

# 手描きアニメーションに対する 顔の向き推定法の導出に基づいた描画規則の探求

山川圭介<sup>†</sup> 齋藤豪<sup>†</sup>

<sup>†</sup>東京工業大学 情報理工学院

## 1 研究背景と目的

手描きアニメのキャラクタの顔の動きは、Miyata et al.[1]の分析結果のように、三次元幾何学的に一貫した投影像とは異なる描画をされることが多い。アニメーターはこの表現を経験則で習得することが多く、体系的な学習のための文献や研究は少ない。

本手法では顔の向きの変化に伴う顔の構成要素の変形や位置関係の変化をキャラクタ顔画像上に入力した特徴点群の位置情報から、幾何学的な特徴として求める。これらを入力とし、顔の向きを出力とする関数群を導き、それらの逆関数を用いてキャラクタの顔の向きの変形を行い、変形の様子から顔描画法を説明する。

## 2 データ

本研究では文献 [2] で用いたアニメの顔画像を用いる。各画像には顔の構成要素の場所を記録した 34 個の特徴点と顔の向き  $\phi = (\phi_{pitch}, \phi_{yaw}, \phi_{roll})$  が手動で入力されている。すべてのデータの眉間の座標を  $(0, 0)$ 、眉間と顎の特徴点間の長さを  $L (= 200)$  とする。

キャラクタの顔の構成要素の形や位置を説明する特徴として、以下の特徴を特徴点群  $\mathbf{p} = (p_{1x}, p_{1y}, p_{2x}, p_{2y}, \dots, p_{34x}, p_{34y})$  から求める。図 1 に幾何特徴の定義を示す。

1 特徴点からは  $p_{ix}, p_{iy}$  を求める。2 特徴点からは  $L_{ij,x}, L_{ij,y}, L_{ij}, \theta_{ij}$  を求める。3 特徴点からは、三角形  $P_i P_j P_k$  の面積,  $\text{sgn}(L_{ij} - L_{jk}) \frac{\alpha_{ijk}}{L_{jk}}, \frac{H_{ijk}}{L_{jk}}, \theta_{ijk}$  を求める。4 特徴点からは  $\frac{L_{kl,x}}{L_{ij,x}}, \frac{L_{kl,y}}{L_{ij,y}}, \frac{L_{kl}}{L_{ij}}$  を求める。また、 $\frac{b}{a}$  で表すような 2 線分の長さの比を意味する特徴については、 $\log(|\frac{b}{a}| + 1)$  も特徴として求める。データの各特徴の平均は 0、分散は 1 となるように正規化する。

長さや面積およびそれらの比は顔の構成要素の大きさの説明に対応し、角度はそれらの位置関係の説明に対応する。

顔の向き毎の顔画像数の偏りをなくすために、顔の向き  $\phi_{yaw, 2k} = (2k)^\circ (0 \leq k \leq 30, k \in \mathbb{Z})$  の特徴  $v_{i, 2k}$  は  $-1^\circ \leq \phi_{pitch} \leq 1^\circ, (2k - 1)^\circ \leq \phi_{yaw} \leq (2k + 1)^\circ, -1^\circ \leq \phi_{roll} \leq 1^\circ$  を満たす顔画像の  $i$  番目

の特徴の平均値とする。

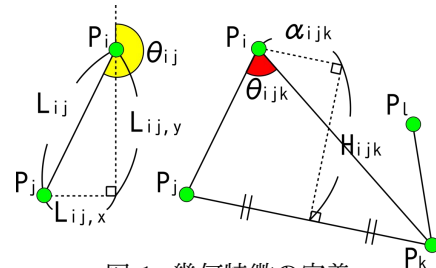


図 1: 幾何特徴の定義

## 3 顔の向きの変化した顔画像の作成

### 3.1 顔の向き推定

最小二乗法を用いて、 $i$  番目の特徴から、顔の向き推定関数  $f_i(v)$  を決定する。特徴の値と顔の向きの散布図から妥当と考えられ、かつ、値域の範囲で単調性があり直感的な解釈が可能な (1)~(4) 式を最小二乗法を適用する関数とする。

$$f_{i,1}(v) = \lambda_1 v + \lambda_2 \quad (1)$$

$$f_{i,2}(v) = \sqrt{|\lambda_1 v + \lambda_2|} \quad (2)$$

$$f_{i,3}(v) = \text{asin}(\lambda_1 v + \lambda_2) \frac{180}{\pi} \quad (3)$$

$$f_{i,4}(v) = \text{acos}(\lambda_1 v + \lambda_2) \frac{180}{\pi} \quad (4)$$

$E_j(\mathbf{v}_i) = \sum (\phi_{yaw, 2k} - f_{i,j}(v_{i, 2k}))^2$  を最小にする  $\lambda_1, \lambda_2$  を最小二乗法を用いてそれぞれ求め、 $f_i(v) = f_{i,j}(v) (j = \arg \min_j (E_j(\mathbf{v}_i)))$  とする。

### 3.2 顔画像の再構成

顔の向き  $\phi_{yaw}$  が  $0^\circ$  から  $\phi_{yaw, G}$  まで変化するときの顔の構成要素の変形を顔画像の変化から説明するために、 $\phi_{yaw}^j = \frac{j}{N} \phi_{yaw, G} (1 \leq j \leq N)$  の顔画像の再構成を行う。 $E(\mathbf{v}_i)$  が大きい値  $T$  より小さい  $M$  個の特徴をそれぞれ  $f_m^{-1}(\phi_{yaw}^j)$  に従って変化させる。

正面を向いた顔画像  $I^0$  の特徴点群  $\mathbf{p}^0$  の特徴ベクトルを  $\mathbf{v}(\mathbf{p}^0) = (v_1(\mathbf{p}^0), v_2(\mathbf{p}^0), \dots, v_M(\mathbf{p}^0))$  とし、正面を向いた顔画像から作成する平均顔の特徴ベクトルを  $\bar{\mathbf{v}}$  とする。

顔画像  $I^0$  の顔の特長を保持しつつ、顔の向きを変化させるために、特徴ベクトル  $\mathbf{v}^j = \mathbf{f}^{-1}(\phi_{yaw}^j) + (\mathbf{v}(\mathbf{p}^0) - \bar{\mathbf{v}})$  の顔画像の再構成を行う。ただし、 $\mathbf{v}^j$  を満たす特徴点群  $\mathbf{p}^j$  は存在しないことがあり得るため、最適化により式 (5), (6) のように誤差関数  $E(\mathbf{p}^j)$  を小

Exploring drawing rules by derivation of method for estimating face orientation in hand-drawn anime

<sup>†</sup> Keisuke YAMAKAWA

<sup>†</sup> Suguru SAITO

School of Computing, Tokyo Institute of Technology (<sup>†</sup>)

表 1: 顔の向きの変化

	初期顔画像	10°	20°	30°	40°	50°	60°
平均顔							
顔A							
顔B							

さくする特徴点群  $p^j$  の探索を行い、最適解  $\hat{p}^j$  を得る。また、 $\hat{p}^0 = p^0$  とし、 $\hat{p}^j$  を  $j+1$  での探索の初期値  $p^{j+1}$  とする。

$$\hat{p}^j = \arg \min_{p^j} E(p^j) \quad (5)$$

$$E(p^j) = \|v(p^j) - v^j\|_2^2 + \lambda \|p^j - \hat{p}^{j-1}\|_2^2 \quad (6)$$

探索結果を安定させるため式 (6) の第二項は働く。ただし、 $0 < \lambda \ll 1$  であり、 $\|v(p^j) - v^j\|_2^2$  と比べて  $\|p^j - \hat{p}^{j-1}\|_2^2$  の影響は小さい。

$p^j$  の探索には AdaBound[3] を用いる。ただし、各特徴点の  $x$  座標、 $y$  座標の更新量に、 $-1^\circ \leq \phi_{pitch} \leq 1^\circ$ 、 $-1^\circ \leq \phi_{yaw} \leq (2 \times 30 + 1)^\circ$ 、 $-1^\circ \leq \phi_{roll} \leq 1^\circ$  を満たす顔画像群のそれぞれの標準偏差を掛ける。これは顔らしい特徴点の座標群を得るための移動量の重み付けである。

#### 4 結果

しきい値  $T = (6^\circ)^2$  以下の特徴について、顔の向き  $\phi_{yaw}$  を  $0^\circ$  から  $60^\circ$  まで 121 段階とし、顔画像を作成した。表 1 に初期顔画像および  $\phi_{yaw} = 10^\circ, 20^\circ, \dots, 60^\circ$  のときの顔画像を示す。

1 行目は正面を向いた顔画像から作成した平均顔の顔の向きの変化である。また、表 1 の 2,3 行目は、各セル左下に示す本手法で求めた変化後の特徴点群の座標と、画像編集・加工ソフトウェアである GIMP のケージ変形および拡大縮小機能を用いて特徴点群が重なるように正面を向いたアニメ顔画像の変形を行った結果である。

平均顔に特徴の近い顔 A だけでなく、顔 B においても口の形や眉の位置など初期顔画像の特長を保持しつつ顔の向きを本手法で変化させることができていることが分かる。

図 2 に、平均顔の顔画像を  $20^\circ$  毎に重ねた図を示す。図 2 中央は手前耳の部分拡大した図である。手前耳の位置は  $0^\circ$  から  $40^\circ$  までは画面上線形補間に近い遷移をしているが、 $40^\circ$  から  $60^\circ$  では耳の形が変わ

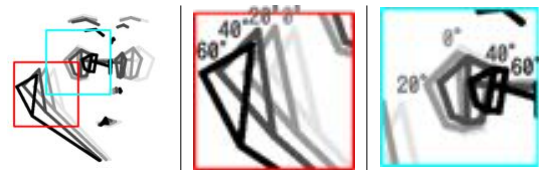


図 2: 平均顔の顔の変化の軌跡

り、位置もより眉間から離れることがわかる。また、手前目の部分を拡大した図 2 右より、横を向くにつれて手前目の形は細長くなるが、 $20^\circ$  までは目の形や大きさがほとんど変化しないことがわかり、顔の向きの変化時に、目と耳は異なる変化の仕方では描画されていることがわかる。

#### 5 結論と今後の課題

本研究では顔の向きの変化に伴う顔の構成要素の変形や位置関係の変化を、特徴点群から求める幾何特徴の連続的な変化で表現した。また、それらを用いた顔画像の再構成を行うことで、キャラクターの顔の向きの変形を行った。この変形の様子から、キャラクターの顔描画法の一例を説明した。

今回は一般的な描画法の探究を主眼としたが、キャラクターや作画スタイルの多様性の個々に対応するためには、データの事前クラスタリングが有効であると考えられる。これは今後の課題である。

#### 参考文献

- [1] Miyata Ai and Saito Suguru. Difference of the facial feature point loci in turn around motions between 3dcg and japanese hand-drawn animation. In *VRCAI2015*, 2015.
- [2] Keisuke Yamakawa and Suguru Saito. Generating anime-like face images from projected 3d models. In *SIGGRAPH Asia 2018 Posters*, SA '18, pp. 6:1–6:2, New York, NY, USA, 2018. ACM.
- [3] Liangchen Luo, Yuanhao Xiong, and Yan Liu. Adaptive gradient methods with dynamic bound of learning rate. In *International Conference on Learning Representations*, 2019.