

機械のための復号画像における顔認証精度の評価

進藤嵩紘[†]渡部泰樹[†]巽優衣[†]渡辺裕[†]早稲田大学大学院 基幹理工学研究科[†]

1. まえがき

近年の画像認識技術の向上により、これらの技術を用いた画像解析機会が拡大しており、機械により利用される画像データが急増している。このような画像利用の需要に応えるため、機械のための画像圧縮技術の必要性が高まっており、Image Coding for Machines (ICM) という分野において研究が盛んになっている。また、プライバシー保護への関心の高まりにより、個人の特定ができないような画像の復号手法の検討が必要である。そこで、プライバシー保護を考慮した ICM 手法が求められている。

本稿では、ICM 手法の一つである SA-ICM [1] の復号画像における、顔画像認識精度について調査する。SA-ICM は、物体の輪郭のみを復号する ICM 手法である。画像認識に不要な画像中のテクスチャを破棄することで、少ない情報量で画像を表現することを可能にする。このテクスチャを破棄する性質により、人物の顔を忠実に復号しないため、復号画像が顔認識に利用されることを避けられると考えられる。そこで SA-ICM の入力画像と出力画像において、顔画像の類似度を評価し、プライバシー保護における SA-ICM の有効性を検証する。

2. 関連研究

2.1. 画像認識のための画像圧縮

機械による画像データの使用機会が拡大するにつれて、ICM 手法の重要性も増している。多くの ICM 手法は、特定の認識モデルのための圧縮手法として、Learned Image Compression (LIC) [2] モデルを最適化する手法である。これらの手法は、従来の画像圧縮規格を大きく上回る画像認識のための画像圧縮性能を達成する一方で、最適化に使用された特定の認識モデルにのみ対応できる。つまり、他の認識タスクや認識モデルへの対応が困難であり、汎用性の低さが課題となっている。

そこで、Region Learning ベースの ICM 手法が提案されている。これらの手法は、画像中の特

定領域の圧縮手法を LIC に学習させる手法である。Region Learning ベースの ICM 手法の一つである SA-ICM は、物体の輪郭情報のみを LIC に学習させる ICM 手法である。他の画像内のテクスチャを破棄することで、少ない情報量で画像を表現することが出来る。SA-ICM による復号画像の一例を図 1 に示す。図 1 より、復号画像において、人物や物体の輪郭以外のテクスチャが失われていることが確認できる。よって、SA-ICM による復号画像を顔認識モデルに適用することは困難であると考えられる。

2.2. DeepFace

DeepFace [3] は、顔画像に関する様々な認識タスクを行うための、pytorch で実装されたフレームワークである。本研究では顔認識のためのツールとして、顔の検出と、顔画像同士の類似度を計測するために、DeepFace を使用する。顔検出モデルには、mediapipe, mtcnn [4], retinaface, yolov8 などが実装されている。類似度測定のための顔画像特徴抽出器としては、VGG-Face, FaceNet, ArcFace, GhostFaceNet [5] などが用意されている。使用用途に合わせてこれらのモデルを適当に選択し、組み合わせることが出来る。本稿における実験では、検出モデルと特徴抽出器に、mtcnn と GhostFaceNet をそれぞれ使用することで、顔画像同士の類似度を計算する。

3. 実験手法

元画像と圧縮画像における顔画像の類似度を測定する。画像圧縮手法には、SA-ICM と VVC [6] を使用し、各圧縮手法が顔認識精度に及ぼす影響について調査する。顔認識精度の算出プロセスを図 2 に示す。まず COCO dataset [7] 内の validation 用画像 5000 枚を用意し、これらの画像



(a): Original image

(b): SA-ICM decoded image

図 1 SA-ICM 復号画像の一例

Evaluation of Face Recognition Accuracy in Decoded Images for Machine Vision

[†] Takahiro Shindo, Taiju Watanabe, Yui Tatsumi and Hiroshi Watanabe

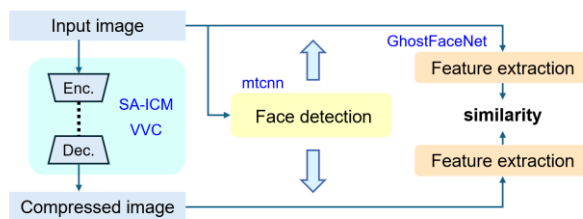


図2 顔認識精度の算出プロセス

を SA-ICM と VVC により圧縮する。次に、各手法による圧縮画像と、元画像における顔の類似度を計測するため、元画像から顔を検出する。検出判定の閾値には 0.950 と 0.975 の二種類を使用し、各閾値を用いた場合の顔の検出数は 2732 と 2482 である。検出された領域を、元画像と圧縮画像より取り出し、特徴抽出器に入力することで、各顔画像の特徴ベクトルを取得する。これらの特徴ベクトルのコサイン類似度を計測し、顔画像同士を比較する。画像同士が類似しているほど、圧縮処理により損なわれる顔の特徴が少ないと考えられる。

4. 実験結果

各圧縮手法の顔認識のための画像圧縮性能を、図 3(a) に示す。顔検出における信頼度の閾値を 0.950 に設定したときの、SA-ICM と VVC の圧縮性能をそれぞれ橙色と灰色で示す。また、閾値を 0.975 に設定したときの、各圧縮性能を赤色と青色で示す。図 3(a) より、SA-ICM は顔認識のための画像圧縮手法としては不向きであることが分かる。SA-ICM による顔の復号画像は、元の顔画像と大きく異なっており、それらのコサイン類似度は小さい。また、検出閾値を上げ、より鮮明な顔画像に限って類似度を測定することで、類似度が低下することが確認できる。これは、図 1 の各画像における右側に示したような、ピントの合っていない顔画像を省いて類似度の測定ができるためである。ピントの合っていない顔画像は、もともとテクスチャが少なく、SA-ICM による復号画像とあまり異なることがない。よって SA-ICM は、より鮮明に画像に写っている人ほど、その顔の特徴を破棄することが出来るため、プライバシー保護において有効である。

さらに、各圧縮手法の物体検出のための画像圧縮性能を、図 3(b) に示す。データセットは COCO dataset における validation 用の画像 5000 枚であり、検出モデルは yolov5 である。図 3(b) より、SA-ICM は物体検出のための画像圧縮手法としては、VVC よりも優れた性能を達成することが分かる。

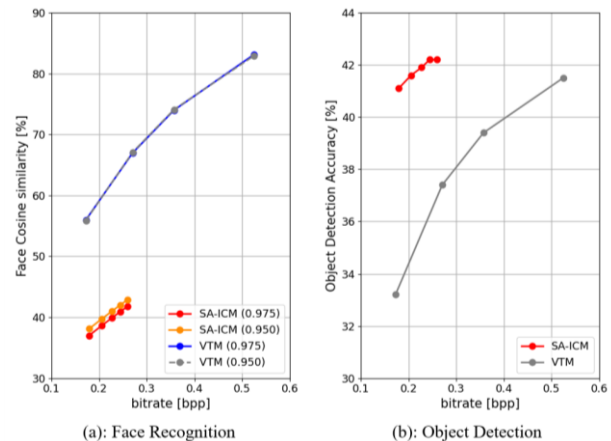


図3 SA-ICM と VVC の画像圧縮性能

5. むすび

本稿では、顔認識のための画像圧縮における、SA-ICM の圧縮性能について評価した。SA-ICM は物体検出のための画像圧縮手法として高い性能を達成するうえで、顔認識を困難にするような画像を復号できることを確認した。今後の研究では、顔の特徴を復号できないことを保証できるような、ICM 手法について検討する必要がある。

謝辞

本研究成果は、国立研究開発法人情報通信研究機構の委託研究 (JPJ012368C05101)により得られたものです。

参考文献

- [1] T. Shindo *et al.*, "Image Coding for Machines with Edge Information Learning Using Segment Anything," 2024 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pp. 3702-3708, 2024.
- [2] J. Liu *et al.*, "Learned Image Compression with Mixed Transformer-CNN Architectures," 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 14388-14397, 2023.
- [3] S. I. Serengil *et al.*, "LightFace: A Hybrid Deep Face Recognition Framework," 2020 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference (ASYU), pp. 1-5, 2020.
- [4] K. Zhang *et al.*, "Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks." IEEE signal processing letters 23.10: 1499-1503, 2016.
- [5] M. Alansari *et al.*, "GhostFaceNets: Lightweight Face Recognition Model from Cheap Operations," in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 35429-35446, 2023.
- [6] Versatile Video Coding, Standard ISO/IEC 23090-3, ISO/IEC JTC 1, Jul. 2020.
- [7] T. Y. Lin *et al.*, "Microsoft COCO: Common Objects in Context," ECCV 2014. Lecture Notes in Computer Science, vol 8693, pp 740-755, 2014.