

高品質な表情推移の生成とリーマン計量の直接推定による高次元表情空間の構築

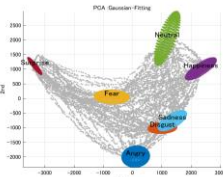
Generation of High Quality Face Morphing and Construction of High Dimensional Facial Expression Space by Direct Estimation of Riemannian Metric

小林洋明・システム分科会・中央大学大学院

We propose a method of creating high quality database for ten-dimensional facial expression space. A previous study by Sumiya defined a new facial expression space, according to inadequate of data, they constructed at most third-dimensional space. The exact dimension of the space has not been clarified yet, being estimated to be at most ten. We create required amount of data for ten-dimensional space using StyleGAN, and construct the space by direct estimation of Riemannian metric.

1. 研究目的・研究の流れ

炭矢らの研究により、定量表現を用いた新しい表情空間が提案された。高次元の表情空間を構築・評価するためには、大量の表情データ及び表情弁別閾値が必要である。また適切な表情空間の次元は解明されていない。本研究は高品質な表情データを生成し、それを用いて10次元の表情空間を構築・評価することを試みる。

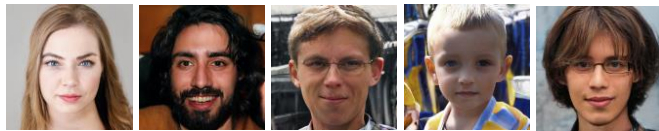


出典: 炭矢理奈 (2019). 表情弁別閾値によるリーマン計量の導出と新しい顔表情空間の提案

1. StyleGANを用いて不足分の表情データを作成する。
2. 表情弁別閾値の測定を行い、最大10次元の表情空間を導出し、その評価を行う。

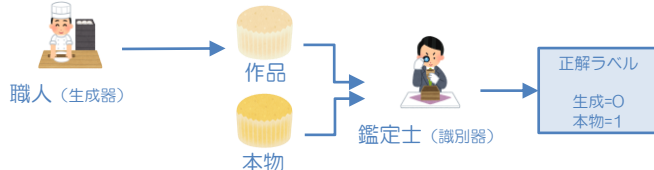
2. StyleGANを用いた表情の生成

StyleGANは敵対生成ネットワーク(GAN)に、異なる画風を反映させる技術AdaINを取り入れた画像の生成モデルである。

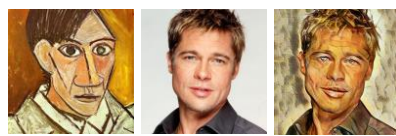


出典: Tero Karras, Samuli Laine, Timo Aila. (2018). A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks.

GANは作品を作る生成器と入力か本物か判断する識別器の2つのネットワークから構成される生成モデル。この2つのネットワークを競わせながら学習させることで、高品質な生成を可能にする。この2つのネットワークはよく職人と鑑定士の関係に例えられる。



AdaIN (Adaptive Instance Normalization) は入力画像の特徴量の平均と分散を目的のスタイルの平均と分散に合わせる正規化手法。この手法を用いることで姿勢、髪型、輪郭等の特徴をパラメータとして変化させる事ができるようになる。

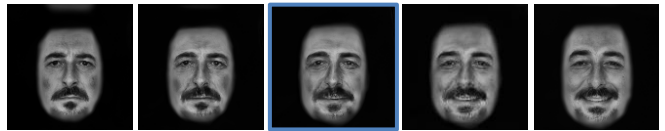


出典: Xun Huang, Serge Belongie. (2017). Arbitrary Style Transfer in Real-time with Adaptive Instance Normalization.

$$\text{AdaIN}(x_i, y) = y_{s,i} \frac{x_i - \mu(x_i)}{\sigma(x_i)} + y_{b,i}$$

3. 表情弁別閾値の測定・表情空間の導出

表情弁別閾値とは、ある表情から他の表情へ切り替わる瞬間を指す。まず各表情から他表情への表情弁別閾値を測定する。



表情弁別閾値

次に以下の流れに沿って表情空間を導出する。

1. 表情弁別閾値をd次元に縮約し座標行列を導出する。

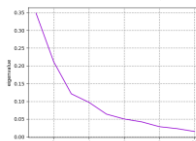


2. 表情弁別閾値楕円を推定する。推定した各楕円の係数行列Gはリーマン局所計量に当たり、求める表情空間は局所計量の集合によって構築される。



4. 結果と有効次元の評価

計量行列から適切な次元を評価するために、特異値分解を用いて各要素の寄与率を測る。左下は怒り表情における次元とその寄与率の関係を表したグラフである。また右下は測定した66表情の、寄与率10%未満の軸を切り捨てた後の次元数の関係を表した表である。ほぼ全ての表情の次元は4次元または5次元に位置していることが分かる。



次元数	3	4	5	6
表情数	2	38	25	1

5. 結論と今後の課題

本研究では表情データを拡張し、それを用いて測定を行うことで直接高次元の表情空間を導出した。有効次元の評価より、多くの表情の局所次元は4, 5次元、また大域次元は6次元であると考えられる。今後の課題には、被験者数を増やして複数の表情空間を構築し、それらの次元を比較すること、また空間の構築に至るまでに使用した数学的技術が最適であるか議論を深めること等が挙げられる。