

個人特有の顔の表情空間に着目した表情解析法の検討

○川邊恵一[†] 石井雅樹[‡] 西田眞[†]秋田大学[†] 秋田県産業技術総合研究センター[‡]

1. はじめに

近年、マンマシン間の円滑なコミュニケーションの実現を目的としたヒューマンインターフェースの重要性が高まっている。特に表情認識は、感情のコミュニケーションという観点から関心を集めている。しかしながら、表情表出時の眉、目、鼻、口といった顔部位の幾何学的形状や相対的位置関係の変化（表情位相特性）が被験者ごとに大きく異なること、同一被験者の同一表情であっても多様なパターンを有していることなどが課題として挙げられており^[1]、未だ実現には至っていない。これらの課題は、表情の分類が未知のカテゴリ分類問題であること、並びに表情位相特性に基づいた被験者特有の表情空間が存在することを意味すると考える。

そこで本研究では、自己組織化マップ（Self Organizing Maps：以下、SOM と表記する）^[2]および対向伝搬ネットワーク（Counter Propagation Networks：以下、CPN と表記する）^[3]を用いた個人特有の表情空間の形成手法について検討を加えたので報告する。

2. 対象画像

本研究で用いた表情画像例を図1に示す。本研究では、被験者4名が主観的に表現した正面向きの7表情（怒り、喜び、悲しみ、驚き、恐れ、嫌悪、無表情）を対象とした。各表情の動画画像（24Bit Color, 320×240 Pixel, 30 frame / sec）を撮影し、一表情につき40～70フレームの静止画像（8Bit Gray, 320×240 Pixel）を抽出した。表情表出時の顔の動き特徴は、眉、目周辺の顔上部領域および鼻、口周辺の顔下部領域に表れる。したがって、顔全体領域、顔上部領域、顔下部領域を対象領域とし、各フレームから当該領域を切り出して使用した。

3. 提案手法

提案手法は、狭い写像空間のSOMを階層的に使用する表情カテゴリの決定フェーズと、広い写像空間のCPNを用いる表情空間マップの形成フェーズから構成される。なお、本稿では、CPNで生成されるカテゴリマップを表情空間マップと定義する。



図1 本研究で対象とした表情（被験者 d）

3.1 SOMの階層化による表情カテゴリの決定

SOMは自己写像特性を有する教師なし学習アルゴリズムである。提案手法では、マップ層が5ユニットの1次元SOMを階層的に用いて、被験者特有の表情カテゴリを決定した。以下に処理の詳細を示す。

- ① 2章で述べた表情画像をSOMの学習データとした。
- ② 学習後のマップ層の結合荷重(0~1)より、各ユニットの可視化画像(5枚)を作成した。5枚の可視化画像を目視により確認し、同一表情であると判断された場合はひとつのカテゴリとみなして以降の処理を終了した。また、この5枚の可視化画像を当該カテゴリにおける代表画像として定義した。可視化画像に複数の表情が混在していると判断された場合は以降の処理を継続して行った。
- ③ 学習後のマップ層において、隣接するユニット間の結合荷重の相関係数^[4]を算出した。
- ④ 相関係数が最小となる箇所を境界として、マップ層のユニットに属する学習データを2つのグループに大別し、それぞれを新規の学習データとした。
- ⑤ 新規の学習データに対し、②から④の処理を繰り返して、SOMの階層化を行った。

上述した処理により、被験者特有の表情のカテゴリ数および各カテゴリの代表画像を抽出した。

3.2 CPNによる表情空間マップの作成

CPNはSOMの学習で生成されるマップ層に自動でラベル付けを行う教師あり学習アルゴリズムである。提案手法では、マップ層を30×30ユニット、グロスバーク層（教師信号の入力層）を前節で得られたカテゴリ数とするCPNを用いて

表情空間マップの形成を行った。以下に処理の

被験者 4 名の表情空間マップにおいて、各カテ

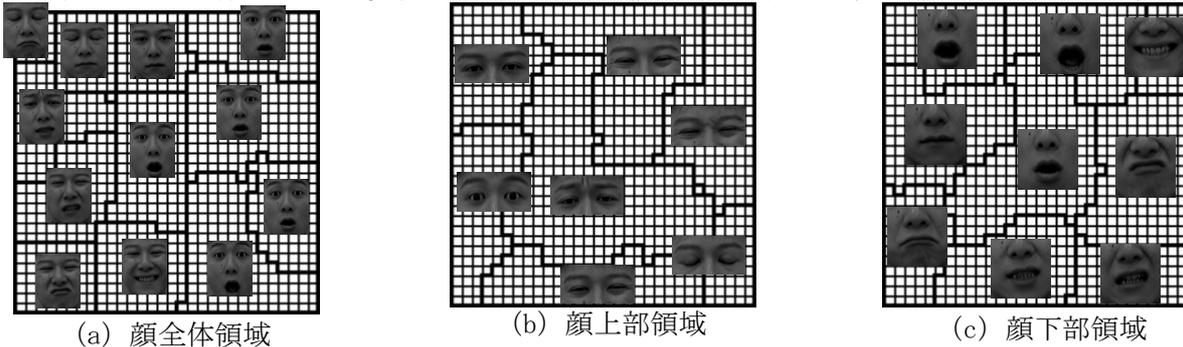


図 2 各領域による表情空間マップ (被験者 d)

詳細を示す。

- ① 前節で得られた表情カテゴリおよびカテゴリ代表画像をそれぞれ教師データ、学習データとして CPN の学習を行う。
- ② 学習終了後、マップ層の各ユニットにおいて、グロスバグ層の各ユニットと連結された結合荷重を比較し、値の最も高いカテゴリをそのユニットのラベルとして定義した。

上述の処理により生成したカテゴリマップに 7 表情に基づいた意味づけを行い、表情空間マップを形成した。

4. 結果および考察

被験者ごとの顔全体領域、顔上部領域、顔下部領域における表情カテゴリ数を表 1 に示す。取得した顔画像は、被験者の主観による 7 表情を対象としたが、各被験者および各領域においてカテゴリ数が異なっていることが分かる。これらは、SOM の階層化によって被験者特有の表情位相特性が学習されていることを示しており、提案手法は被験者特有の表情カテゴリ抽出手法として有用であることを示唆している。

被験者 d の表情空間マップを図 2 に示す。なお、図中の画像は、5 枚のカテゴリ代表画像のうち一枚であり、画像が配置された太線内の領域がカテゴリの範囲である。被験者 d の顔全体領域では、「悲しみ」が 2、「驚き」が 5、その他の表情がそれぞれ 1 カテゴリとして意味づけが可能であった。「悲しみ」では、口の位相特性が異なる 2 つのカテゴリが存在し、マップの左上部に隣接して配置されている。また、「驚き」では、眉の上下、口の開閉の度合いによってカテゴリが 5 つに細分化されており、マップの右側において、形状の違いにより配置されている。同様に、顔上部、顔下部領域においても、顔の各部位の形状の違いによりカテゴリが形成され、形状の類似したカテゴリがマップ上で隣

ゴリの配置、隣接関係が異なることを確認している。これらは、提案手法によって得られたカテゴリマップが、被験者特有の表情位相特性に基づいて形成されていることを示しており、このカテゴリマップを被験者特有の表情空間マップとすることの有効性を示唆するものである。

また、図 3 に示すように、学習データの中には同一表情であっても位相特性の異なる事例 (同図 (a)) や異なる表情であっても位相特性の類似する事例 (同図 (b)) が認められた。図 3(a) の学習データを表情空間マップの入力データとして分類を行ったところ、顔全体領域、顔下部領域では異なるカテゴリに分類され、顔上部領域では同一カテゴリに分類されることが明らかとなった。また、図 3(b) は、顔下部領域では異なるカテゴリに分類され、顔全体領域、顔上部領域では同一カテゴリに分類されることを確認した。これは顔全体領域が顔上部領域、顔下部領域の統合的な位相特性を有しているためと考える。すなわち、顔上部領域、顔下部領域の位相特性の組み合わせを用いることにより、顔全体領域の新規の表情カテゴリを表現できる可能性を示唆している。

以上の結果は、提案手法が表情位相特性を基に、個人特有な表情空間を自己組織的に形成可能であることを示している。

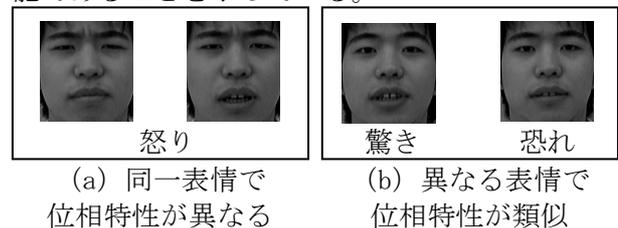


図 3 顔全体領域画像の例 (被験者 a)

参考文献

- [1] 石井, 佐藤, 間所, 西田, “顔画像の位相特性に基づいた個人固有の表情特徴空間の形成”, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2005), pp763-pp770, 2005.
- [2] T. Kohonen, “Self-organizing maps,” Springer Series in Information Sciences, 1995.
- [3] R. H. Nielsen, “Counterpropagation networks,” Applied Optics, vol. 26, No. 23, pp. 4979-4984, 1987.
- [4] 大村: 「多変量解析のはなし」, 日科技連(1985)

表 1 被験者ごとの各領域におけるカテゴリ数接関係を有していることが認められる。なお、

	全体領域	上部領域	下部領域
被験者 a	12	7	10
被験者 b	7	7	7
被験者 c	17	12	16
被験者 d	12	7	9