイン語、ポルトガル語、ドイツ語、アラビア語、ペルシヤ語で収集されたものである。

このデータベースは 450,000 セットものの画像と正解ラベル (VA と 8 種類の感情カテゴリ) がアノテーターによってアノテートされている。さらに “in-the-wild setting” という、自発的でコントロールされていない状態の顔画像を対象としていることが特徴である。また本研究では用いていないが、画像だけでなく動画像と音声のデータを含むデータベース[3]、そしてマルチモーダルに感情を推定する研究[4]、[5]も存在する。

学習に用いるネットワークは Guo et al.[6]に倣い、重みが軽量なものを採用した。これは本研究の目的から、コミュニケーションの手段として用いることを念頭に置いており、必然的にリアルタイム性を必要とするためである。

2.3 感情の可視化

本研究では感情をグラフィックスによって可視化するが、それに類似した研究がいくつか存在する[7]、[8]。

そして本研究に最も影響を与えた研究の一つが Cernea et al.によって提案された Emotion-prints[9]である。この Emotion-prints では、まず EEG(electroencephalograph: 脳波計)を用いて VA 推定を行う。そして得られた VA を 2 次元平面としたとき、それぞれの軸の正負の方向をグラフィックスのパラメータと対応付ける。たとえば Valence は水平の方向で形状に関係し、low-high に変化するとき形状が sharp-curvy に変化する。また同時に、low/high の程度が大きくなるにつれて、アウトラインのキザギザした/波打った形状の個数が増加する。一方で Arousal はアニメーションの速度と色相を対応付けており、Arousal が low-high に変化するときアニメーションの速度は slow-fast に、そして色相は blue-red に変化する。

Emotion-prints はリアルタイム性、そして抽象的なグラフィックスを利用するという点において本提案手法のコンセプトと非常に近い関連研究である。

3. Expression: 感情可視化手法の提案

§1 で示したとおり、本研究は感情を十分に伝達できないシチュエーションに着目している。本提案手法の Expression は、抽象的なグラフィックスのアニメーションと感情を対応付けることで、そのようなシチュエーションにおいて有効な解決策を提供することができる。

Expression のコンセプトを図 1 に示す。図では簡単のために、ユーザを感情表出者とグラフィックス観測者に分けているが、実際には各ユーザが感情の表出者でありかつグラフィックス観測者であることを断っておく。さらに本提案手法は、N 対 M 通信 (実際にはユーザが送受信の両端を同時に動かすため N 対 N 通信) を実装している。そのた

め、2 名以上での利用も可能である。

図 1 に示したとおり、ユーザ A (感情表出者) の顔画像から VA 値が推定され、その値をもとにグラフィックスが描写される。そしてユーザ B (グラフィックス観測者) は、ユーザ A の感情を表すグラフィックスを認知し、感情を理解することができる。この感情とグラフィックスの変換と認知の一連の流れが、本提案手法のコンセプトの最も重要な点である。

そして、CNN 回帰モデルを実際に用いてグラフィックスを描写した例を図 2 に示す (ただし図中のグラフィックスは現在調整中のものである)。

4. Expression のプロトタイプ

4.1 システム要件

本提案手法のハードウェアは、PC (Windows, MacOS, または Linux を搭載したもの) と Web カメラさえあれば動作の条件を満たす。

そしてソフトウェアとしては、Python と JavaScript (加えて Node.js と HTML, CSS) によって動作する。またそれらのライブラリとして、Python では Numpy と Keras, OpenCV, ØMQ(ZeroMQ)が求められ、JavaScript では Node.js のパッケージである wss(web socket server)と ØMQ, そして描画ライブラリとして p5.js が必要である。

4.2 処理全体の流れ

Expression の処理の流れを図 3 に示す。

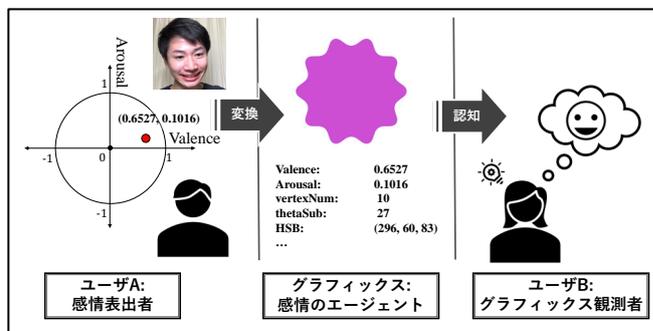


図 1 Expression のコンセプトの概要 (片方向の場合)

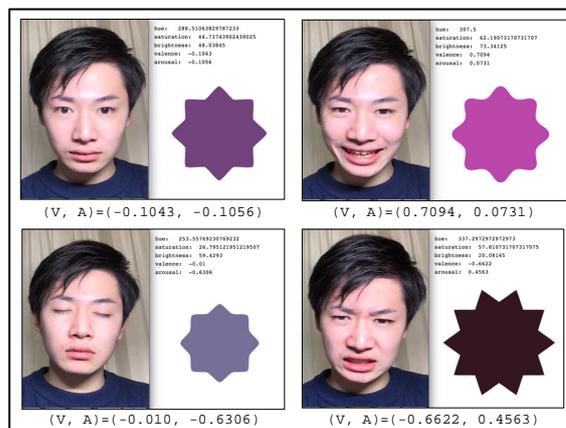


図 2 Expression の動作例 (図は 1 名での利用)

まずユーザ(client)は、入力画像として RGB の 3 チャンネルで各々が 8 bit, そしてサイズが 96 x 96 の顔画像を CNN 回帰モデルに入力する (図の左上). 次に, 学習済みの CNN 回帰モデルによって VA 値が推定される (図の右上). 次に, 各 client は推定された VA 値を server に送信し, server は client(s)の VA 値の平均等を計算する (図の中央). そして server は計算済みの値を client(s)に送信し, client(s)はその値を基にグラフィックスのパラメータ (e.g. 形状, アニメーション, 色彩) を決定する (図の左下). 最後に client(s) は, 決定されたパラメータと描写アルゴリズムに従って感情を表す抽象的なグラフィックスを描写する (図の右下).

4.3 CNN 回帰モデルの学習／推定値の処理

§2.2 で述べたとおり, 本提案手法では CNN 回帰モデルの学習用画像データベースに *AffectNet*[2]を, そしてネットワーク構成は Gao et al.[6]に倣った. 学習のライブラリとしては Keras(tf.keras)を用いた.

AffectNet は現時点で train データと validation データのみが配布されており, test データは配布されていない. そのため学習可能な train データの 320,739 セットを分割し, train 用データとして 256,592 セット, validation 用データとして 64,147 セットを使用した(validation_split=0.2). そして, validation データの 4,500 セットを test 用データとして利用した.

その他のハイパーパラメータも Gao et al.に倣って設定した. 損失関数と評価関数についても, 当該論文と同様のものを使用した. CNN 回帰モデルの学習の結果については, 本提案手法のコアとなる部分ではないため省略する.

作成した CNN 回帰モデルを使用する際には画像の前処理が必要である. 前処理としては, Web カメラからの画像に対して OpenCV のカスケード分類器を用いて, 顔画像のみとなるようにトリミングを行った. 加えて, 画像サイズ

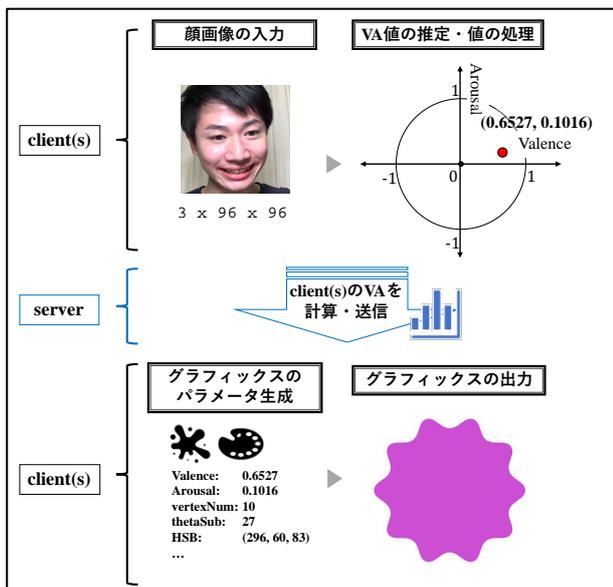


図 3 ExExpression の処理 (図中の値と出力は目安)

表 1 予備実験における調査対象のパラメータ

表示名	パラメータ名	パラメータの説明	値の範囲 (from, to)
形状: 尖形-円形	thetaSub	外側と内側に複数個ある凹凸図形の尖形-円形の程度を決定する	(9, 45)
頂点の数: 少ない-多い	vertexNum	凹凸図形のセット数を決定する	(8, 28)
盛り上がり具合: 小さい-大きい	length Coefficient	中心の円と外側の尖形-円形の頂点との距離(length)にかけられる係数を表す	(0, 2)
アニメーションの振幅: 小さい-大きい	amplitude	大きさが三角関数sin(Theta)で周期的に変化するときのsinの係数を表す (i.e. 振幅)	(0, 1)
アニメーションの速度: 遅い-速い	thetaBeat	フレーム毎に度数法における角度Thetaへ加算される数値を表す (i.e. アニメーションの周期の長さ)	(0, 10)
色相	hue	カラーモデルをHSBとしたときのhueを表す	(0, 360)

を 96 x 96 となるようにリサイズした. その後, トリミングされた画像の各チャンネルを正規化し, 作成した CNN 回帰モデルに入力して VA 値を推定した.

ここで, VA 値の急激な変化はグラフィックスの滑らかさを損なう要因になり得るため, 推定毎に直近 30 フレームの推定結果を移動平均として計算した. その後, 移動平均化された各 client の値は server に送信され, server はシステムに参加している全ユーザの VA の平均等を計算した. そして, server は client(s)に計算済みの値を送信し, client(s)はその値を用いてグラフィックスのパラメータを決定した.

4.4 グラフィックスの処理の概要

グラフィックスの描写をするにあたって, VA 値と関連付けるパラメータを決定し, 関係性を明らかにする必要がある. そこで本提案手法では, 先行研究[8], [9]を参考にし予備実験の調査対象のパラメータを決定した. そのリストを表 1 に示す.

本システムのグラフィックスは Shape というスーパークラスを定義し, それを継承して EmotionalShape というクラスを定義する. そしてその EmotionalShape をさらに継承して EmotionalBackground というクラスを定義する.

また, EmotionalShape が全体の平均の感情を 1 つのグラフィックスで表すのに対して, EmotionalBackground はユーザ全員の個々の感情をグラフィックスの背景として描写する. そのため, EmotionalBackground の基本的な処理フローは EmotionalShape とほとんど同様である.

4.5 グラフィックスの処理の詳細

グラフィックスの処理は 3 つのクラスに分類することができるが, ここではコアとなる Shape クラスと EmotionalShape クラスに絞って詳細を説明する.

まずスーパークラスである Shape は, グラフィックスに共通して必要な色彩に関連した計算を行う. たとえば, RGB と HSB を変換するメソッドや VA 値を HSB に適用するメソッドをもつ. そして VA 値を HSB に適用する際に

は, Valdez and Mehrabian[10]の研究で示された *Pleasure*(*Valence*), *Arousal*, *Dominance*と *Brightness*(*Y*), *Saturation*(*S*)の標準偏回帰係数を参考にした:

$$Pleasure = 0.69 Y + 0.22 S \quad (4.1)$$

$$Arousal = -0.31 Y + 0.60 S \quad (4.2)$$

$$Dominance = 0.76 Y + 0.32 S \quad (4.3)$$

ここで, 本提案手法に *Dominance* は用いないため, *Pleasure*(*Valence*)と *Arousal*の式のみを参考にした.

次に *Shape* を継承する *EmotionalShape* は, 感情を表す抽象的なグラフィックス単体の形状を計算し, 本提案手法のもっとも重要な処理を担う. ここではすべての説明を避け, パラメータの変動によるグラフィックスの変化に焦点を当てて説明する.

EmotionalShape では, 凹凸図形の描写のために「内側と外側の初期座標」を計算する. その概要を図4に示す. ここで図中の *Main Circle* における外側の点は黄色, 内側の点は青色, そして *Sub Circle* における計算の一時的な点を緑色, グラフィックスの描写時に用いる点を赤色で示す.

計算の役割は *Main Circle* と *Sub Circle* のそれぞれで異なる. まず *Main Circle* は, 全体の大きさ (*R*: *radiusMain*) を定義した上で, 凹凸図形を描写するための内側と外側の頂点の座標のセット (図4の黄色と青色の点) を円上に, 頂点の数 (*V*: *vertexNum*) だけ決定する. このとき, 各頂点の座標の位置関係は円上で等間隔であり, 弧の長さを *L*, 中心角を θ : *step* としたときに $L = R\theta/2$ となるように計算される. そして *Sub Circle* では *Main Circle* で決定した座標を中心に, 凹凸図形の尖形/円形 (θ : *thetaSub*), また盛り上がり具合 (*l*: *length* と *lengthCoefficient*) を計算する (パラメータの名前と範囲については表1を参照). 最終的に求めるのは *subPrev* と *subNext* の座標であり, それらの点を通る図形が最終的に描写される.

この計算過程でとくに重要なパラメータは, *Sub Circle* の θ : *thetaSub* である. このパラメータによって, 本提案手法ではグラフィックスの尖形/円形をシームレスに表現することができる (図右上). たとえば θ が大きいときは, *subPrev* と *subNext* の距離が大きくなり, *p5.js* の *curveVertex* を用いることで円形に近づく. 反対に *thetaSub* が小さいときは, *subPrev* と *subNext* の距離が近くなり, 尖形に近づく.

また *l*: *length* は表1中の *lengthCoefficient* によって値がフレーム毎に更新され, *Sub Circle* の中心 *o* と *subPrev*/*subNext* の距離を決定する. これによって凹凸の盛り上がり具合を表現することができる.

そして初期座標を計算した後, その座標に対して2次元の回転行列を用いて, *Main Circle* の内側と外側の座標セットを θ だけ反時計回りに回転させて追加する. ここで, *n*回

転させた時点での *subPrev*/*subNext* の両座標をまとめて $sub_n(sub_x, sub_y)$ としたとき, 追加する座標の式は次のようになる:

$$\begin{aligned} sub_{n+1} &= \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} sub_n \\ &= \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} sub_x \\ sub_y \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.4)$$

この回転行列による座標の追加は *V-1* 回行われる. これにより, *EmotionalShape* は円を基本形とした抽象的なグラフィックスを描写することができる.

5. 予備実験

5.1 実験の目的と仮説

予備実験では, 感情と提案手法のグラフィックスを対応付けるにあたって, 感情を表現することができるパラメータは何であるかを明らかにする目的で行った. また実験の実施中には口頭によるインタビューを, 実験終了後には *Google Forms* を利用したアンケートを実施することにより質的データも収集した.

実験をするにあたって3つの仮説を立てた. それらを以下に示す:

- H1 *thetaSub* は *Valence* と正の相関関係があり, *vertexNum* は *Valence* の絶対値と正の相関関係がある
- H2 *lengthCoefficient*, *amplitude*, *thetaBeat* が *Arousal* と正の相関関係がある
- H3 *hue* は *Arousal* が高くなればなるほど赤色になり, 低くなればなるほど青色になる. また *Arousal* がニュートラルに近いときは中間の紫色になる

5.2 実験条件と環境

被験者は, 龍谷大学の大学生と大学院生の計12名 (平均年齢: 22.2歳, 男性: 11名, 女性: 1名) で構成される (P1-P12). 11名の参加者は「色覚に問題がない」とし, また1

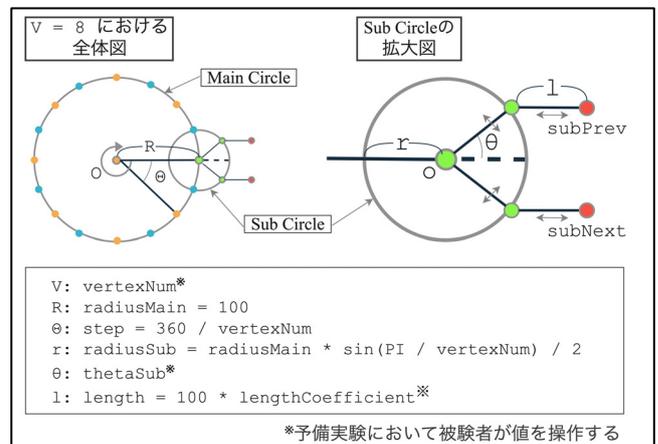


図4 初期座標計算の手法
(拡大図は外側の座標計算のとき)

名は「以前、なにかしらの検査で引っかかったことがあるが、主観的に問題がない」と回答した。

そして各被験者は、次に示す2つのパターンを実施した：

- hue が blue-red[9]の關係に、そして Saturation と Brightness が[10]の標準偏回帰係數の關係によって既に設定されたパターン（以下 Hue 固定と記す）
- Saturation と Brightness のみが固定[10]であり、hue を 36 段階で自由に設定できるパターン（以下 Hue 自由と記す）

このとき、被験者は Hue 固定と Hue 自由のどちらを先に行うかを指示された。また被験者が hue の条件を変えての2度目の試行をする際、1 度目の形状のパラメータを引き継いで「色彩が変化することによってイメージが変わった場合、その他のパラメータも再調整してください」と指示された。

実験の環境としては、被験者は明るい室内で、リラックスした状態で椅子に座り、2880 x 1800, 15 inch のディスプレイ（机の手前端からディスプレイまで 30cm の距離に設置）を使用しながらパラメータの調整を行った。このときディスプレイは、どのような環境光でも統一した色と明度を表示させるために、MacBook Pro に搭載されている True Tone オプションを適用した。

5.3 実験の手順

被験者は最初に Google Forms を用いて年齢等の基本情報を入力した。また同時に、実験の参加に同意するかどうかの選択をした。次に、実験仮説については伝えずに実験の目的を伝えた。

その後、被験者は調整対象のパラメータとグラフィックスの変化を確認し、同時に感情を定量的に理解するために Affective slider[11]と AffectNet の画像の説明をした。Affective slider は、Valence と Arousal のそれぞれを表情のアイコンとスライダーを使用することによって、被験者の主観的な感情を連続値で取得するシステムである。この手法は主観的な評価を得るためだけでなく、Valence, Arousal の定量的な理解の促進にも有用であると考えたため提示した。また、被験者は VA の理解に疎いため、Affective slider のみでは感情を想像できない。そのため、VA 値の正解ラベルが付いた AffectNet の画像を参考として提示した。

被験者は AffectNet からランダムに抽出された、17 個の感情パターンのパラメータ（6 種類または hue を除いた 5 種類）を調整した。感情パターンの選び方としては、VA Space を極座標としたときに $r = 0.5, 1.0$ のそれぞれで、 $0 \leq x < 2\pi$ の範囲で 0 から $\pi/4$ ずつ回転させたときにできる 16 パターンの座標と、 $r = 0.0$ のときの 1 パターンの座標を基準とした。そして、その座標から ± 0.05 の誤差を許容

表 2 Spearman の順位相関係数の結果（Hue 自由）

Spearman の順位相関係数(r _s)	Valence	Arousal	thetaSub	vertexNum	length Coefficient	amplitude	thetaBeat
Valence	-	-	***	***	***	-	-
Arousal	0.02	-	-	***	***	***	***
thetaSub	0.57	-0.01	-	***	***	-	-
vertexNum	-0.31	0.29	-0.33	-	***	***	***
length Coefficient	-0.23	0.31	-0.27	0.55	-	*	***
amplitude	0.06	0.57	-0.03	0.31	0.15	-	***
thetaBeat	0.01	0.80	-0.03	0.31	0.32	0.50	-
MEAN	-	-	25.61	13.25	0.91	0.40	4.20
SD	-	-	8.55	4.71	0.49	0.20	2.07

* p < .05 ** p < .01 *** p < .001

してパターンを抽出した。

また各パラメータの粒度としては、hue 以外のパラメータは 20 段階、hue は 36 段階に設定した。

6. 実験の結果

6.1 VA と形状・アニメーションの相関

VA と形状・アニメーションの相関係数を調べる前に、Hue 固定/自由で代表値の差がないことを調べる目的で、12 名の被験者のうち Hue 固定を最初に取り組んだ 6 名と Hue 自由を最初に取り組んだ 6 名を独立群に分離し、Mann-Whitney の U 検定を行った。その結果、すべてのパラメータが $p > 0.5$ であり、2 群の対応するパラメータの代表値に差はないといえる。

そして、被験者より集められた各種パラメータはスライダーによって離散値にフィットされているため、ノンパラメトリック手法である Spearman の順位相関係数を求め、無相関検定を行った。

一例として、Hue 自由における Spearman の順位相関係数の結果と各パラメータの平均・標準偏差を表 2 に示す。ここで Hue 固定の場合も、有意水準を含めて Hue 自由のものと同様の結果を示していたことを付記しておく。

6.2 色彩(Hue)のヒストグラム

hue は角度データであるため、その他のパラメータと分離して結果を示す。Hue 自由における hue をヒストグラム

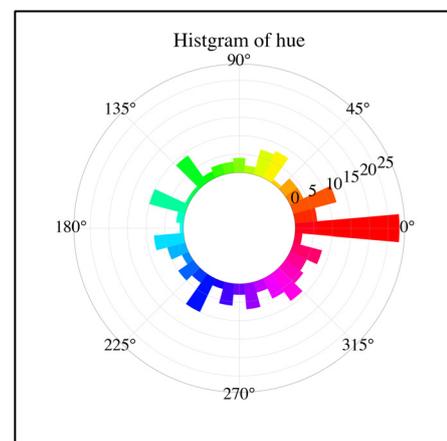


図 5 Hue 自由における hue のヒストグラム

として表したものを図 5 に示す。

7. 考察

7.1 VA と形状・アニメーション

表 2 からわかるとおり、Valence と thetaSub には中程度の相関関係が確認でき、この点は H1 と一致した。言い換えれば、これは不快のときにはより尖形になり、快のときにはより円形になるということである。一方で、Valence と vertexNum には負の相関が見られ、Arousal と vertexNum には正の相関が確認できた。この点は H1 と反する結果であり、また先行研究である Emotion-prints の設定とも異なる結果であった。実際に被験者は「vertexNum の表現が一番難しい」という発言をしていた(P8)。

そして、Arousal と lengthCoefficient, amplitude, thetaBeat には正の相関がみられ、H2 と一致した。とくに Arousal と thetaBeat には強い相関が見られ、実際に被験者は「覚醒度のパラメータ表現はわかりやすく操作することができた」とアンケートで答えていた(P11)。さらに 7 段階のリッカート尺度の「グラフィックスの【アニメーションの速度: 遅い-速い】は表現することができましたか」と「グラフィックスの【アニメーションの振幅: 小さい-大きい】は表現することができましたか」については、両者ともに 11 名 (約 92%) が TOP 2 ボックスに該当した。これは Emotion-prints のコンセプトでも言及されているように、アニメーションの周期の短さは人間の心拍数を連想しているということに起因すると推測する。

特筆すべき点として、凹凸図形の数を表す vertexNum と盛り上がり具合を表す lengthCoefficient の相関が強いことを挙げる。たとえば Valence が負のときには、thetaSub が小さくなり、vertexNum と lengthCoefficient が大きくなる。これは「トゲの数が多く、盛り上がり具合が大きい状態」を表している。また、逆に Valence が正のときは vertexNum と lengthCoefficient が小さく、thetaSub が大きくなる。これは「円形に近く、盛り上がり度が小さい状態」を表す。

7.2 色彩(Hue)

図 5 で示したとおり、被験者は hue=0 を選択することがもっとも多かった。しかしながら、本予備実験では Saturation と Brightness が固定されており、hue がほとんど見た目に反映されていないものも多く存在した。実際に実験中やアンケートにおいて「色相だけでなく、彩度・明度も操作したい」という旨の感想を述べていた(P6, 8, 11)。そのため、H3 (hue と VA の関係性) を検証するには条件が不十分であった。検証には、hue だけでなく HSB をカラーピッカー等で選択させる必要があると考える。

また興味深いことに、VA がそれぞれ 0 に近い、Neutral な感情には「緑(P6)」や「灰色(P2)」、「白(P5)」といった色

彩を連想する被験者も存在した。

8. おわりに

本稿では感情を十分に伝えられないシチュエーションに着目し、その解決策として感情を抽象的なグラフィックスと対応付ける ExPression を提案した。ExPression は CNN 回帰モデルを用いることで、特別なデバイスなしに動作するため、複数人の使用にも柔軟に対応できる。

そしてプロトタイプを用いた 12 名の被験者による予備実験で、VA とグラフィックスのパラメータ、また各パラメータ同士の一部に有意な相関がみられた。一方で、hue については再検証が必要であると考察した。

本稿では推定された VA と抽象的なグラフィックスを対応付ける手法を提案したが、これはあくまで「グラフィックスを用いて感情を表現できるか」というリサーチクエストの答えでしかない。そのため、今後は予備実験の結果に基づくパラメータ調整を行い、「グラフィックスから正しく感情を認知できるか」を確かめる実験を行う予定である。そして、これに加えて「複数人のシチュエーションにおいても感情を正しく認知できるか」も調査の対象としたい。

9. 参考文献

- [1] J. A. Russell, "A circumplex model of affect.," *J. Pers. Soc. Psychol.*, vol. 39, no. 6, pp. 1161–1178, 1980.
- [2] A. Mollahosseini, B. Hasani, and M. H. Mahoor, "AffectNet: A Database for Facial Expression, Valence, and Arousal Computing in the Wild," *IEEE Trans. Affect. Comput.*, vol. 10, no. 1, pp. 18–31, Aug. 2017.
- [3] D. Kollias *et al.*, "Deep Affect Prediction in-the-Wild: Aff-Wild Database and Challenge, Deep Architectures, and Beyond," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 127, no. 6–7, pp. 907–929, 2019.
- [4] Y.-H. Zhang, R. Huang, J. Zeng, S. Shan, and X. Chen, "\$M^3ST\$: Multi-Modal Continuous Valence-Arousal Estimation in the Wild," 2020.
- [5] W. Y. Chang, S. H. Hsu, and J. H. Chien, "FATAUVA-Net: An Integrated Deep Learning Framework for Facial Attribute Recognition, Action Unit Detection, and Valence-Arousal Estimation," *IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. Work.*, vol. 2017-July, pp. 1963–1971, 2017.
- [6] Y. Guo, Y. Xia, J. Wang, H. Yu, and R. C. Chen, "Real-time facial affective computing on mobile devices," *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 3, pp. 1–15, 2020.
- [7] J. Feldmaier, T. Marmat, J. Kuhn, and K. Diepold, "Evaluation of a RGB-LED-based Emotion Display for Affective Agents," 2016.
- [8] D. McDuff, A. Karlson, A. Kapoor, A. Roseway, and M. Czerwinski, "AffectAura: An intelligent system for emotional memory," *Conf. Hum. Factors Comput. Syst. - Proc.*, pp. 849–858, 2012.
- [9] D. Cernea, C. Weber, A. Ebert, and A. Kerren, "Emotion-prints: interaction-driven emotion visualization on multi-touch interfaces," *Vis. Data Anal.* 2015, vol. 9397, p. 93970A, 2015.
- [10] P. Valdez and A. Mehrabian, "Effects of Color on Emotions," *J. Exp. Psychol. Gen.*, vol. 123, no. 4, pp. 394–409, 1994.
- [11] A. Betella and P. F. M. J. Verschure, "The affective slider: A digital self-assessment scale for the measurement of human emotions," *PLoS One*, vol. 11, no. 2, pp. 1–11, 2016.