

ArcFaceを用いた熱画像を可視光画像に変換する クロススペクトル目の周辺認証に関する一検討

河村 就介^{1,a)} 吉浦 裕^{1,b)} 市野 将嗣^{1,c)}

概要: 目の周辺認証はマスクを着用した状態でも利用することが可能である。可視光画像のみを利用する場合、照明や表情の変化により認証に失敗することがあるが、熱画像を利用する場合、認証への影響が少ない。しかし可視光画像を利用した認証システムを熱画像のシステムに置き換えるには、再登録などの手間がかかる。そこで熱画像を可視光画像に変換することで置き換えせずに、可視光画像の認証システムの弱点を克服することができる。また日常的に撮影される可視光画像と比較し、熱画像は撮影される機会があることは考えにくい。本研究では、提案手法の学習時に登場していない被験者の熱画像を変換し、open-set の認証タスクに適用することを想定している。提案手法の学習に Identity 損失を導入することで、画像の変換時に、個人の識別に必要な情報が再現されることを期待した。また open-set での利用を意識し、Identity 損失を算出する Identity ネットワークの学習に ArcFace Loss を用いた。実験では open-set での認証精度を評価し、Identity 損失を導入しない場合と比べ、提案手法の認証精度の方が高いことを示した。

キーワード: 生体認証, 目の周辺認証, クロススペクトル認証, 可視光画像, 熱画像

A Study on Cross-Spectral Periocular Recognition by Translating Thermal Images Into Visible Light Images with ArcFace

SHUSUKE KAWAMURA^{1,a)} HIROSHI YOSHIURA^{1,b)} MASATSUGU ICHINO^{1,c)}

Abstract: Periocular recognition proves effective even when a mask is worn. Authentication using only visible light image may fail due to changes in illumination or facial expressions, whereas thermal images remain relatively robust. However, replacing a visible light image authentication system with a thermal image system requires re-registration. Therefore, translating thermal images into visible light images overcomes the weakness of the visible light image authentication without replacing. Moreover, unlike routine capture of visible light images, thermal images are infrequently taken. This research suggests translating thermal images of previously untrained subjects for open-set authentication. We introduced identity loss into our generator to preserve the identity information. In addition, we trained the identity network that calculates the identity loss with ArcFace loss for open-set authentication. In the experiment of open-set authentication, we showed that the accuracy of our method is higher than generator without identity loss.

Keywords: biometrics, periocular recognition, cross-spectral recognition, visible light image, thermal image

1. はじめに

パスワードや物理的な鍵などを用いる認証手法は、忘却

や紛失を防ぐ管理の負担、漏洩や盗難によって第三者に不正に認証を突破される危険性がある。近年では、生体情報を認証に用いる生体認証が注目されている。人間の身体的、行動的特徴といった生体情報は誰もが持つ情報であるため、忘却や紛失の恐れがなく、また唯一性があるため認証に用いることができる [1]。

¹ 電気通信大学

The University of Electro-Communications

a) S.Kawamura@uec.ac.jp

b) yoshiura@uec.ac.jp

c) ichino@inf.uec.ac.jp

顔認証は顔全体の画像から抽出された特徴を利用する認証手法である。顔認証は広く利用されるようになってきているが、マスクの着用により顔の大部分が隠れてしまうことで、認証に失敗する問題がある。そこで近年、マスクを着用した状態でも撮影できる目の周辺領域の利用が検討されている [2][3][4]。目の周辺領域を利用する認証手法を目の周辺認証という。

可視光画像の撮影は日常的に可能であり、認証において実用的である一方、表情の変化や照明条件などの撮影環境によっては認証に失敗することがある。顔認証の分野では、熱画像を用いた認証について既に研究されており、表情や照明の変化による認証精度への影響が比較的少ないことが報告されている [5][6]。しかし、既存の可視光画像を利用した認証システムを熱画像のシステムに置き換えるには、再登録の手間がかかる。さらに熱画像は可視光画像と比べ、日常的に撮影される機会が少ないことが想定され、たとえば犯罪捜査など登録者の協力が得られない場合、撮影や取得が困難であると予想される。

本研究では目の周辺領域における熱画像を可視光画像に変換し、可視光画像同士で照合することを検討する。異なるスペクトル間で照合を行う認証手法を「クロススペクトル認証」という。熱画像を可視光画像に変換することで、既存の可視光画像の認証システムを有効利用する。また、熱画像を可視光画像に変換する生成器にはディープニューラルネットワークを利用した。生成器の学習には各被験者ごとに熱画像と可視光画像のペアが必要である。前述の通り、被験者の協力が得られない状況を想定すると、学習データに存在しない被験者についても熱画像を可視光画像に変換できる必要がある。学習データに登場する被験者とテストデータや実際の利用時に登場する被験者が異なる場合、この画像群の状態を open-set という。生体認証の分野では、open-set での運用を求められることがある。本研究では、open-set を考慮した損失関数を生成器に導入した。我々の調査によれば、open-set を想定した熱画像を可視光画像に変換し照合するクロススペクトル目の周辺認証はこれまで検討されていない。

先行研究 [9][10] では、生成器の学習に Identity 損失を導入した。Identity 損失は識別に必要な情報を再現するために導入された。Identity 損失は先行研究と我々の手法で、それぞれ異なる計算をしている。TV-GAN [9] は closed-set での利用を想定しているため、open-set での利用に適さない。SG-GAN [10] は open-set を想定しているが、本人・他人を区別を意識した Identity 損失を利用していない。

本研究の主な貢献は次の 2 点である。

- 熱画像を可視光画像に変換し照合するクロススペクトル目の周辺認証を提案し、open-set の認証タスクに適用
- open-set での利用を想定し、本人・他人の区別を意識

した Identity 損失を生成器の学習に導入

2. 先行研究

2.1 目の周辺認証

目の周辺認証とは目の周辺領域を生体情報として用いる認証手法である。一般的に目の周辺領域は目や眉を含む領域を指す。近年の目の周辺認証に関する研究では、CNN により抽出された特徴量の利用が検討されている。Kayande ら [2] は特徴量抽出のために事前学習された VGG16 を転移学習し、目の周辺領域の特徴抽出器として利用した。同研究では照明条件や顔の向きを整えることで、認証精度が向上することが報告された。Kumar ら [3] は事前学習済みの ResNet18 を転移学習し、目の周辺認証に適用した。同研究ではマスクを着用した顔に対し、顔認証より良好な認証精度を示した。Hernandez-Diaz ら [4] は CNN の中間層と最終層から出力される特徴量を目の周辺認証に利用した。同研究では、従来目の周辺認証に関する研究で利用されていたハンドクラフト特徴量 (LBP, HOG, SIFT) と比較し、CNN の特徴量を用いた手法の方が認証精度が高いことを報告した。またこれらの特徴量を組み合わせることで、さらに精度が向上することを報告した。

2.2 Pix2Pix

Pix2Pix [8] は CGAN [7] をベースに提案され、識別器 D と生成器 G で構成される。識別器は入力画像が正解画像 y か、生成画像 $G(x)$ かを判定する。出力が 1 に近づくほど、入力画像が正解画像に類似していることを示す。生成器は入力された画像を変換する。例えば、グレースケール画像をカラー画像に変換することが可能である。

Pix2Pix の損失関数には式 (1) と (2) がある。CGAN では識別器と生成器は競い合いながら学習する。識別器は式 (1) を大きくするように、生成器は式 (1) を小さくするように学習を進めるため、式 (1) の値が収束するまで学習を継続する。これにより識別器は入力画像の真贋を見抜くようになり、生成器は本物に近い画像を生成するようになる。さらに生成器は式 (2) を小さくするように学習する。

以上をまとめると、Pix2Pix の損失関数は式 (3) で表される。識別器はこれを大きくする方向に、生成器はこれを小さくする方向に学習を進め、この関数の値が収束するまで学習を継続する。

$$\mathcal{L}_{\text{GAN}} = \mathbb{E}_{x,y} [\log D(x,y)] + \mathbb{E}_x [\log (1 - D(x, G(x)))]. \quad (1)$$

$$\mathcal{L}_{\text{L1}} = \mathbb{E}_{x,y} |G(x) - y|_1. \quad (2)$$

$$\mathcal{L}_{\text{Pix2Pix}} = \mathcal{L}_{\text{GAN}} + \lambda_{\text{L1}} \mathcal{L}_{\text{L1}}. \quad (3)$$

Pix2Pix は画像処理の分野で発表された画像変換手法である。近年では医療分野など、幅広い分野への応用が検討されている。またクロススペクトル認証への応用も検討さ

れており、これまでの成果から、熱画像から可視光画像に変換する目の周辺認証における有効性を期待し、提案手法のベースとした。

2.3 Pix2Pix を利用したクロススペクトル顔認証

クロススペクトル認証では異なるスペクトルで撮影された画像同士で照合を行う。事前登録された画像と認証時に撮影された画像は、撮影した波長域が異なるため直接照合することができない。そこでこの2つの画像のうち片方の画像を変換し、もう片方の画像のスペクトルに揃える必要がある。近年では、画像を変換する手法として Pix2Pix を用いたクロススペクトル顔認証が検討されている [9][10]。

2.3.1 TV-GAN

Zhang ら [9] は熱画像を可視光画像に変換する TV-GAN を提案し、クロススペクトル顔認証に適用した。TV-GAN は Pix2Pix をベースしているが、Pix2Pix と異なる識別器を利用している。Pix2Pix の識別器は入力画像の真贋を見抜くという役目がある。TV-GAN の識別器はこの機能に加え、入力画像に対して顔認証を行う。この認証結果を損失として学習に用いることで、生成器に識別情報を再現できるよう促す。

TV-GAN では生成器は熱画像を可視光画像に変換する。識別器は入力画像が本物かどうかを判定し、さらに認証も行う。2つのタスクの結果は生成器の学習に反映され、同時に識別器自身の学習にも反映される。生成器は識別器にとって本物と判定され、かつ正しく認証されるように学習し、識別器は入力画像が本物かどうかを見抜き、かつ正しく認証できるように学習を行う。Pix2Pix と同様、両者は互いに学習を促し合う。

2.3.2 SG-GAN

Chen と Ross [10] は熱画像を可視光画像に変換する SG-GAN を提案し、クロススペクトル顔認証に適用した。SG-GAN は Pix2Pix に3つの損失関数を導入している。

1点目は Perceptual 損失 [11] といい、実際に撮影されたような画像が生成されるよう促すためのものである。ImageNet で事前学習済みの VGG19 を用いて、生成画像と正解画像から特徴量を抽出し、両者の L1 距離を損失とする。特徴量には最終層だけでなく、中間層の出力も利用している。

2点目は Identity 損失といい、認証時に必要な識別情報を生成時に反映されるよう促すためのものである。VGG-Face2 で事前学習済みの VGG19 を用いて、Perceptual 損失と同様に両画像の中間層を含む特徴量の L1 距離を損失としている。

3点目は Semantic 損失といい、生成された顔画像にある目や鼻などの11個の構成要素について、形状や大きさを改善するためのものである。Semantic Face Parsing Network [12] を用いることで、顔画像から構成要素に関す

る各情報が得られる。抽出されたラベル情報について、生成画像と正解画像間の L1 距離を損失としている。

2.4 Pix2Pix を利用したクロススペクトル目の周辺認証

目の周辺認証についてもクロススペクトル認証の研究が進められている。Hernandez-Diaz ら [13] は Pix2Pix をベースに可視光・近赤外光画像間の変換手法を提案し、クロススペクトル目の周辺認証に適用した。同研究では同じデータベースを用いた先行研究と比較し、提案手法の優位性を報告した。

2.5 先行研究の課題

Identity 損失を算出するために TV-GAN の識別器は認証タスクを行う。しかし closed-set における認証タスクのため、open-set での利用に適さない。SG-GAN は open-set での利用を想定しているが、Identity 損失は本人・他人の区別を明確に意識していない。そこで本研究では、open-set を想定したクロススペクトル目の周辺認証を提案する。提案手法では本人・他人の区別のために ArcFace Loss を利用して Identity ネットワークを学習させる。学習済みの Identity ネットワークから Identity 損失を算出し、Pix2Pix の学習に利用する。

また、Hernandez-Diaz らは近赤外光画像と可視光画像間でのクロススペクトル目の周辺認証に取り組んでいる。近赤外光画像を利用することで、照明変化による認証精度への影響の軽減を期待できるが、表情変化の影響を解決することはできない。そのため本研究では、熱画像から可視光画像に変換する認証を提案する。

3. 提案手法

3.1 提案手法の概要

提案手法には Pix2Pix を利用し、目の周辺領域における熱画像を可視光画像に変換する手法 (図 2) を提案する。生成器 G と識別器 D 、Identity ネットワーク I から構成される。Pix2Pix と同様に、識別器と生成器はお互いの出力から算出された損失を元に交互に学習を繰り返す。さらに生成器が認証に必要な識別情報を再現できるよう、Identity 損失を導入する。Identity 損失は Identity ネットワーク I により抽出された可視光画像の特徴量から計算される。生成画像 $G(x)$ と正解画像 y の特徴量間の L1 距離を損失とし、式 (4) で定められる。Identity 損失は生成器の学習のみに利用され、損失が小さくなる方向に学習が進められる。Identity ネットワークは認証時に画像から特徴量を抽出する CNN を採用する。そのため本研究では、Identity ネットワークに ResNet18 を利用する。

$$\mathcal{L}_1 = \mathbb{E}_{x,y} |I(G(x)) - I(y)|_1. \quad (4)$$

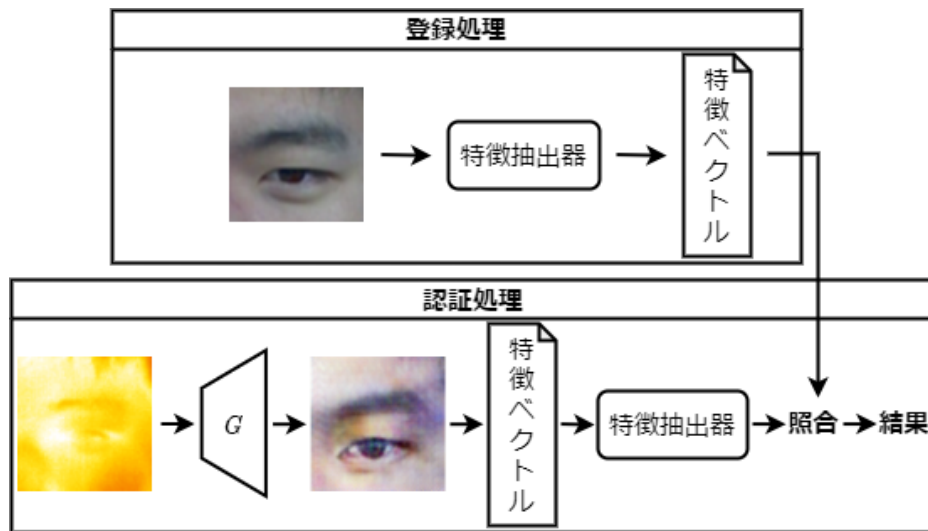


図 1 認証の流れ

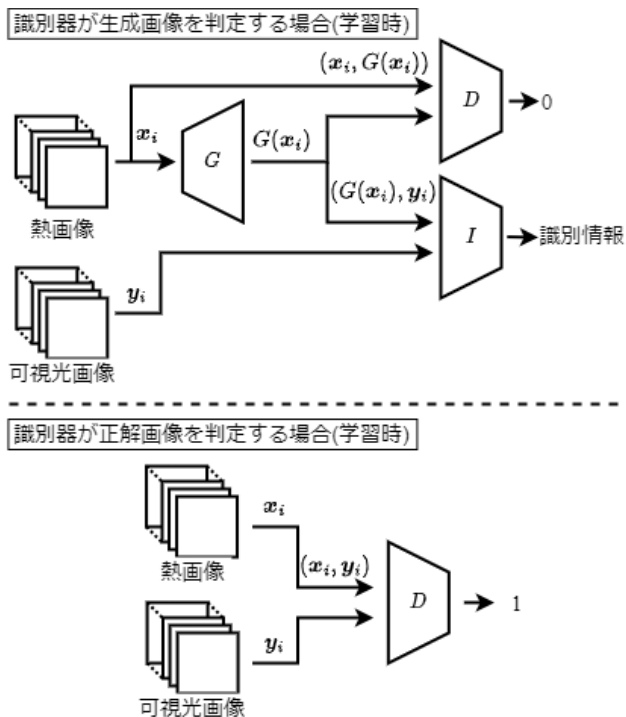


図 2 提案手法 (学習時)

TV-GAN の Identity 損失と異なる点は CNN により抽出された特徴量を利用している点である。TV-GAN の場合、識別器が入力画像に対し人物判定を行うよう改造され、その認証結果は Identity 損失の計算に利用された。SG-GAN の Identity ネットワークと異なる点は、実際に認証タスクに利用する特徴抽出器と重み含め同一のネットワークを利用している点である。SG-GAN では VGG-Face2 で学習された VGG19 が採用され、追加で認証実験に利用するデータセットでファインチューニングを行っていない。さらに我々の提案手法と異なり、中間層の出力も利用している。

提案の損失関数は式 (5) で表される。識別器と生成器は

競い合いながら、その重みを更新する。識別器は \mathcal{L} が大きくなる方向に、生成器は小さくなる方向に学習を進め、収束するまで両者の学習は続く。

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{\text{GAN}} + \lambda_{\text{L1}} \mathcal{L}_{\text{L1}} + \lambda_{\text{I}} \mathcal{L}_{\text{I}}. \quad (5)$$

3.2 Identity Network

Identity ネットワークとして ResNet18 を利用する。ImageNet で事前学習済みのネットワークを目の周辺領域の可視光画像でファインチューニングする。生成器の学習の際は重みが固定され、Identity 損失を算出するための特徴抽出器としての役割を担う。

open-set での利用を意識し、ArcFace(Additive Angular Margin) 損失 [17] でファインチューニングを行った。ArcFace 損失は深層距離学習の手法の 1 つで、認証時に撮影されたクエリ画像と登録画像の特徴量間の距離が適切なものになるよう学習を促す。本人同士の特徴量間の距離が近くなり、他人同士の特徴量間の距離が離れることで、認証の精度向上が期待される。

4. 実験

4.1 データセット

本実験では、CCSL により作成された USTC-NVIE データセット [14][15] を利用した。NVIE データセットは熱画像と可視光画像のペアで構成され、107 人の被験者の顔画像が様々な表情や照明条件下で撮影された。我々は眼鏡やサングラスを着用していない 82 人の被験者を採用し、各被験者ごとに 16 枚の表情や照明が異なるサンプルを実験に利用した。

また中村ら [16] の手法と同様、カスケード分類器を用いて顔画像から目の周辺領域を切り出した。目の周辺領域は左目と右目に分けて切り出し、そのまま実験に利用した。

切り出した画像は左右とも、輝度の正規化を行った。本実験では可視光画像の輝度の平均値を 128、標準偏差を 26 に統一した。

本実験では学習と評価で被験者を分けた。学習データとテストデータで被験者が異なることで、open-set の利用を再現している。被験者を 5 つのサブセットに分割 (16:16:16:17:17) し、そのうち 1 つを評価に利用し、残りを学習に利用した。この 5 分割検証を 2 回行い、実験回数は $2 \times 5 = 10$ 回となった。なお、生成器と特徴抽出器、認証器の学習データとテストデータの内訳は共通であった。

4.2 ResNet18 の学習

ResNet18 は提案手法における Identity ネットワークと、認証タスクにおける特徴抽出器として利用した。ImageNet で事前学習済みの ResNet18 を学習データでファインチューニングした。前述の通り、ファインチューニングには ArcFace 損失を利用することで、本人同士の cosine 特徴量の類似度はより大きくなり、他人同士の cosine 類似度の類似はより小さくなる。この学習により、認証精度の向上を期待した。

また、片目の認証には ResNet18 が出力する 512 次元の特徴量を利用した。生成画像と正解画像の特徴量の cosine 類似度を求め、認証精度の評価に用いた。評価指標に関しては後述する。

4.3 生成器の学習

実験に際して、事前に Identity ネットワークのファインチューニングを済ませた。識別器と生成器は $\lambda_{L1} = 100$, $\lambda_I = 20$ の下で 200 epoch の学習を行った。最適化関数には Adam を利用した。

4.4 評価指標

認証精度の評価には ROC 曲線を利用した。ROC 曲線は FAR(False Accept Rate) と FRR(False Reject Rate) を軸に取り、2 つのサンプルに対する類似度に対し閾値を変えながら (FAR, FRR) をプロットする。この曲線により 1 対 1 認証における精度を評価することができる。また定量的な指標として、EER(Equal Error Rate) も算出した。EER の値が小さいほど、認証精度が高いことを意味する。

本実験では比較のため、提案手法で生成した画像のほか、Identity 損失を利用しない Pix2Pix の生成画像、正解画像についても認証精度の評価を行った。

5. 結果と考察

5.1 結果

提案手法により生成された画像について open-set での認証評価を行った。比較のため、Pix2Pix により生成された画像と正解画像に対しても評価をした。提案手法と Pix2Pix

の違いは、Identity 損失を生成器の学習に利用したか否かである。図 1 は ROC 曲線、表 3 は EER をまとめた表である。

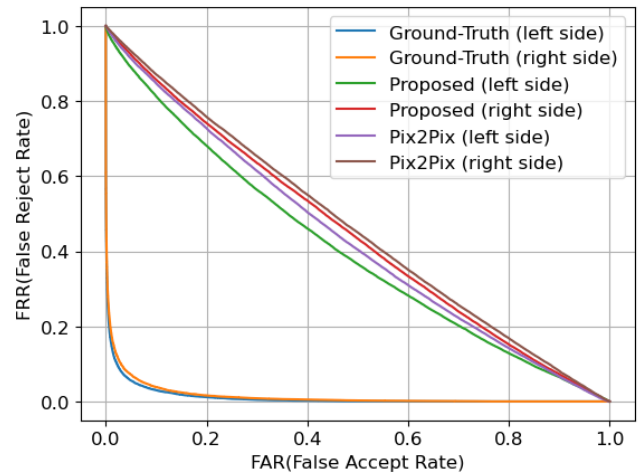


図 3 ROC 曲線

表 1 EER

	左目	右目
提案手法	0.431	0.467
Pix2Pix	0.452	0.474
正解画像	0.0534	0.0611

また、図 4 は提案手法により生成された画像の例である。

5.2 考察

5.2.1 比較結果に対する考察

図 3 と表 1 によれば、提案手法により生成された画像は Pix2Pix の生成画像よりも認証精度が高かった。Identity 損失が認証精度の向上に貢献したと考えられる。EER は FAR と FRR が一致する値であり、この値が低いほど誤判定の割合が低いことを示す。閾値全体において提案手法は Pix2Pix と比較し、提案手法の方が誤判定されにくい。このことから、提案手法は既存の画像変換手法である Pix2Pix と比較し、より個人の識別に必要な情報を再現できていると考えられる。

一方、提案手法の生成画像の認証精度と正解画像を比べると、正解画像の方が圧倒的に精度が高かった。特に生成画像は、EER の値が正解画像の値よりも高かったため、正解画像よりも誤判定される割合が高いことを示している。この結果は生成画像に含まれる識別情報と正解画像の間で、識別情報に広い差があることを示している。

5.2.2 closed-set との EER の比較

本研究と同様の実験を closed-set でも行った。closed-set の実験では VGG16 を Identity ネットワークに利用したが、ArcFace Loss を学習時に利用していない。closed-set の認

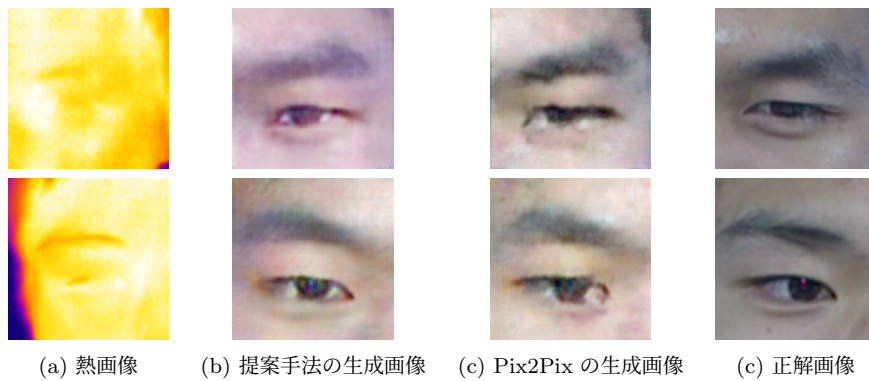


図 4 提案手法により生成されたの例 (上: 左目, 下: 右目)

証には ResNet18 を利用した. 本研究の実験と closed-set の実験の左目の結果を表 2 にまとめる.

表 2 closed-set との比較 (左目のみ)

	open-set	closed-set
提案手法	0.431	0.0125
Pix2Pix	0.452	0.0135

比較すると, open-set の EER は closed-set の EER を明らかに上回った. すなわち open-set の下では closed-set よりも誤判定が著しいということである.

closed-set では生成器の学習データとテストデータで被験者は同じで, 被験者ごとに利用している画像が異なる. 生成器は各被験者ごとに適切な識別情報の再現についても学習済みである. そのため, 生成画像は機械的に認証精度が高い画像が多くなると考えられる.

一方, open-set では生成器の学習データに含まれない被験者に対し, 画像の変換と認証を行う. 生成器は学習データから得られた経験をもとに変換するため, 生成画像に含まれる識別情報が被験者の識別情報と類似していることを保証していないと考えられる.

6. 結論

本稿では, ArcFace を用いた熱画像を可視光画像に変換するクロススペクトル目の周辺認証を提案した. 提案手法では open-set の認証を想定し, ArcFace Loss を利用して Identity ネットワークを学習させた. Identity 損失はこの Identity ネットワークから算出され, 生成器の学習に利用される.

提案手法の有効性を検証するために, open-set の認証タスクにより認証精度を評価した. 実験結果から提案手法は既存の画像変換手法 Pix2Pix と比べ, 認証精度が高くなることを確認した. 一方, 正解画像と比べると認証精度は大きく下回っており, 識別情報が不足していることも確認した.

今後の課題は, より認証精度の高い画像変換手法を提案することである. 特に熱画像から可視光画像に変換するに

あたり, 識別情報をどのように再現するかを検討する必要がある. また, 様々な年齢や人種などを被験者に含むデータセットによる検証も重要である.

謝辞 本研究は JSPS 科研費 19K04370 の助成を受けたものです.

参考文献

- [1] 一般社団法人日本自動認識システム協会, “よくわかる生体認証,” オーム社, 2019.
- [2] V. Kayande, P. Kaware, A. Khambete and S. Kularni, “Periocular Recognition using CNN based Feature Extraction and Classification,” 2021 10th IEEE International Conference on Communication Systems and Network Technologies, pp. 393-400 (2021).
- [3] G. Kumar, M. A. Zaveri, S. Bakshi and P. K. Sa, “Who is behind the Mask: Periocular Biometrics when Face Recognition Fails,” 2022 Second International Conference on Power, Control and Computing Technologies, pp. 1-6 (2022).
- [4] K. Hernandez-Diaz, F. Alonso-Fernandez and J. Bigun, “Periocular Recognition Using CNN Features Off-the-Shelf,” 2018 International Conference of the Biometrics Special Interest Group, pp. 1-5 (2018).
- [5] D. A. Socolinsky, L. B. Wolff, J. D. Neuheisel and C. K. Eveland, “Illumination invariant face recognition using thermal infrared imagery,” Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. I-I (2001).
- [6] Gil, F. and Yehezkel, Y.: “Seeing people in the dark: Face recognition in infrared images.,” Proc. In International Workshop on Biologically Motivated Computer Vision, pp.348-359 (2002).
- [7] Mehdi Mirza and Simon Osindero, “Conditional Generative Adversarial Nets,” arXiv, 2014.
- [8] P. Isola, J. -Y. Zhu, T. Zhou and A. A. Efros, “Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks,” 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 5967-5976 (2017).
- [9] T. Zhang, A. Wiliem, S. Yang and B. Lovell, “TV-GAN: Generative Adversarial Network Based Thermal to Visible Face Recognition,” 2018 International Conference on Biometrics, pp. 174-181 (2018).
- [10] C. Chen and A. Ross, “Matching Thermal to Visible Face Images Using a Semantic-Guided Generative Adversarial Network,” 2019 14th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition, pp. 1-8 (2019).

- [11] Johnson, Justin and Alahi, Alexandre and Fei-Fei, Li, “Perceptual Losses for Real-Time Style Transfer and Super-Resolution,” *Computer Vision*, 694–711 (2016).
- [12] Liu, Sifei and Yang, Jimei and Huang, Chang and Yang, Ming-Hsuan, “Multi-Objective Convolutional Learning for Face Labeling,” *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (2015).
- [13] K. Hernandez-Diaz, F. Alonso-Fernandez and J. Bigun, “Cross-Spectral Periocular Recognition with Conditional Adversarial Networks,” *2020 IEEE International Joint Conference on Biometrics*, pp. 1-9 (2020).
- [14] S. Wang et al., “A Natural Visible and Infrared Facial Expression Database for Expression Recognition and Emotion Inference,” in *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 12, no. 7, pp. 682-691 (2010).
- [15] S. Wang et al., “Analyses of a Multimodal Spontaneous Facial Expression Database,” in *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 4, no. 1, pp. 34-46 (2013).
- [16] 中村 匠, 吉浦 裕, 市野 将嗣, “熱画像と可視光画像を用いる目の周辺認証,” *コンピュータセキュリティシンポジウム 2021* (2021).
- [17] Jiankang Deng, Jia Guo, Jing Yang, Niannan Xue, Irene Kotsia, Stefanos Zafeiriou, “ArcFace: Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition,” *CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (2018).