

## 顔表情の空間構造の推定 On Dimension of Facial Expression Space

田崎 元<sup>†</sup>  
Hajime Tasaki

炭矢 瑠奈<sup>†</sup>  
Runa Sumiya

趙 晋輝<sup>†</sup>  
Jinhui Chao

### 1. 序論

人間はコミュニケーションのひとつとして、相手の顔表情から感情を推し量ることができる。これまでも、感情認知のモデルについての研究は行われており、2次元の円環モデル[1]や3次元の立体感情モデル[2]が提案されている。さらには、顔認識や表情認識の研究では、顔画像の集合を多様体によるモデリングが有効であることが知られている[3]。それにもかかわらず、感情モデルに関する既存研究では、表情空間の次元に対する検討は見当たらず、これらのモデルの妥当性の検証が待たれている。そこで、感情を統一的に理解するためには、顔の表情画像によって形成される多様体の次元推定や多様体構造の抽出が重要である。その情報をもとに、データ多様体の内在的な幾何学的性質を低次元空間へ抽出する多様体学習を適用することで、適切な次元の空間における感情モデルの構築を実現する。

そこで本研究では、顔表情画像の多様体構造を解明すべく、表情空間の次元と基本表情ごとの局所次元の推定を行う。実験では、単体測度に基づく次元推定法を利用して、他の手法との比較と考察を行う。

### 2. 多様体学習

多様体学習は、高次元データの点群が空間 $\mathbf{R}^n$ における $m$ 次元部分多様体をなしていることを仮定し、多様体の幾何学的構造の抽出することによって、それを低次元の空間で表現することが可能な手法であり、次元削減手法として用いられる。従来、画像や音声などの高次元データに対する認識や学習を行う場合、次元の大きさによる計算量の増加などを防ぐため、主成分分析(PCA)やMDS[4]に代表される手法が次元削減に用いられてきた。しかし、これらの手法は点群の距離または分散などの大域的な性質を保存し、低次元空間でそれを再現するような近似的な配置を求める手法であり、次元推定と低次元への射影を同時に固有値問題として求めるため、多様体構造の解明は難しい。本研究では、データ多様体の次元を推定してから、多様体構造を抽出する新しい学習方式を用いる。

### 3. 次元推定

高次元データの次元推定は重要な問題であるが、従来のPCAやMDSなどにおける次元推定は、距離や分散といった大域的性質に基づく推定であり、大域次元すなわち埋め込み次元の推定にしか対応していない。そのため、曲面などの非線形の構造をもつデータへの適用は不可能で、データ多様体の局所次元を必要とする多様体学習での利用には適していない。そこで、著者らはこの問題を解決するため、データ多様体の位相幾何学的構造に注目し、局所次元の推定を可能とする単体測度に基づく次元推定法[5]を提案している。

### 4. 単体測度法

本手法は、データ点群の近傍分割を行い、近傍内で構成できる単体の測度を基準とした次元推定を行う。多様体の次元が $d$ であるとき、 $d$ -単体までは多様体上の点で構成できることにに対し、 $(d+1)$ -単体の構成においては、新たに $d$ -単体に独立した点を選択できないことから、単体測度は急激に小さくなる。このように、単体測度が急激に減少する前の次元を推定される多様体の次元と推定する。

### 5. 実験

実験1では、表情空間全体の次元推定を行う。実験2では、各基本表情を中心とした近傍に分割し、各近傍における局所的な次元推定を行う。

本研究では、顔表情画像データベースであるThe Japanese Female Facial Expression (JAFPE) Database[6]の画像を利用する。そのうち、1人の基本6表情(Surprise, Happiness, Sadness, Disgust, Anger, Fear)とNeutralの7枚の画像(256x256 pix)に対する2枚の全ての組にモーフィングを用いて、0%-100%間を1%刻みで作成し、重複する画像を除いた2086枚の画像セットを用いる。

#### 5.1 実験1: 表情空間の次元推定

実験1では、上記の画像セットとNeutralを除く基本6表情による画像セットの2つに、単体測度法とMDS, PCAのそれぞれを適用した。

単体測度法では、本来データ点群の近傍分割を行うが、今回の実験では顔画像による点群全体の次元を推定するために、1近傍での推定を行った。このときの正規化された単体測度 $M_r$ の推移を図1に示す。

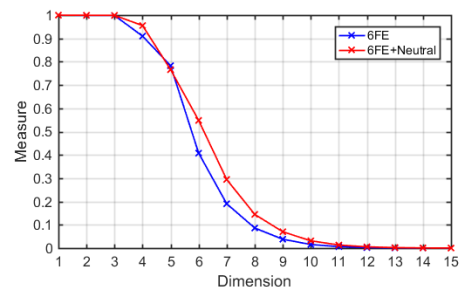


図1. 単体測度の推移

図1より、基本6表情とNeutralによる画像セットでは、 $M_1$ から $M_4$ は1に近い値をとるのに対し、 $M_5$ はそれまでの値と比べて減少しており、5-単体を構成できていないため、4次元と推定される。基本6表情による画像セットでは、Neutralを含む場合に比べて、それを下回る単体測度が得られ、このときの次元は3と推定できる。

MDSの適用では、非計量MDSを利用し、低次元空間への埋め込み誤差を表すStressを次元の評価に用いる。Kruskalの評価[7]では、Stressが0.05以下で“good”とされており、これを下回った次元を推定される次元とする。

<sup>†</sup> 中央大学大学院理工学研究科情報工学専攻  
Department of Information and Systems Engineering, Graduate  
School of Science and Engineering, Chuo University

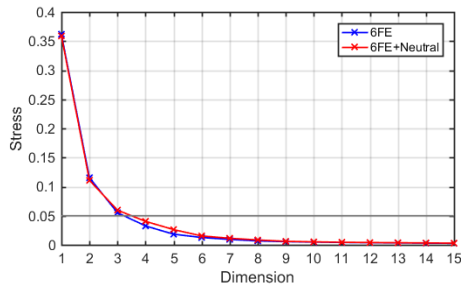


図2. Stressの推移

図2より基本6表情とNeutralによる画像セットでは, Stressが0.05を下回る次元は4次元であることがわかる。また, 基本6表情による画像セットにおいても, Neutralを含む場合に比べ, Stressの推移は下回るため, その次元は3と推定することが可能である。

PCAの適用では, 計算の過程で求める共分散行列の固有値は点群の分散方向を表すことから, 0でない固有値の個数を推定される次元とする。また, 求めた固有値を最大固有値で割ることによって正規化した結果を図3に示す。

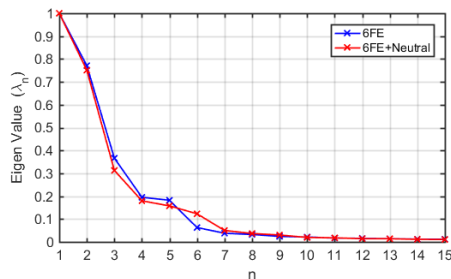


図3. 固有値の推移

図3より, 2つの画像セットはともに第4固有値で大きく下がったが, 第6固有値では基本6表情のほうが低くなった。

以上より, 単体測度法とMDSの結果から, 今回利用した画像セットで形成される表情空間の大域次元は4次元であることが確認できた。また, 基本6表情によるデータ集合は, Neutralを含むデータ集合の部分集合であり, その局所次元はより小さくなる傾向が観測された。

## 5.2 実験2: 表情空間における局所次元

実験2の近傍分割は, Neutralを含む各基本表情の7点間の距離のうち最小距離を求め, 各基本表情の点を中心に, 求めた最小距離の1/4の範囲に含まれる点を近傍と設定した。

各手法における次元推定の結果を以下に示す。

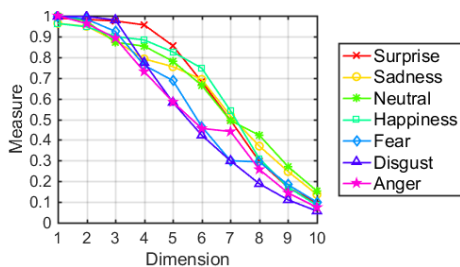


図4. 単体測度の推移

図4より単体測度法では, 基本表情ごとのばらつきが見られるが, モーフィング画像の分布のばらつきによるものであると考えられる。一方で, 分布による影響を大きくうけなかったと思われるDisgustなどでは3次元の推定ができており, 全般的にも大域次元よりも下回る結果が得られた。

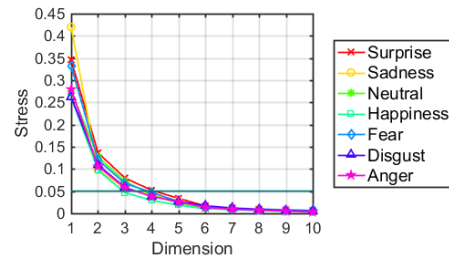


図5. Stressの推移

図5よりMDSでは, Happinessが3次元において, その他の表情でも全てが4次元において, Stressが0.05を下回り, 推定される次元は少なくとも4次元であると推定される。

以上より, 単体測度法とMDSから表情多様体の局所次元は大域次元を下回る傾向が確認できた。

## 6. 考察と結論

顔画像のデータ集合のようなユークリッド空間の部分多様体は, Whitneyの埋め込み定理により, 多様体が $d$ 次元ならば,  $2d+1$ 次元のユークリッド空間でなければ埋め込みを実現することができない可能性がある。一方, 今までのMDSやPCAによる推定は大域次元すなわち埋め込み次元を推定可能であるが, 多様体の内在次元を推定するためには, 局所次元を推定可能な方法が重要である。本実験では, 表情空間の埋め込み次元が4に対して, 内在次元は3である可能性が示唆された。

また, これまで感情モデルの研究で用いられてきたMDSは, 全点間の距離を保存する大域的等長埋め込みを目標としているが, 一般にそのような写像は存在しない。一方, 提案方式の次元推定と多様体構造の抽出を分離する方法では, 正確な次元推定によって局所的な距離を保存した写像を構築することが可能となる。具体的にリーマン多様体学習の枠組みでは, 多様体の局所次元の推定, 多様体構造の抽出をしてから,  $d$ 次元の内在的リーマン空間を構築するという手順で, 低次元空間への埋め込みが実現される。本研究において, 多様体の内在次元の推定を示したので, 得られた次元の多様体における計量の計算などにより, リーマン多様体学習を実現することが今後の課題である[8][9]。

### 参考文献

- [1] J. A. Russell, "A Circumplex Model of Affect", *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol.39, No. 6, pp.1161-1176, 1980.
- [2] R. Plutchik, "The Nature of Emotions", *American Scientist*, Vol.89, pp.344-350, 2001.
- [3] A. K. Jain, S. Z. Li, "Handbook of Face Recognition", New York: Springer, 2011.
- [4] G. A. F. Seber, "Multivariate observations", Vol.252, John Wiley & Sons, pp.235-253, 2009.
- [5] 田崎, 趙, "単体測度に基づく位相多様体の次元推定と多様体学習への応用", 電子情報通信学会技術研究報告 信学技報(IEICE Technical Report), Vol.115, No.511, pp.59-62, 2016.
- [6] M. J. Lyons, S. Akamastu, M. Kamachi, J. Gyoba., "Coding Facial Expressions with Gabor Wavelets", 3rd IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp.200-205, 1998.
- [7] J. B. Kruscal, "Multidimensional scaling by optimizing goodness of fit to a nonmetric hypothesis", *Psychometrika*, vol.29, No.1, 1964.
- [8] 炭矢, 田崎, 趙, "表情空間における内在的幾何学に関する考察", 第15回情報科学技術フォーラム, 2016.
- [9] 藤田, 趙, "データ多様体の内在的リーマン空間への等長埋め込みと非線形次元削減への応用", 情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol.14, No.2, pp.345-346, 2015.