

表情認識の精度向上を目的とした適応学習法に関する検討

高松 未佳[†] 石井 雅樹[‡] 景山 陽一[†]

秋田大学[†] 秋田県立大学[‡]

1. 背景・目的

ヒューマンマシン間における感情のコミュニケーションの実現を目的として、顔表情認識に関する研究が行われている[1]。一方、人間の表情は時間経過に伴い変化するため、表情認識モデルには未学習の表情パターンを追加学習する機能が求められる。本研究グループではこれまでに、CPN(Counter Propagation Network)[2]を用いて生成した表情特徴空間の各ユニットに、Fuzzy-ART[3]を連結した表情認識モデルを提案している[4]。本モデルは、既存の表情パターンを保持しつつ、新たな表情パターンを追加学習する機能を備えている。しかしながら、平均正確度が90%未満の場合もあり、必ずしも十分な精度が得られない場合を認めた。

そこで本稿では、表情認識精度の向上を目的とし、識別器である表情特徴空間に着目した検討を行った。具体的には、追加学習時において、表情特徴空間の更新処理を加え、その有用性を評価した。

2. 使用データ

被験者8名(20代、男性4名・女性4名：A～H)が故意的に表出した3表情(喜び表情、驚き表情、無表情)の表情画像データを使用する。取得した表情画像は、顔領域抽出処理および正規化処理を施し実験用データセットとした。なお、本研究は「秋田大学手形地区における人を対象とした研究に関する倫理規程第6条第2項」に基づいてデータを取得している。

3. 表情認識手法

本研究では、安定性と可塑性を併せ持つARTを用いることで、追加学習機能を有する表情認識モデルを構築している。ARTには様々な種類が存在するが、画像の輝度値を入力とするため、アナログ入力に対応可能なFuzzy-ARTを採用した。本モデルは、CPNを用いて生成される表情特徴空間(Kohonen層)と、その各ユニットに連結したFuzzy-ARTから構成される。学習処理を通じて生成された表情特徴空間は識別器となり、

入力したテストデータに対して表情認識を行うことが可能である。表情認識モデルの概要を図1に示す。また、表情認識モデルを用いて、学習を行う際の処理手順を以下に示す。

- (1) CPNを用いて初期学習データを学習し、初期の表情特徴空間を生成する。
- (2) 表情特徴空間における各ユニットにFuzzy-ARTを連結する。
- (3) 表情特徴空間の各ユニットの結合荷重をFuzzy-ARTの初期カテゴリーとして設定する。
- (4) 追加学習データを表情特徴空間に入力し、表情認識処理により勝者ユニットを決定する。
- (5) 勝者ユニットに連結したFuzzy-ARTの既存カテゴリーと入力データの整合度を算出し、その値に応じて、結合荷重更新処理、新規カテゴリー生成処理、却下処理のいずれかを行う。
- (6) 表情特徴空間が有する既存カテゴリーおよびFuzzy-ARTが生成した新規カテゴリーを学習データとし、再学習によりCPNの表情特徴空間を更新する。
- (7) 上記(2)～(6)の処理を任意の回数繰り返す。

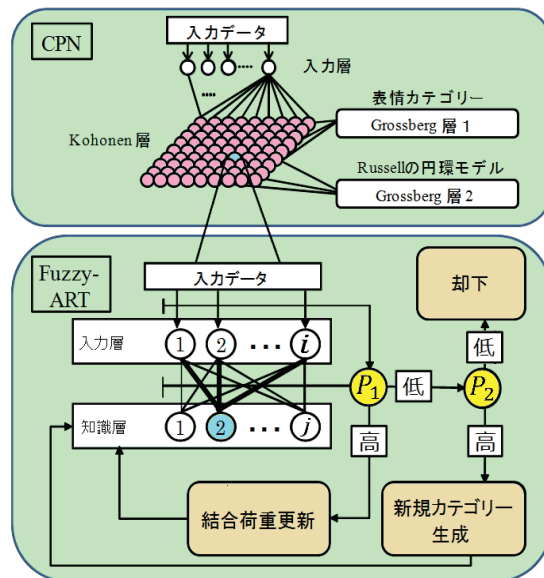


図1 表情認識モデル

Study on Adaptive Learning Method to Improve the Accuracy of Facial Expression Recognition

Mika Takamatsu[†], Masaki Ishii[‡], Yoichi Kageyama[†]
Akita University[†], Akita Prefectural University[‡]

4. 表情特徴空間における再学習に関する検討

3章(4)~(6)に示す処理に着目して検討を行う。従来手法では、表情特徴空間に1日分の追加学習データ(450枚)を入力し、追加学習後に表情特徴空間を更新している。一方、提案手法では、1日分の追加学習データの半数(225枚)を追加学習した時点で、表情特徴空間を一度更新する。

提案手法および従来手法を用いて、被験者8名を対象として7日分の追加学習を行い、識別器の平均正確度を算出した。なお、平均正確度とは追加学習データのうち、正しい表情カテゴリに分類されたデータの割合を示している。また、検討に使用した警戒パラメータ範囲は $P_1: 0.98 \sim 1.00$, $P_2: 0.96 \sim 0.98$ である。

5. 検討結果および考察

被験者8名の各識別器における平均正確度の平均値をそれぞれ算出した。得られた結果を表1に示す。従来手法において平均正確度の平均値が90%程度の結果を得た被験者C, E, F, Gでは、提案手法でも同程度の高い平均正確度の平均値を得た。平均正確度の推移においても、追加学習に伴い、高い平均正確度が維持される結果を得た。また、従来手法において平均正確度の平均値が90%未満の結果を得た被験者D, Hは、提案手法における平均正確度の平均値が高い値を示していることがわかる。

被験者D, Hにおける各追加学習の合計回数を表2に示す。両被験者において、従来手法と比較して提案手法は、結合荷重更新回数が多く、かつ却下回数が少ないことがわかる。これは、追加学習時に表情特徴空間を一度更新することで、滑らかに表情特徴空間が変化し、従来手法で却下されていた情報が適切に学習されたことを示唆していると考えられる。したがって、追加学習時において、表情特徴空間を更新することは、平均正確度の向上に有用であることを示唆している。

一方、残りの被験者A, Bでは、追加学習に伴い平均正確度が低下する結果を得た。被験者Aにおける平均正確度の推移を図2に示す。平均正確度の平均値は92.5%と高いものの、識別器10以降の平均正確度は低下している。このとき、3表情のうち1表情のみが追加学習される場合を認めた。したがって、表情の学習に偏りが生じたことに起因し、平均正確度が低下したと考える。

6. 謝辞

本研究は、科学研究費(C)(No.19K12909)の助成により行われたことを付記する。

表1 平均正確度の平均値(被験者A~H)

	提案手法	従来手法
被験者 A	92.5%	92.1%
被験者 B	70.4%	77.7%
被験者 C	89.0%	88.0%
被験者 D	88.3%	77.9%
被験者 E	94.9%	97.0%
被験者 F	99.5%	99.7%
被験者 G	93.3%	95.2%
被験者 H	74.3%	66.0%

表2 追加学習回数合計(被験者D, H)

		結合荷重更新	新規カテゴリ生成	却下
被験者 D	提案手法	1164	995	1341
	従来手法	870	624	2006
被験者 H	提案手法	826	567	2107
	従来手法	417	329	2754

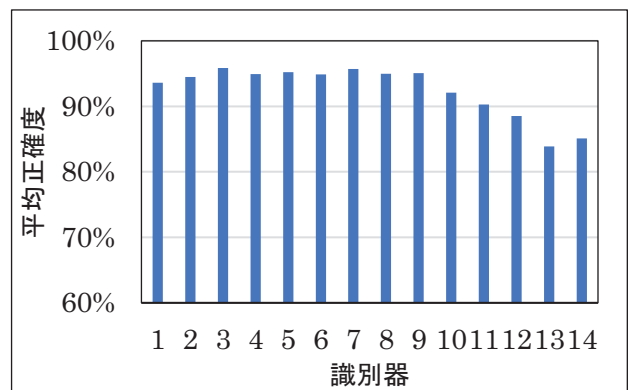


図2 平均正確度の推移(被験者A)

参考文献

- [1] 赤松茂: “人間とコンピュータによる顔表情の認識 [III] —コンピュータによる顔表情認識技術(2): 顔面の表情動作の認識—”, 電子情報通信学会誌, Vol.85, No.12, pp.936-941 (2002)
- [2] R. H. Nielsen: “Counterpropagation Networks”, Applied Optics, Vol. 26, No. 23, pp. 4979-4984 (1987)
- [3] G. A. Carpenter, S. Grossberg, and D. B. Rosen: “Fuzzy ART: Fast Stable Learning and Categorization of Analog Patterns by an Adaptive Resonance System”, Neural Networks, Vol.4, No.6, pp.759-771 (1991)
- [4] R. Kiyokawa, M. Ishii, Y. Kageyama: “Resetting Threshold Values for Improving Facial Expression Recognition Accuracy”, The 2020 IEEE 2nd Global Conference on Life Sciences and Technologies (LifeTech 2020), POS1.7 (2020)