Vol.2021-MUS-130 No.45
Vol.2021-EC-59 No.45
2021/3/17

組み込み型光センサアレイを用いたフルフェイスマスクの表情認識精度の向上

新田 野乃華[1]　竹川 佳成[1]　鈴木 あゆみ[1]　徳田 雄嵩[3]　鈴木 克洋[2]　杉浦 裕太[2]　正井 克俊[2]
杉本 麻樹[2]　平田 圭二[1]

概要：筆者らの研究グループは，実環境において，アバタを用いた対面コミュニケーションを可能にするデジタルカメン e2-MaskZ を開発してきた．e2-MaskZ は，マスク裏側に搭載された 40 個の組込型光センサアレイによって表情を認識し，ユーザの表情をアバタの表情に反映し，軽量薄型有機 EL ディスプレイに表示できるデジタルな仮面である．しかし，既存の e2-MaskZ の 10 種類の表情における平均認識正答率は 79%で，改善の余地がある．また，光センサが正しく機能するためには，光センサと顔面に一定の距離が必要であるが，例えば，顔が大きい人はセンサに顔が当たってしまうなど，筐体の汎用性に限界があった．そこで本研究では，e2-MaskZ における表情認識機能の向上を目的とする．具体的には，表情認識精度を高めるために CatBoost による勾配ブースティングとデータ拡張を組み合わせた手法を提案する．また，各光センサの角度を変更できるようなヒンジ，マスク全体と顔面の距離を微調整可能なヒンジを導入することで，筐体の汎用性を高める．提案する e2-MaskZ の表情認識性能を検証するために評価実験を実施した結果，認識精度の向上，学習時間の高速化，マスクのズレや再装着への適応を確認できた．

1. 背景

コミュニケーションの伝達において，顔は重要な要素の一つである．心理学者のメラビアン [9] によると，最初の印象を決定づける要因の 55%は，視覚情報から構成されていると述べている．また，Secord [12] は人は相手の顔の特徴に基づいて性格を推測すると述べている．例えば，川西 [19] は，顔の特徴が好ましいと思う人と個人的親しみやすさとの間に，正の相関関係があることを示している．故に，顔の表情は対面コミュニケーションの重要な要素の一つであるとともに，内部の感情状態を明らかにし，他者が知覚する対話者のペルソナを暗黙のうちに形成する．

近年，仮想空間で人の顔の物理的な制約を超えたペルソナを創造・表現できるデジタルアバタが新たなオンラインコミュニケーション手段として積極的に活用されている．筆者らの研究グループは実環境の対面コミュニケーションでも同様にペルソナを自在に創造し表現できるインタフェース技術として，e2-MaskZ を提案してきた（図 1）．e2-MaskZ は，マスクディスプレイの内側にある着用者の表情をリアルタイムで認識し，その認識結果を反映させたアバタの表情を，軽量薄型の曲面有機 EL ディスプレイ画面に表示する．従来のアナログな仮面では困難であった喜怒哀楽などの様々な表情を動的に表現・制御できる表情拡張型対面コミュニーケーションを可能にする．筋萎縮性側索硬化症（ALS）患者の多様な表情生成支援，小児患者の歯科治療中の不安感やストレスの軽減，または面接官の表情制御による受験者の緊張緩和など，実環境で顔の印象や表情表現に不安を抱えるユーザーの対面コミュニケーション支援への応用等が期待される．

図 1　e2-MaskZ

しかし，既存の e2-MaskZ（以降，従来システムと呼ぶ）[14] における表情の平均認識正答率は 79%であり，最も低い表情では 63%と多分に改善の余地がある．また，マスクの再装着における認識精度の悪化，頷くなど首の角度が変わったときの認識精度の悪化などの課題もある．さらに，光センサが正しく機能するためには，光センサと顔面に一定の距離が必要であるが，例えば，顔が大きい人はセンサに顔が当たってしまうなど，筐体の汎用性に限界があった．

そこで本研究では，従来システムにおける表情認識機能

[1] 公立はこだて未来大学
[2] 慶應義塾大学
[3] City University of Hong Kong

ⓒ 2021 Information Processing Society of Japan

Vol.2021-MUS-130 No.45
Vol.2021-EC-59 No.45
2021/3/17

の向上を目的とする．具体的には，表情認識精度を高めるために CatBoost による勾配ブースティングとデータ拡張を組み合わせた手法を提案する．また，各光センサの角度調整やマスク表面と顔面との距離の微調整を可能にするヒンジ機構を新たに導入する事で，筐体の汎用性を高める．

2. 関連研究

光センサを用いた表情認識手法に関して多数の研究が行われてきた．Fukumoto ら [6] は光センサを用いて微笑と笑いを認識できる手法を提案した．Masai らは 8 種類の表情 [18] や 8 種類の目のジェスチャ [8] を識別できる組み込み型光センサを搭載した眼鏡型デバイスを実装した．Suzuki ら [20] は HMD に組み込み型光センサを搭載して表情を識別できるシステムを実証した．しかしながら，これらのシステムは主に顔の上半部にのみ光センサを搭載しているため，口や口の周りの動きを顔表情とともに認識することは難しい．また一方で，坂下らは口の開閉を検出するためにフォトリフレクティブセンサを使用した You as Puppet[10] を提案した．Mimicat [13] はカメラを使用して顔の動き，特に口と目の開閉を認識する方法を実証した．Li[7] らは認識した表情を 3D 顔モデルにマッピングする新たな HMD システムを提案した．目の周囲の顔上半部の表情は HMD に組み込まれた 8 つのひずみゲージセンサで認識し，口元周辺の下半部の顔表情は HDM 頭部に搭載された RGB-D カメラを用いて認識を行った．

本研究では実世界でアバターを用いた顔表情の拡張表現を実現するマスク型ディスプレイを目指し，顔全体にフォトリフレクタセンサアレイを配置した近接型顔表情認識マスクシステムを提案する．従来システムにおけるマスクシステムの装着性と表情認識精度の問題を解決するため，よりロバストなマスク筐体の設計手法とフォトリフレクタセンサアレイ認識アルゴリズムを検証し，従来システムとの比較評価を行った．

3. 設計と実装

1 章で述べたように従来システムにおける課題を解決するため，筐体および機械学習アルゴリズムを改良した．

3.1 筐体の改良

従来システムと提案システムを図 2 に示す．従来システムは花昭社の透明マスク[*1]の裏側に両面テープで光センサを貼り付けていた．当該透明マスクの横幅は 21cm で，例えば，顔幅の大きいユーザが装着した場合，顔がマスクに入らなかったり，逆に顔幅の小さいユーザが装着した場合，センサが顔にぶつかってしまい，40 個の光センサと顔面との適切な距離を保つことが難しかった．表情認識精度の低

[*1] https://hands.net/goods/2401005156934/

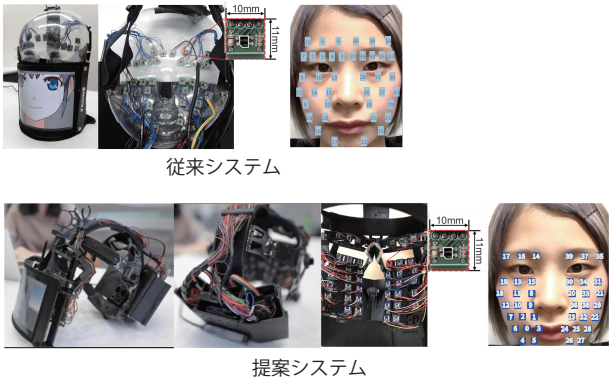

図 2 従来システムと提案システム

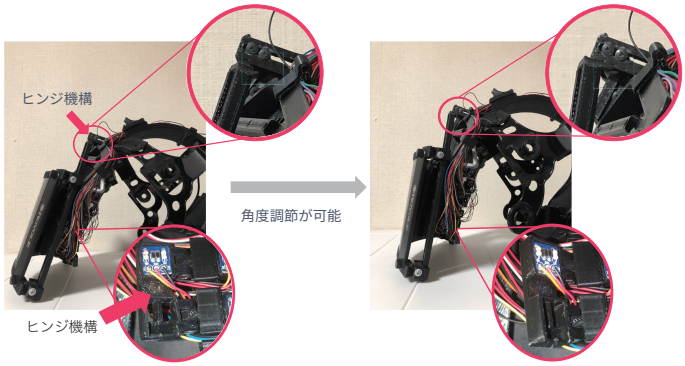

図 3 ヒンジ機構による角度調整

下だけでなく，装着性の悪化という課題があった．従来システムのマスク側面をなくし，図 3 に示すようにマスク全体と顔面の距離を調整可能なヒンジ機構を導入した．これにより顔幅や頭位によらず，マスクと顔面との距離を適切に保持できる．また，顔面の凹凸は人種によっても異なるため，各光センサホルダにもヒンジ機構を導入し，各光センサの角度を微調整できるようにした．マスクシステム全体の重さは約 1 キログラムで小型軽量である．

3.2 機械学習アルゴリズムの改良

従来システムは機械学習アルゴリズムの 1 つであるサポートベクターマシン（以降，SVM と呼ぶ）を利用して表情認識器を構築していた．SVM には計算に用いる変数（特徴量）の数や学習データ数が多くなると，計算量が膨大になり組合せ爆発が起こるという問題があり，学習データの数には限界があった．一般的に学習データは多ければ多いほど過学習を回避でき表情認識精度が高くなる．

表情認識精度の向上のために，アンサンブル学習の 1 つであるブースティング [5] を使用し，決定木とブースティングを組み合わせた勾配ブースティング木に注目した．勾配ブースティングは，さまざまな実用的なタスクで有用な結果を出すことができる強力な機械学習手法で，ノイズの多いデータや複雑な依存関係（Web 検索，推薦システム，天気予報，他）など多くの問題を学習するための有効な手段である [1], [3], [15], [16], [17]．一般的に精度が高く，同

ⓒ 2021 Information Processing Society of Japan

表 1　パラメータチューニング

パラメータ変数	値
eval_metric	AUC
depth	7
iterations	500
use_best_model	True
l2_leaf_reg	4
learning_rate	0.1

様のサイズのアンサンブル学習を適用したときに他の勾配ブースティングライブラリよりも高速と言われている CatBoost[2] を採用する．CatBoost はツリー構造を選択するときにリーフ値を計算するために新しいスキーマを使用することで，過剰適合を減らすことができる [2].

提案システムの学習フローと予測フローを図 4 に示す．

学習フローでは，40 個の光センサデータを入力とし，40 次元のセンサデータから構成されるデータセットを構築する．構築したデータセットを 3 つに分割する．そのうちの 1 つを検証データと呼ぶ．また，残り 2 つは学習データであり，データ拡張を適用した後に，識別モデルの構築に利用される．実際に運用する際に得られるセンサデータは，学習データに含まれるセンサデータと異なり，俯くなど首の角度が変わる場合，マスクそのものの自重によりセンサと顔の距離が離れ，センサデータが学習データと変わってしまう．そこで，マスクのズレに対する精度の悪化を防ぐため，データ拡張を適用する．提案するデータ拡張の処理の流れを図 5 に示す．学習データに重みの異なる乱数を足し合わせたものを 3 つ作成し，学習データに追加した．具体的には，学習データと同サイズで，行方向および列方向それぞれに対して正規性をもつ乱数のベクトルを 3 つ作成し，各乱数ベクトルに重み $w = [10, 20, 30]$ を掛け合わせて，学習データに加算する．これら 3 つの学習データを元になった学習データに統合する．学習データ数は 4 倍となりデータの水増しができるだけでなく，ズレに対してもロバストになる．学習データとして識別モデルを構築する．

予測フローでは 40 個の光センサデータを入力データとし，学習フローで構築した識別器を使って表情を認識する．

CatBoost のモデル構築には，分類問題の学習に適用できる CatBoostClassifier[2] を使用しパラメータチューニングした上で構築を行う．パラメータチューニングとして，表 1 のように設定した．

4. 認識精度の検証

提案システムの表情認識精度を検証するための評価実験を実施した．

4.1 表情データセットの構築

実験に用いた表情は図 6 に示す 5 種類である．一般的に

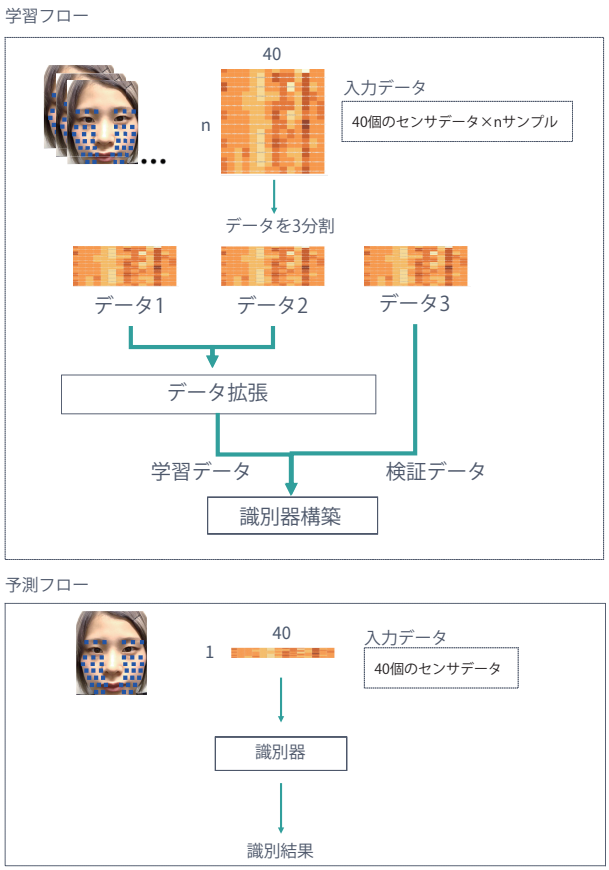

図 4　学習フローと予測フロー

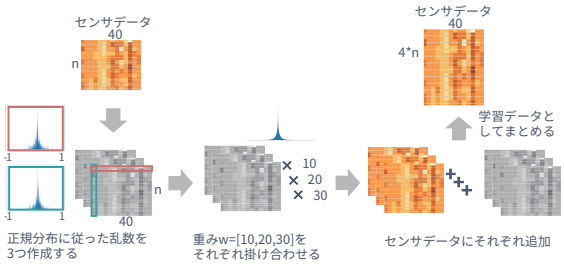

図 5　データ拡張の処理の流れ

表情は，Ekman[4] が提唱した基本の 6 表情（喜び，悲しみ，怒り，嫌悪，恐れ，驚き）とされているが，対面コミュニケーションにおいては喜びと驚きの条件でしか感情がはっきりと表出されない [11] といわれている．したがって，従来システムの表情認識精度で使用されていた 10 種類の表情を統合し，5 種類の表情 (真顔，笑顔，驚き，母音あの口，母音うの口) を生成した．

表 2 に示す顔のサイズをもつ 8 名の被験者から表情データを取得した．顔のサイズは図 7 のように指示し，被験者に顔の横幅と縦幅を計測してもらった．実験者は「各表情を誇張せず，普段のコミュニケーションで行うときと同様の表情を再現してほしい」と被験者に指示した．また，被験者には表現する表情が提示されているディスプレイの前に座ってもらい，表示されているディスプレイ中の表情と同様の表情を被験者に実施してもらった．被験者には事前

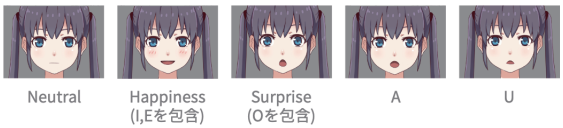

図 6 実験で使用した 5 表情

表 2 被験者と顔のサイズ

被験者	顔の横幅 (cm)	顔の縦幅 (cm)
20 代女性	15	22
20 代女性	17.1	25.2
20 代女性	14.2	22
20 代女性	14.5	28
20 代女性	13.5	21.2
20 代男性	14	24
40 代男性	17	22
40 代男性	16.5	23

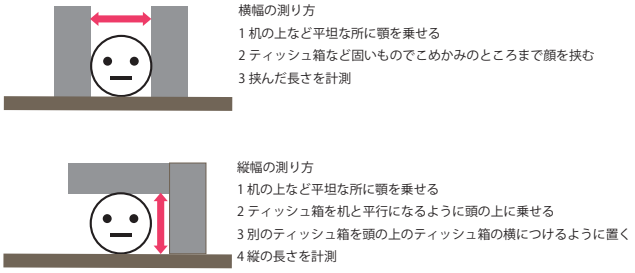

図 7 顔のサイズの測り方

に 5 種類の表情を練習してもらい，実験者の指示や表現する表情を十分に理解してもらった上で表情データの取得を開始した．

真顔，笑顔，驚き，母音あの口，母音うの口の順で，各表情につき 100 サンプルのデータを取得した．これらを 1 セットとし，15 セット分のデータを取得した．したがって，1 名の被験者あたり 7500 サンプル（5 表情× 100 サンプル× 15 セット）のデータを取得した．1 サンプルは 40 個の光センサデータから構成される．光センサデータのとりうる値の範囲は 0–1023 である．

4.2 5 表情における表情認識精度

結果

従来手法（以降 SVM と呼ぶ），データ拡張を適用していない提案手法（以降，CatBoost のみと呼ぶ），提案手法（CatBoost およびデータ拡張）の 3 種類の手法に対して，被験者ごとに上述した表情データセットを用いて 6 分割交差検証（leave-one-set-out，訓練データ 6250 サンプル，テストデータ 1250 サンプル）を適用した．データ拡張の有効性を検証するために，CatBoost のみ適用した場合も検証した．

被験者ごとに算出した表情認識精度（正解率，適合率，再現率，f 値）の平均値を表 3 に示す．また，混同行列を図 8，9，10 に示す．混同行列は横軸が予測，縦軸が実際の表情を表しており，数値はサンプル数を示している．また，横軸は推定した表情，縦軸は実際の表情を示している．

表 3 5 表情の平均認識精度

手法	正解率	適合率	再現率	F 値
SVM のみ	0.76	0.68	0.67	0.67
CatBoost のみ	0.77	0.77	0.77	0.77
提案手法	0.88	0.87	0.87	0.87

表 4 平均学習時間と平均予測時間

手法	平均学習時間 (秒) 標準偏差	平均予測時間 (ミリ秒) 標準偏差
SVM のみ	62.76	0.48
	59.66	0.19
CatBoost のみ	1.78	1.55
	1.98	1.22
提案手法	5.54	2.41
	2.95	1.12

SVM の平均正解率は 0.76，平均適合率は 0.68，平均再現率は 0.67，平均 f 値は 0.67 であった．Catboost の平均正解率は 0.77，平均適合率は 0.77，平均再現率は 0.77，平均 f 値は 0.77 であった．提案手法の平均正解率は 0.88，平均適合率は 0.87，平均再現率は 0.87，平均 f 値は 0.87 であった．提案手法の認識精度が最も高く，Catboost，SVM の順で認識精度は低くなっている．また，混同行列に着目すると，全手法において各表情の前後の表情に多く誤認識していることがわかる．

提案手法における平均学習曲線を図 11 に示す．sklearn の learning_curve を用いて，6 分割交差検証で算出した．赤線が学習における正解率を表し，緑線が検証における正解率を表している．横軸は訓練データの数である．学習と検証が乖離してしまっていることから，過学習になっていると考えられる．また，検証における正解率は 0.9 で頭打ちになっていた．

識別器の構築にかかった平均学習時間と 40 個の光センサデータから構成される 1 つの入力データから表情の推定にかかった平均予測時間を表 4 に示す．学習時間について，従来手法では 7500 サンプル，提案手法はデータ拡張後の 22500(= (7500 ∗ 2/3) ∗ 4 + 2500) サンプルを学習させている．SVM の平均学習時間は 62.76 秒であった一方，提案手法は 5.54 秒であり，提案手法の学習時間は従来手法よりも短くなることが明らかになった．また，推定時間について，従来手法が 0.48 ミリ秒，提案手法が 2.41 ミリ秒と従来システムの方が短くなった．

考察

混同行列では，どれも前後に学習した表情に多く誤予測している結果となっていた．これは，表情の切り替え時に瞬時に次の表情に変化できていないためであると考えられる．その他に一番誤予測が多かったのは驚きと母音のうのデータである．提案手法において，驚きのデータでうの表

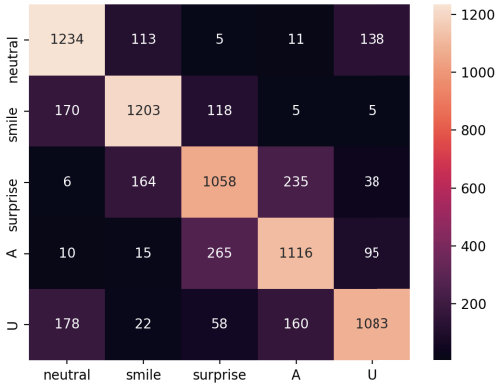

図 8 SVM のみの混同行列

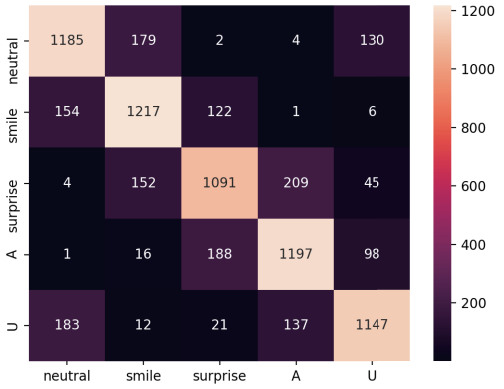

図 9 CatBoost のみの混同行列

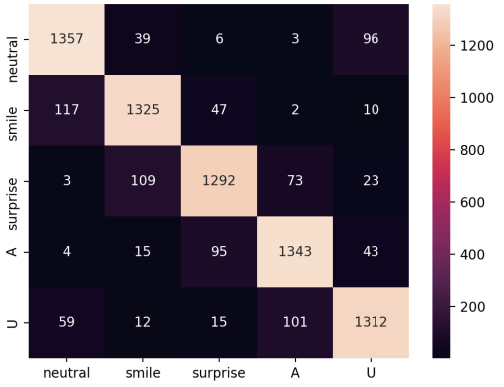

図 10 提案手法の混同行列

情と予測しているデータも 70 データと多かったことから，驚きとうの表情は誤予測しやすいと言える．驚きの表情は母音のおを包含しており，うの表情とともにあまり口を開かなくても発音できることも要因の一つであると考えられる．

平均学習時間において，SVM では 1 分ほどかかり，標準偏差が 59 とばらつきが大きいのに対し，提案手法では 5 秒と圧倒的な速さとなっていた．SVM でばらつきが大きいのは SVM の計算量が $O(n_samples^2 * n_features)$ であり，$n_samples = 7500$，$n_features = 40$ と高次元なデータであるのに加え，計算は個人のデータに依存するためだと考えられる．平均予測時間については，提案手法が 1.93 ミリ秒遅い結果となったが，実用に問題ない程度の予測時間は出ていると言える．

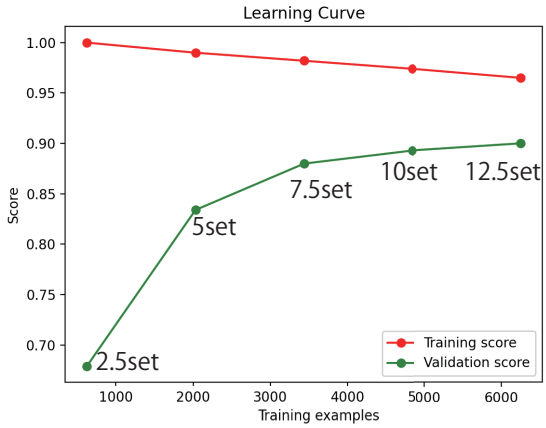

図 11 学習曲線

SVM のみに比べ，CatBoost のみでは正解率は 0.01 の向上しか見られなかったが，適合率・再現率・f 値において 0.1 ほどの向上が見られた．よって，アンサンブル学習の有効性が確認できた．また，CatBoost のみで構築された学習器に比べ，データ拡張を加えた提案手法の学習器では，全評価指標において，0.1 ほどの精度向上が見られた．よって，データ拡張の有効性が確認できた．さらに，SVM では訓練データが多すぎると計算が終わらない問題が発生する場合があった．そのため，CatBoost の方がデータ拡張において有効であると言える．

学習曲線については，学習と検証に乖離が見られ，過学習になっていた．乖離する原因として，サンプル数が少なくて，特徴量が多すぎると考えられる．そのため，更なるデータの収集，特徴量の選択などが有効であると考えられる．

4.3 ズレに対する検証

正面を向いた時と俯いた時のデータを取ることで，ズレに対して検証した．手続きは以下の通りである．

(1) 正面を向いてとった 7500 データでモデル構築
(2) 新規に正面を向いた状態にて 4000 データの取得
(3) 俯いた状態にて 4000 データの取得
(4) 2 および 3 の正解率・適合率・再現率・f 値を算出

結果

検証結果を図 12 に示す．提案手法において，正面のデータ 7500 データを用いてモデルを構築し，正面のデータ 4000

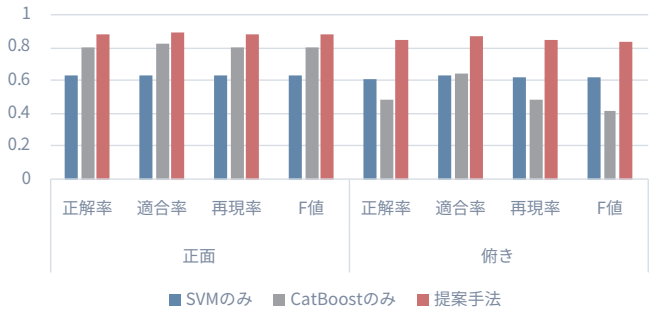

図 12 マスクがズレた時の認識精度

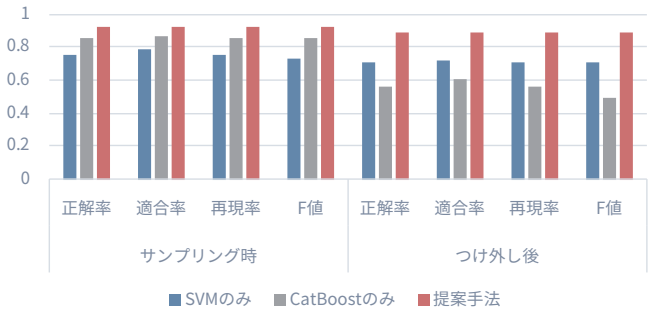

図 13 再装着による認識精度変化

データを用いて精度を検証したところ，88%の正解率が算出された．下向きのデータ 4000 データを用いて検証したところ 84%の正解率が算出され，精度の悪化は 4%であることが検証できた．また，F 値で比較しても 88%から 83%と 5%の悪化であることが検証できた．

考察

提案手法では，ズレによる精度は大きく下がらなかった．よって，精度の悪化の大きな要因としては環境光の影響が考えられる．俯くなどで角度が変わることによって，太陽光などの環境光の入り方が変わってしまう．太陽光の影響が表情変化よりもセンサが大きな反応をしてしまうことで，精度が落ちていると考えられる．また，CatBoost のみでは SVM のみより精度が悪かったが，データ拡張で訓練データ数が多くなると SVM の学習が終わらない問題があるため，CatBoost とデータ拡張が一番有効であると言える．

4.4 再装着に関する検証

事前に学習させたデータの有効性を検証するため，事前にサンプリングしたデータとマスクを再度つけ直してからサンプリングしたデータで同様に精度を検証した．手続きは以下の通りである．

(1) 7500 データのサンプリングおよびモデル構築
(2) 新規に 4000 データサンプリング
(3) マスクの脱着
(4) 新規に 4000 データサンプリング
(5) 2 および 4 の正解率・適合率・再現率・f 値の算出

認識精度を図 13 に示す．事前にサンプリングしたデータでモデルを構築し，精度を検証したところ，正解率・適合率・再現率．F 値において，0.93 の精度が得られた．次に，新たに付け直してサンプリングしたデータで検証を行ったところ，0.89 の精度が得られた．よって，事前にサンプリングしたデータの有効性を確認できた．

4.5 センサ数を半分にしたときにおける精度の検証

改良後のシステムにて，センサデータを半分にして精度を検証した．認識精度の検証時に得たデータから，センサ数を半分にし，データを減らして精度を検証した．センサの減らし方は左右のどちらかをなくすこととした．平均正解率は 0.82，平均適合率は 0.81，平均再現率は 0.81，平均 f 値は 0.81 であった．センサを半分に減らした場合，認識精度が低くなることがわかった．

表 5 3 表情の平均認識精度

手法	正解率	適合率	再現率	F 値
SVM のみ	0.82	0.81	0.80	0.80
CatBoost のみ	0.85	0.85	0.85	0.85
提案手法	0.93	0.93	0.93	0.93

4.6 3 表情における表情認識精度

改良後のシステムにて，表情を Neutral,Happiness,Surprise の 3 つに絞ったときの精度を算出した．被験者ごと 3 表情に絞ったデータセットを用いて 6 分割交差検証（leave-one-set-out，訓練データ 15000 サンプル，テストデータ 3000 サンプル）を適用した．提案手法は CatBoost および，データ拡張を用いた．被験者ごとに算出した表情認識精度（正解率，適合率，再現率，f 値）の平均値を表 5 に示す．

SVM の平均正解率は 0.82，平均適合率は 0.81，平均再現率は 0.80，平均 f 値は 0.80 であった．Catboost の平均正解率は 0.85，平均適合率は 0.85，平均再現率は 0.85，平均 f 値は 0.85 であった．提案手法の平均正解率は 0.93，平均適合率は 0.93，平均再現率は 0.93，平均 f 値は 0.95 であった．提案手法の認識精度が最も高く，5 表情のときと同様に Catboost，SVM の順で認識精度は低くなっている．全体的に 5 表情を認識するときより 3 表情を認識するときのほうが精度が高くなっている．

5. まとめ

本研究では，従来システムの表情認識精度の向上を目的とし，勾配ブースティングの 1 つである Catboost およびデータ拡張を組み合わせた表情認識アルゴリズムを提案した．また，40 個の各光センサアレイと顔面とが最適な距離

ⓒ 2021 Information Processing Society of Japan

を保てるように光センサの固定具にヒンジ機構を導入した．提案システムを用いた表情認識性能を検証するための評価実験を実施した．正面を向きながら 5 つの表情（ニュートラル，笑顔，驚き，母音のあ，母音のう）を認識させた結果，従来手法と比較して提案手法は 12%の表情認識正答率の向上を確認できた．また，データ拡張により，マスクのズレに対して 36%，マスク再装着に対して 33%の表情認識正答率の向上を確認できた．さらに，学習時間の 57 秒の高速化も確認できた．

今後の課題としては，表情認識性能の向上，異なる人種など顔の凹凸が異なる被験者を対象としたとき，表情の数を増やしたときの性能評価実験などがあげられる．

謝辞 本研究に取り組むにあたり，ご指導や助言，実験協力をしてくださった皆様に心より感謝いたします．また，本研究は JSPS 科研費 19H04157 の助成を受けたものです．

参考文献

[1] Caruana, R. and Niculescu-Mizil, A.: An empirical comparison of supervised learning algorithms, *Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning*, pp. 161–168 (2006).

[2] Dorogush, A. V., Ershov, V. and Gulin, A.: CatBoost: gradient boosting with categorical features support, *arXiv preprint arXiv:1810.11363* (2018).

[3] Dorogush, A. V., Gulin, A., Gusev, G., Kazeev, N., Prokhorenkova, L. O. and Vorobev, A.: Fighting biases with dynamic boosting, *arXiv preprint arXiv:1706.09516* (2017).

[4] Ekman, P., Friesen, W. V. and Ellsworth, P.: *Emotion in the human face: Guidelines for research and an integration of findings*, Vol. 11, Elsevier (2013).

[5] Freund, Y. and Schapire, R. E.: A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting, *Journal of computer and system sciences*, Vol. 55, No. 1, pp. 119–139 (1997).

[6] Fukumoto, K., Terada, T. and Tsukamoto, M.: A smile/laughter recognition mechanism for smile-based life logging, *Proceedings of the 4th Augmented Human International Conference*, pp. 213–220 (2013).

[7] Li, H., Trutoiu, L., Olszewski, K., Wei, L., Trutna, T., Hsieh, P.-L., Nicholls, A. and Ma, C.: Facial performance sensing head-mounted display, *ACM Transactions on Graphics (ToG)*, Vol. 34, No. 4, pp. 1–9 (2015).

[8] Masai, K., Kunze, K. and Sugimoto, M.: Eye-Based Interaction Using Embedded Optical Sensors on an Eyewear Device for Facial Expression Recognition, *Proceedings of the Augmented Humans International Conference*, AHs '20, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, (online), DOI: 10.1145/3384657.3384787 (2020).

[9] Mehrabian, A.: Nonverbal betrayal of feeling., *Journal of Experimental Research in Personality* (1971).

[10] Sakashita, M., Minagawa, T., Koike, A., Suzuki, I., Kawahara, K. and Ochiai, Y.: You as a puppet: Evaluation of telepresence user interface for puppetry, *Proceedings of the 30th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 217–228 (2017).

[11] Sato, W., Hyniewska, S., Minemoto, K. and Yoshikawa, S.: Facial expressions of basic emotions in Japanese laypeople, *Frontiers in psychology*, Vol. 10, p. 259 (2019).

[12] Secord, P. F.: Facial features and inference processes in interpersonal perception, *Person perception and interpersonal behavior*, pp. 300–315 (1958).

[13] Shoji, R., Yoshiike, T., Kikukawa, Y., Nishikawa, T., Saori, T., Ayaka, S., Baba, T. and Kushiyama, K.: mimicat: Face input interface supporting animatronics costume performer's facial expression, *ACM SIGGRAPH 2012 Posters*, pp. 1–1 (2012).

[14] Takegawa, Y., Tokuda, Y., Umezawa, A., Suzuki, K., Masai, K., Sugiura, Y., Sugimoto, M., Plasencia, D. M., Subramanian, S. and Hirata, K.: Digital Full-Face Mask Display with Expression Recognition using Embedded Photo Reflective Sensor Arrays, *2020 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR)*, IEEE, pp. 101–108 (2020).

[15] Wu, Q., Burges, C. J., Svore, K. M. and Gao, J.: Adapting boosting for information retrieval measures, *Information Retrieval*, Vol. 13, No. 3, pp. 254–270 (2010).

[16] Zhang, Y. and Haghani, A.: A gradient boosting method to improve travel time prediction, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 58, pp. 308–324 (2015).

[17] 加部哲史：アンサンブル学習の有効予測性について 電力需要予測を対象とした検証，技術報告，電力中央研究所 (2020).

[18] 正井克俊，杉浦裕太，尾形正泰，稲見昌彦，杉本麻樹ほか：AffectiveWear: 装着者の日常的な表情を認識する眼鏡型装置，日本バーチャルリアリティ学会論文誌，Vol. 21, No. 2, pp. 385–394 (2016).

[19] 川西千弘：正確さへの動機づけが対人認知における顔の機能に及ぼす効果，心理学研究，Vol. 68, No. 6, pp. 465–470 (1998).

[20] 鈴木克洋，中村文彦，大塚慈雨，正井克俊，伊藤勇太，杉浦裕太，杉本麻樹：AffectiveHMD: 組み込み型光センサを用いた表情認識とバーチャルアバターへの表情マッピング，日本バーチャルリアリティ学会論文誌，Vol. 22, No. 3, pp. 379–389 (2017).

ⓒ 2021 Information Processing Society of Japan