

3 表情を対象とした表情認識モデルにおける警戒パラメータの決定法に関する検討

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、表情認識モデルを用いた顔表情の分類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]に Fuzzy-ART[3]を連結した表情認識モデルを提案している。本モデルは、追加学習機能を有しており、警戒パラメータと呼ばれる閾値を用いて、新規表情パターンを追加学習するか否かを判定する。従来研究[4]では、学習済み顔画像データにおける輝度値の分散に基づいた警戒パラメータの決定法に関して検討を加えた。しかしながら、入力された新規表情パターンを本来とは異なる表情として誤学習したことに起因し、表情認識の精度が低下する場合を認めた。

そこで本稿では、学習済み顔画像データ内に定義された各表情の帰属度に基づいて警戒パラメータを決定する手法を提案する。

2. 使用データ

被験者 11 名(20 代、男性 7 名・女性 4 名：A～K)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。

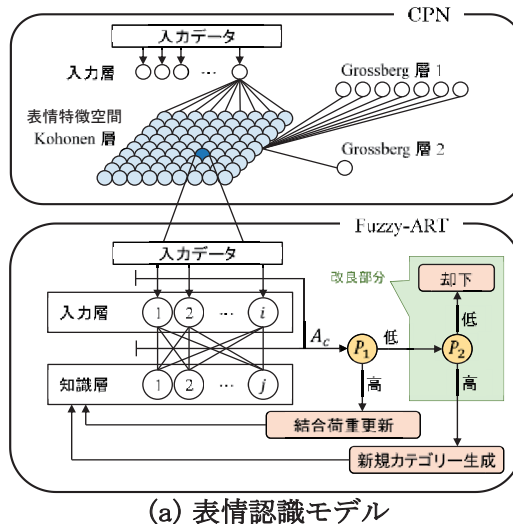
3. 提案手法

3.1. 表情認識手法

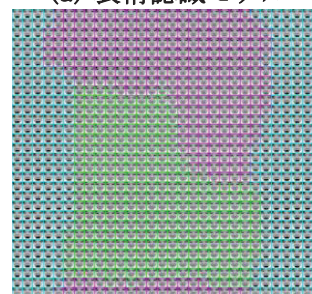
本モデルは、CPN により生成される表情特徴空間(Kohonen 層)と、その各ユニットに連結した Fuzzy-ART から構成される。表情認識モデルの概要を図 1 に示す。また、表情認識モデルを用い

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) 追加学習データを表情特徴空間に入力し、入力データと最も類似したユニットを選択する。
- (3) 入力データと選択されたユニット間の結合荷重と入力データの整合度を算出する。
- (4) 警戒パラメータにより整合度の閾値判定を行い、追加学習処理(結合荷重更新処理、新規カテゴリ生成処理)または却下処理を実施する。
- (5) 3 表情のうち、1 つの表情に対する追加学習処理の回数が 300 回に達した時点で表情特徴空間を更新する(処理(1))。なお、更新に用いるデータは既存の表情データと追加学習によって生成された新規の表情データである。
- (6) 上記(2)～(5)の処理を任意の回数繰り返す。



(a) 表情認識モデル



(b) 表情特徴空間(Kohonen層)

図 1 Fuzzy-ART を用いた表情認識モデル

Study on Determination Methods of Vigilance Parameters in Facial Expression Recognition Model for Three Facial Expressions

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

3.2. 警戒パラメータの設定

表情特徴空間において、表情クラスターの境界部は複数の表情が混在しており、追加学習処理において誤学習が発生しやすい。したがって、境界部は非境界部と比較して警戒パラメータを高く設定し、追加学習を抑制する必要がある。

表情特徴空間の各ユニットは各表情(喜び, 驚き, 無)に対する帰属度を保持しており、当該ユニットの表情は帰属度が最大となる表情と定義される。ここで、帰属度の最大値を表情強度と定義する。表情強度は当該ユニットで定義された表情の確からしさを示しており、提案手法では、この表情強度を用いて表情特徴空間のユニットごとに異なる値の警戒パラメータを設定する。警戒パラメータの設定手順を(1)~(3)に示す。

- (1) 表情特徴空間におけるすべてのユニットを対象として、各ユニットの表情強度 S を算出する。
- (2) S の最大値および最小値を用いて正規化を行った値に 0.02 を乗算する。
- (3) (2)で算出した値に 0.98 および 0.96 を加算し、それぞれを警戒パラメータ P_1 および P_2 とした。上述の処理により、警戒パラメータは表情クラスターの境界部で高い値に、非境界部では低い値に設定される。

4. 実験手法

被験者 11 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、正しい表情に分類されたデータの割合を示している。比較対象とする従来手法[4]では、表情特徴空間の各ユニット間における輝度値の分散値を用いて、3.2 節と同様の手法で警戒パラメータを決定する。

5. 結果および考察

被験者 11 名における平均正確度の伸び率を表 1 に示す。伸び率は、7 日分の全データを追加学習した時点における平均正確度から、初期学習時における平均正確度を減算した結果である。11 名中 7 名において、提案手法における伸び率が高くなる結果を得た。

精度が最も向上した被験者 H の警戒パラメータを図 2 に示す。被験者 H は他の被験者と比較して、各表情が類似しており、表情間の差異が小さい。帰属度を用いた提案手法は、各表情間の差異に影響を受けずに、表情クラスターの境界付近における警戒パラメータを高く設定できるため、平均正確度が向上したと考える。輝度値

の分散を用いた従来手法では、各表情間の差異に影響を受けやすい。したがって、提案手法は、適切な追加学習に有用であることを示唆している。

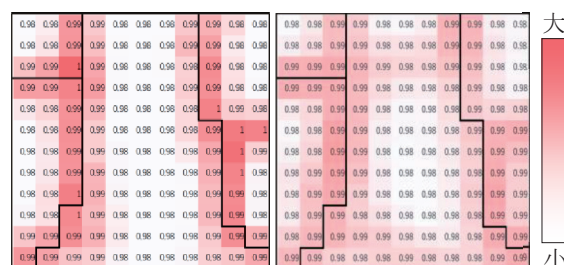
一方、従来手法と比較して平均正確度が低下する被験者も認められた。今後は、被験者ごとに最適な警戒パラメータを設定する手法を検討する必要がある。

6. 謝辞

本研究は、JSPS 科研費 JP19K12909, JP22K12215 の助成を受けて行われたことを付記する。

表 1 平均正確度の伸び率 (%)

被験者	初期学習後の平均正確度	提案手法	従来手法
A	92.16	2.54	4.10
B	91.33	2.83	7.84
C	79.27	-1.90	4.67
D	77.56	6.38	5.59
E	96.70	2.73	-2.73
F	99.30	0.41	0.41
G	92.13	3.97	4.22
H	76.00	8.38	-3.30
I	90.44	-1.96	-3.67
J	97.30	1.52	0.38
K	90.84	-3.14	-9.37



黒線：表情クラスターの境界部

図 2 警戒パラメータ P_1 の算出結果例 (一部抜粋, 左: 提案手法, 右: 従来手法)

参考文献

- [1] J. Li, K. Jin, D. Zhou, N. Kubota, and Z. Ju : “Attention mechanism-based CNN for facial expression recognition, Neurocomputing”, Vol.411, pp.340-350 (2020)
- [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)