

# 卒業論文概要書

Summary of Bachelor's Thesis

Date of submission: 02/06/2019 (MM/DD/YYYY)

学科名 Department	情報理工学科	氏名 Name	中井雄介	指 導 教 員 Advisor	渡辺 裕 ㊞
研究指導名 Research guidance	オーディオビジュアル 情報処理研究	学籍番号 Student ID number	1w130392-8 <sup>CD</sup>		
研究題目 Title	敵対的生成ネットワークを用いた合成指紋の生成 Generation of Synthesized Fingerprints by Generative Adversarial Network				

## 1 まえがき

高度情報社会において、サイト攻撃や個人情報の盗難などのサイバー犯罪を防ぐために情報セキュリティ対策が重要になってきている。指紋認証は精度面・コスト面・安全性において優れることから様々な場面で用いられている。しかしスマートフォンの場合は指紋センサーが小さく、誤合致率が高くなってしまいう問題がある[1]。

従来の指紋認証システムの脆弱性を示すために合成指紋の生成の研究に関心が集まっている。しかし、危険性が過小評価されておりセキュリティに関する研究は発展途上にある。また、指紋画像は個人情報であり、研究に必要な量の指紋データベースの構築が困難である。

本研究では、DCGAN による合成指紋の生成と本物らしさの評価を行う。ImageDataGenerator を用いてデータオーギュメンテーションを行った指紋画像データセットを利用する。少量の指紋画像データセットを用いて合成指紋を生成し、特性評価を行うことを目的とする。

## 2 関連用語

### 2.1 Generative Adversarial Network (GAN)

GAN は学習データと似た特徴を持つ画像を生成するアルゴリズムである[2]。GAN は潜在変数からランダムな画像を生成する Generator と、画像が本物か生成画像か識別する Discriminator の二つのネットワークで構成されている。本研究では、GAN の学習向上のため CNN を実装した Deep Convolutional Generative Adversarial Network (DCGAN) を使用する。

### 2.2 データオーギュメンテーション

CNN の学習に用いる画像数を増やすために施され

る、画像の加工や変形などの処理の総称である。本研究では、機械学習ライブラリ Keras で用意されている画像生成ツール ImageDataGenerator を用いて、画像に対して移動、回転、拡大・縮小などの加工を加える[3]。

### 3 従来手法

本物の指紋画像のデータセットを、訓練させた GAN に対して入力し、Latent Variable Evolution (LVE) を適用する合成指紋の生成手法である。

LVE とは、一般的でかつ尤もらしい特徴を最大限に備えた指紋を生成するために、進化アルゴリズムを用いて Generator の最適な入力潜在変数を探索する手法である[1]。

従来研究では各国の技術研究所が公開している指紋データベースを使用している。一方で個人情報が悪用される危険性がある。そのため、個人情報である指紋画像を一般に公開するとリスクが増大する。

### 4 提案手法

本研究では、少量の指紋画像データセットを用いて合成指紋を生成し、特性評価を行う。

ImageDataGenerator を用いてデータオーギュメンテーションを施した指紋画像データセットを作成する。さらに DCGAN による合成指紋の生成を行う。提案手法の概要を図 1 に示す。

本研究では二つの手法を提案する。

提案手法 1：前処理として指紋画像データセットに ImageDataGenerator を用いてデータオーギュメンテーションを適用した後に、DCGAN を用いて合成指紋を生成する。

提案手法 2：提案手法 1 と同様の前処理の後に、グレースケール変換で色情報を限定した後に、DCGAN を用いて合成指紋を生成する。

データオーギュメンテーションはセンサで読み込

まれた指紋画像を想定して、6パタンの加工を加えた。

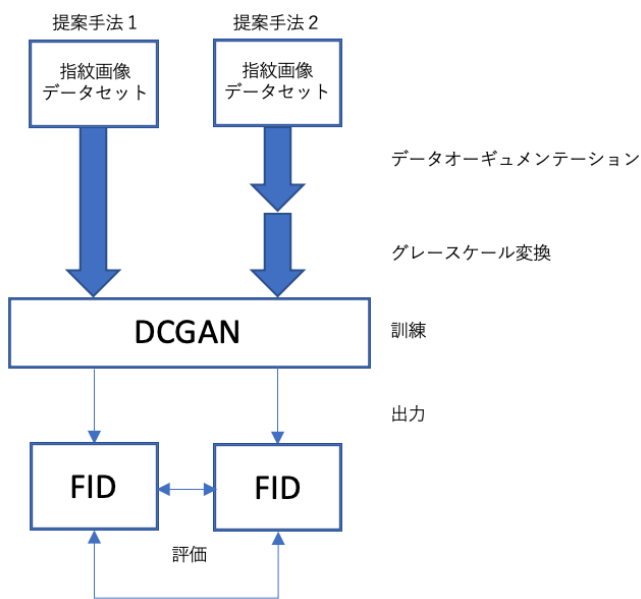


図1 提案手法の概要

## 5 実験

本研究では、FVC (Fingerprint Verification Competition) 2002 が Web 上で公開している RGB フォーマットの指紋画像データセットを使用する[4]. FVC とは、ポローニャ大学が中心となって開催した指紋認証アルゴリズムの競技会であり、大学や企業が多く参加している。本研究では、2002 年に利用されたデータベースを使用した。

ImageDataGenerator によるデータオーギュメンテーションを行う際、学習データが 1 万枚以上必要であると想定し、6 個の各加工パターンにつき 6 枚の画像を生成した。データオーギュメンテーション後の画像データ数は指紋画像データセット 320 枚×6 パターン×6 枚=11520 枚となった。

合成指紋を生成する事の基礎検討を行う上で、将来的に指紋認証装置で合成指紋画像を評価する事を想定し、Fréchet Inception Distance (FID) 指標により実験結果の評価を行なった。FID は、画像の集合間の距離を表す指標で、GAN で再現したい真の分布から生成された画像の集合と、GAN で再現した分布から生成した画像の集合との距離を計算することができる。距離が近ければ近いほど良い画像であると判断する[5]。実験 1, 2 で得られた生成画像の FID の値を表 1 に示す。

表 1 生成画像の FID

	FID
実験 1	205.97
実験 2	205.71

表 1 より、実験 1 と 2 で FID の数値の差があまりないが指紋画像データセットにグレースケール変換を行った方実験 2 の方がわずかに精度の高い合成指紋が生成されていることが分かる。

## 6 むすび

本研究では、ImageDataGenerator によりデータオーギュメンテーションを行った指紋画像データセットに対して、DCGAN を適用して合成指紋を生成する手法を提案し、実験により提案手法の評価を行った。その結果、グレースケール変換を行った方がわずかであるが精度は向上することが分かった。今後の課題として、以下の 4 点が挙げられる。(1) 指紋画像データセットが十分な場合の評価実験、(2) 指紋認証装置を用いた場合の合成指紋の評価、(3) 様々なデータオーギュメンテーションの方法での実験、(4) LVE を用いた精度向上。

## 参考文献

- [1] P. Bontrager, A. Roy, J. Togelius, N. Memon and A. Ros, "DeepMasterPrints: Generating MasterPrints for Dictionary Attacks via Latent Variable Evolution", IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS), Oct. 2018.
- [2] AI 人工知能テクノロジー: "Keras を使用して画像のデータ拡張 (回転, 拡大・縮小) を行う", [https://newtechnologylifestyle.net/keras\\_imagedata\\_generator/](https://newtechnologylifestyle.net/keras_imagedata_generator/), 2019 年 2 月 2 日アクセス
- [3] 渡部宏樹: "DNN を用いたペット顔検出・識別手法", 早稲田大学大学院基幹理工学研究科情報理工・情報通信専攻 修士論文 Feb. 2018
- [4] FVC2002, "Databases", <http://bias.csr.unibo.it/fvc2002/databases.asp>, 2019 年 2 月 2 日アクセス
- [5] M. Heusel, H. Ramsauer, T. Unterthiner, B. Nessler, and S. Hochreiter, "Gans Trained by A Two Time-Scale Update Rule Converge to A Local Nash Equilibrium," Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Dec. 2017.

2018年度 卒業論文

敵対的生成ネットワークを用いた  
合成指紋の生成

Generation of Synthesized Fingerprints  
by Generative Adversarial Network

指導教員 渡辺 裕 教授

早稲田大学 基幹理工学部

情報理工学科

1w130392-8

中井 雄介

# 目次

第 1 章 序論.....	1
1.1 研究の背景.....	1
1.2 研究の目的.....	1
1.3 論文の構成.....	1
第 2 章 関連用語.....	2
2.1 まえがき.....	2
2.2 ディープラーニング.....	2
2.2.1 ニューラルネットワーク.....	2
2.2.2 畳み込みニューラルネットワーク.....	3
2.3 GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORK.....	4
2.3.1 DEEP CONVOLUTIONAL GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORK.....	5
2.4 データオーギュメンテーション.....	5
2.4.1 IMAGE DATAGENERATOR.....	5
2.5 むすび.....	5
第 3 章 従来手法.....	6
3.1 まえがき.....	6
3.2 従来研究の概要.....	6
3.3 LATENT VARIABLE EVOLUTION.....	6
3.4 COVARIANCE MATRIX ADAPTATION EVOLUTION STRATEGY.....	7
3.5 問題点.....	7
3.6 むすび.....	7
第 4 章 提案手法.....	8
4.1 まえがき.....	8
4.2 提案手法の概要.....	8
4.3 IMAGE DATAGENERATOR によるデータオーギュメンテーション.....	9
表 4.1 画像の加工パターンとパラメタ.....	9
4.4 グレースケール変換.....	9
4.5 DCGAN を用いた指紋画像の生成.....	9
4.6 むすび.....	9
第 5 章 実験.....	10

5.1 まえがき .....	10
5.2 実験の概要 .....	10
5.3 指紋画像データセット .....	10
表 5.1 原面の指紋画像データベースの名前と画像枚数.....	10
5.4 実験 1 .....	14
5.4.1 実験概要 .....	14
5.4.2 実験結果 .....	14
5.4.3 考察 .....	15
5.5 実験 2 .....	15
5.5.1 実験概要 .....	15
5.5.2 実験結果 .....	16
5.5.3 考察 .....	16
5.7 FRÉCHET INCEPTION DISTANCE による評価 .....	16
表 5.2 実験 1, 2 で用いたデータセットと生成画像の FID .....	17
5.8 むすび .....	17
第 6 章 結論 .....	18
6.1 結論 .....	18
6.2 課題 .....	18
謝辞 .....	19
参考文献 .....	20
図一覧 .....	21
表一覧 .....	22

# 第1章 序論

## 1.1 研究の背景

高度情報社会において、サイト攻撃や個人情報の盗難などのサイバー犯罪を防ぐために情報セキュリティ対策が重要になってきている。静脈認証、顔認証、虹彩認証、音声認証などの生体認証の中でも、指紋認証は精度面・コスト面・安全性において優れることから数多くの場面で用いられている。

指紋認証はドアの開錠からスマートフォンでの決済承認に至るまで様々な場面で用いられている。しかし、スマートフォンの場合は指紋センサーが小さく、ユーザーの指紋の部分的な画像しか取得することができない問題がある。指紋の一部分は完全な指紋ほど特徴的ではないため、ある1本の指の部分的な指紋と別の指の部分的な指紋の誤合致率はより高くなる[1]。

従来の指紋認証システムの脆弱性を示すために、合成指紋の生成の研究に関心が集まり始めている。しかし、危険性が過小評価されておりセキュリティに関する研究は発展途上にある。また、指紋画像は個人情報であり、研究に必要な量の指紋データベースの構築が困難である。

## 1.2 研究の目的

合成指紋により指紋認識装置を欺くことができる。誤合致率の高い合成指紋の生成に関する研究の進展により、生体認証において合成指紋の脅威に対する検討について関心が高まると考えられる。

近年、機械学習を用いた画像生成方法としてGANが注目を浴びている。データセットにおけるデータ数の拡張と精度向上を目的としてImageDataGeneratorが用いられている[2]。そこで本研究では、ImageDataGeneratorを用いてデータオーギュメンテーションを行った指紋画像データセットを利用する。さらにDCGANによる合成指紋の生成と評価を行う。少量の指紋画像データセットを用いて合成指紋を生成し、特性評価を行うことを目的とする。

## 1.3 論文の構成

以下に本章以降の構成を示す。

第1章は本章であり、本論文の研究の背景および目的について述べている。

第2章では、本論文で用いるDCGANの概要について述べる。

第3章では、従来手法の概要と問題点について述べる。

第4章では、本論文で提案するデータオーギュメンテーションと指紋画像生成手法について述べる。

第5章では、提案手法の評価実験の概要、結果及び考察について述べる。

第6章は、本論文のまとめである。

## 第2章 関連用語

### 2.1 まえがき

本章では、本論文で用いる DCGAN や ImageDataGenerator の概要や関連用語について述べる。

### 2.2 ディープラーニング

ディープラーニングは多層ニューラルネットワークを用いた機械学習手法の総称である[3]。特にディープラーニングを用いた手法は、従来の機械学習の手法よりも高い識別率を示し、画像認識や音声認識、自然言語処理といった分野に限らず画像生成や将棋の AI などさまざまな分野で用いられている。

#### 2.2.1 ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは人間の脳神経を模倣した情報処理システムであり、ユニットで構成されている[3]。ユニットの基本構造を図 2.1 に示す。ユニットは受け取った各入力  $x$  にそれぞれ異なる重み  $w$  を掛け合わせ、活性化関数に適用した結果を出力する。

代表的なニューラルネットワークの一つである順伝播型ニューラルネットワークは層状に並べたユニットが隣接層間でのみ結合した構造を持つ。その基本構造を図 2.2 に示す。

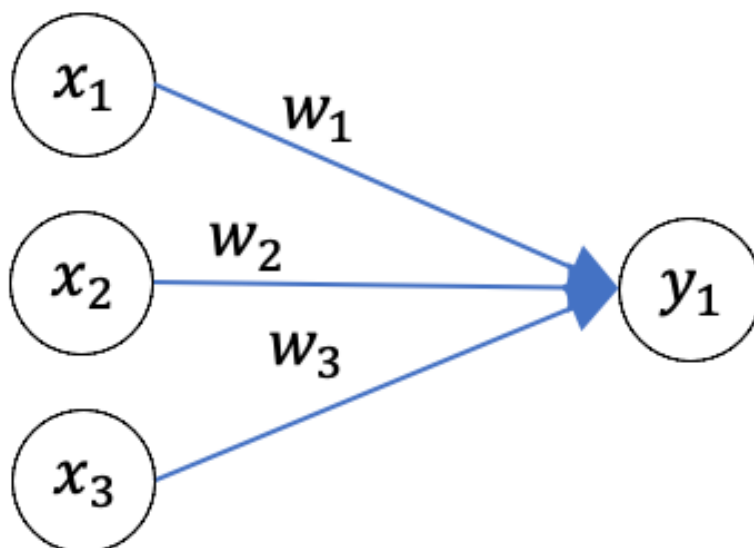


図 2.1 ユニットの基本構造[3]

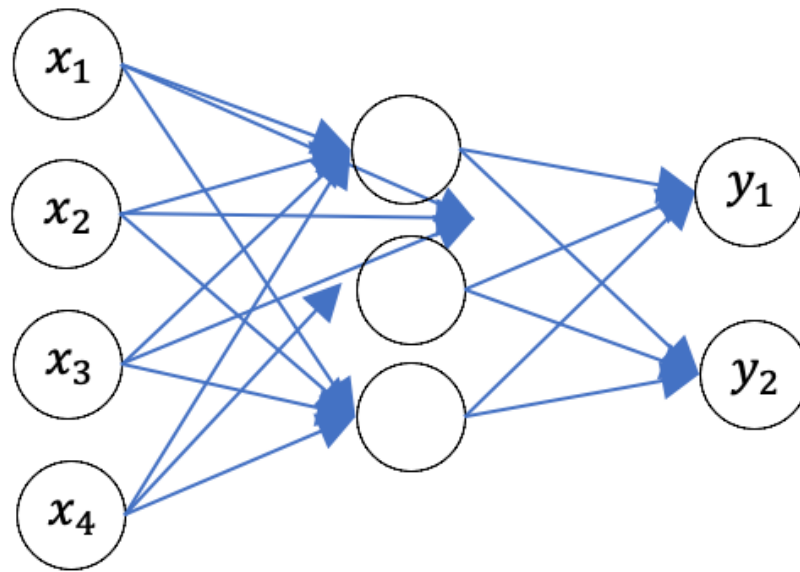


図 2.2 順伝播型ニューラルネットワークの基本構造[3]

### 2.2.2 畳み込みニューラルネットワーク

畳み込みニューラルネットワークは画像認識分野でよく用いられる[3]. Convolutional Neural Network (CNN) と呼ばれる. 畳み込みニューラルネットワークの基本構造を図 2.3 に示す. 畳み込みニューラルネットワークでは, 畳み込み層とプーリング層と呼ばれる二つの層が交互に複数回繰り返される. 畳み込み層とプーリング層の繰り返しが終わると, 全結合層と呼ばれる層でユニットの全結合が行われる.

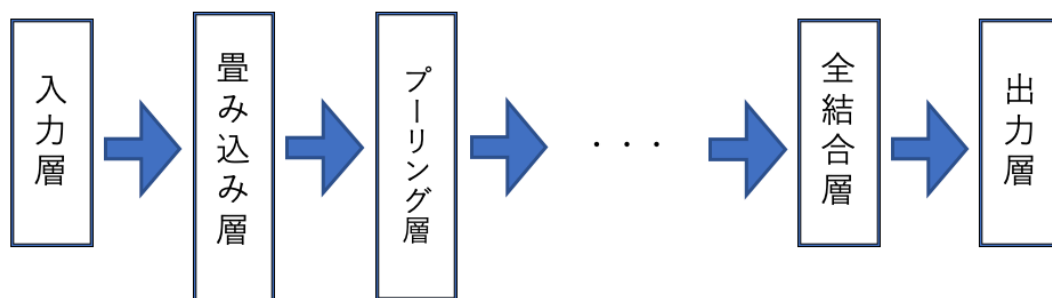


図 2.3 畳み込みニューラルネットワークの基本構造[3]

畳み込み層では多チャンネルの入力画像に対し, 複数のフィルタを畳み込む演算を行う. 多チャンネルの画像とは一つの画素に複数の値を持つ画像である. 例として, 3 チャンネルの画像に 4 種類のフィルタを畳み込む際の畳み込み層の概要を図 2.4 に示す.



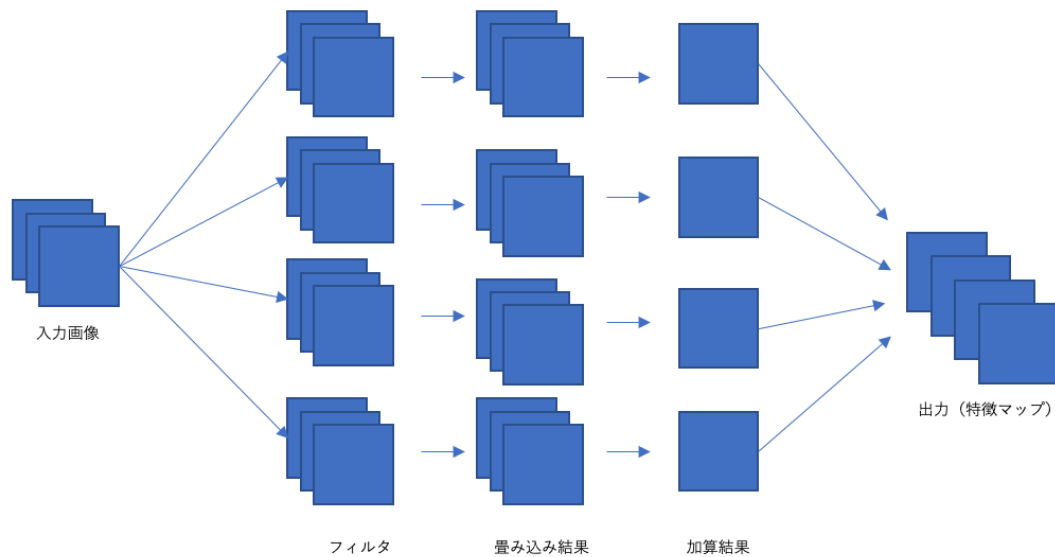


図 2.4 畳み込み層の概要(入力画像 3 チャンネル, フィルタ 4 個) [3]

あるフィルタについて, 入力画像とフィルタの畳み込みを行うと, 入力画像とチャンネル数の同じ画像が作られる. その画像の全チャンネルの画素値を加算し一つの画像とする. こうして得られた画像に活性化関数を適用する. この処理が各フィルタで行われた後, それらをまとめて畳み込み層の出力とする. このように, 1 種類のフィルタから 1 チャンネルの画像が計算され, それらをまとめた結果, フィルタの種類数と同じチャンネルの画像が出力となる. また, この出力を特徴マップとも呼ぶ.

### 2.3 Generative Adversarial Network

Generative Adversarial Network (GAN) は, 学習データと似た特徴を持つ画像を生成するアルゴリズムである[3]. GAN の概念図を図 2.7 に示す.

GAN は Generator と Discriminator の二つのネットワークで構成されている. Generator は, 潜在変数からサンプルされた乱数を入力として受け取り, 学習した画像に似た特徴を持つ画像を生成する. Discriminator は, 入力画像が学習データか生成画像かを判別する.

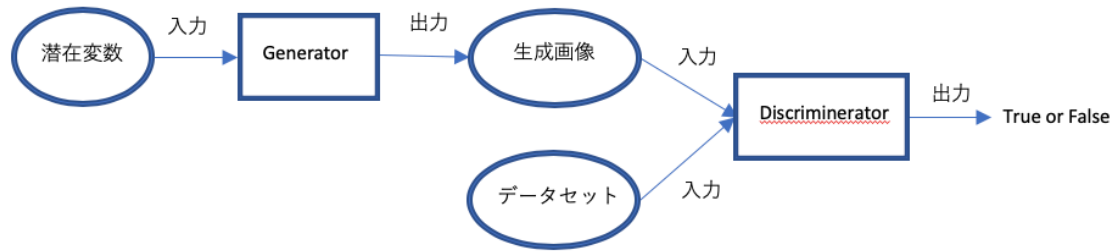


図 2.5 Generative Adversarial Network の概念図[3]

### 2.3.1 Deep Convolutional Generative Adversarial Network

Deep Convolutional Generative Adversarial Network (DCGAN) は、GAN の Generator と Discriminator を CNN で実装したものである[3]。GAN の学習をうまく進めるために、プーリング層の廃止、全結合層の廃止、バッチ正規化の適用、ReLU の適用を行なっている。

## 2.4 データオーギュメンテーション

データオーギュメンテーションは、CNN の学習に用いる画像数を増やすために施される、画像の加工や変形などの処理の総称である[3]。画像の反転や回転、スケール変化、平行移動や輝度変化などが主要な処理である。データオーギュメンテーションは過学習を防ぎ、CNN の性能を向上させる。

### 2.4.1 ImageDataGenerator

ImageDataGenerator はデータオーギュメンテーションを効果的に行うために、機械学習ライブラリ Keras で用意されている画像生成ツールの一つである[2]。ImageDataGenerator では、画像に対して移動、回転、拡大・縮小などの加工を加えることができる。

## 2.5 むすび

本章では、本論文で用いる主要な技術である DCGAN や ImageDataGenerator の概要や関連用語について説明した。

## 第3章 従来手法

### 3.1 まえがき

本章では，合成指紋の生成における従来手法の概要や問題点について説明する．

### 3.2 従来研究の概要

ニューヨーク大学とミシガン州立大学の研究グループの P. Bontrager らにより合成指紋の生成手法が提案されている[1]．本物の指紋画像のデータセットを，訓練させた GAN に対して入力し，Latent Variable Evolution (LVE) を適用する手法である．生成された合成指紋は DeepMasterPrints と呼ばれ，スマートフォンなどの指紋認証機能で「マスターキー」のように多数の指紋と一致する．潜在変数進化の方法として，Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy (CMA-ES) を使用している．

### 3.3 Latent Variable Evolution

Latent Variable Evolution (LVE) とは，一般的でかつ尤もらしい特徴を最大限に備えた指紋を生成するために，進化アルゴリズムを用いて Generator の最適な入力潜在変数を探索する手法である．潜在変数進化における目的関数の概要図を図 3.2 に示す．

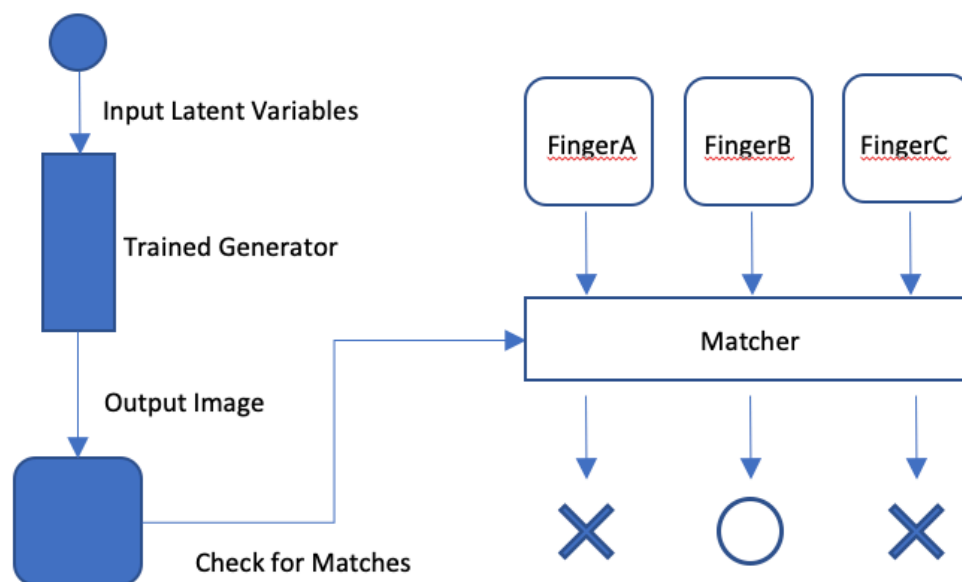


図 3.1 潜在変数進化における目的関数の概要図[1]

### 3.4 Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy

Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy (CMA-ES) とは進化アルゴリズムの一つである[4]。目的関数への入力値（以後、サンプルと呼ぶ）を平均ベクトルと共分散行列をパラメータに持つ正規分布からサンプリングする。得られた出力値を基に正規分布のパラメータを更新する。更新された正規分布から、再度新たにサンプルをサンプリングするという操作を繰り返すことによって、最適なサンプルを得るという手法である。

CMA-ES における最適化の概要図を図 3.2 に示す。

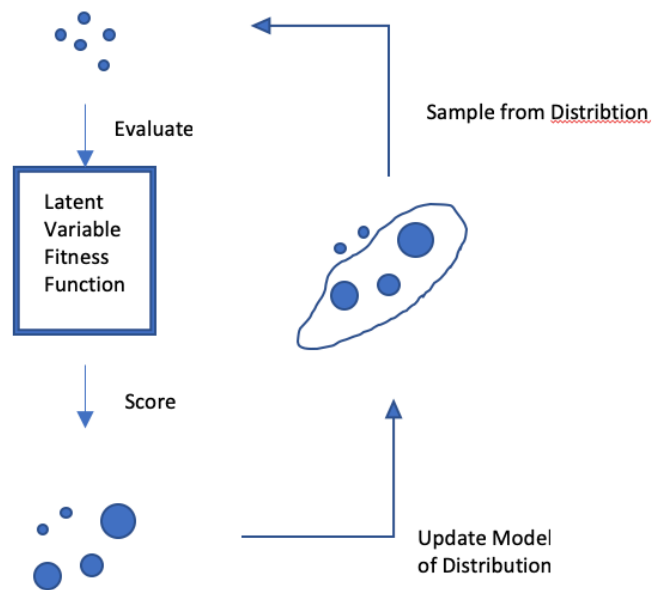


図 3.2 CMA-ES による最適化過程の概要図[1]

### 3.5 問題点

従来研究では各国の技術研究所が公開している指紋データベースを使用している。一方で個人情報が悪用される危険性がある。そのため、個人情報である指紋画像を一般に公開するとリスクが増大する。したがって、少量の指紋画像データセットを用いて合成指紋を生成する研究が重要視されると考えられる。しかし、合成指紋の生成に関する研究は注目を集めていない。

### 3.6 むすび

本章では、合成指紋の生成における従来手法の概要や問題点について説明した。

## 第4章 提案手法

### 4.1 まえがき

本章では、少量の指紋画像データセットを用いて合成指紋を生成するための基礎検討を行う。ImageDataGenerator を用いてデータオーギュメンテーションを施した指紋画像データセットを作成する。さらに DCGAN による合成指紋の生成を行う。以下、提案手法の詳細について説明する。

### 4.2 提案手法の概要

提案手法は、ImageDataGenerator を用いてデータオーギュメンテーションを施した指紋画像データセットを作成する。さらに DCGAN により合成指紋を生成する。提案手法の概要を図 4.1 に示す。

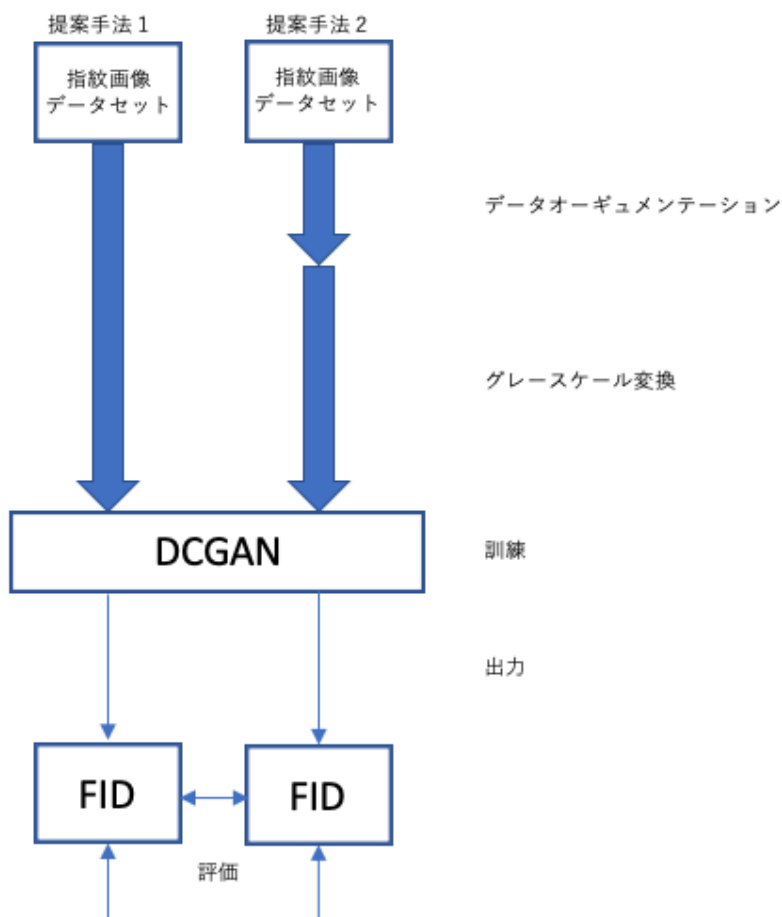


図 4.1 提案手法の概要図

本研究では二つの手法を提案する。

提案手法 1：前処理として指紋画像データセットに `ImageDataGenerator` を用いてデータオーギュメンテーションを適用した後に，`DCGAN` を用いて合成指紋を生成する。

提案手法 2：提案手法 1 と同様の前処理の後に，グレースケール変換で色情報を限定した後に，`DCGAN` を用いて合成指紋を生成する。

### 4.3 ImageDataGenerator によるデータオーギュメンテーション

機械学習ライブラリ `Keras` に用意されたツールである `ImageDataGenerator` とを用いて，入力画像に対してデータオーギュメンテーションを行う。画像に対してランダムに移動，回転，拡大・縮小などの加工を加えることができる。本研究ではセンサで読み込まれた指紋画像を想定して，6 パタンの加工を加えた。画像の加工パターンとパラメータを表 4.1 に示す[2]。

表 4.1 画像の加工パターンとパラメータ

加工パターン	パラメータ
<code>rotation_range</code> (回転範囲)	60
<code>width_shift_range</code> (水平移動の範囲)	0.3
<code>height_shift_range</code> (垂直移動の範囲)	0.3
<code>shear_range</code> (シアー強度)	20
<code>zoom_range</code> (拡大する範囲)	0.5
<code>horizontal_flip</code> (水平方向の反転)	0.3

### 4.4 グレースケール変換

将来的に指紋認証を円滑に実行することを目的として，抽出した画像をモノクロームに限定するグレースケール画像に変換する[5]。モノクローム画像の階調をビット数で表す。さらにグレースケール画像によって，勾配フィルタを容易に用いることができる。

### 4.5 DCGAN を用いた指紋画像の生成

機械学習ライブラリ `Tensorflow` を用いて `DCGAN` を実装した。GitHub で無償公開されているソースコードを参照した[6]。Discriminator に前処理した指紋画像データセットを入力する。Generator は Discriminator が学習データセット由来の画像だと判断するような画像を，潜在変数からサンプルされた乱数から生成する。

### 4.6 むすび

本章では `ImageDataGenerator` というデータオーギュメンテーションを施した指紋画像データセットを利用した `DCGAN` による合成指紋の生成の手法を提案した。

## 第5章 実験

### 5.1 まえがき

本章では、FVC2002 が公開している指紋画像データセットを用いた提案手法の概要と実験結果、考察について説明を行う。

### 5.2 実験の概要

本研究では、提案手法の実験として次の二つの実験を行った。

実験 1： 提案手法 1 を用いた特性評価の実験

実験 2： 提案手法 2 を用いた特性評価の実験

### 5.3 指紋画像データセット

本研究では、FVC (Fingerprint Verification Competition) 2002 が Web 上で公開している RGB フォーマットの指紋画像データセットを使用する[6]。FVC とは、2000 年、2002 年、2004 年、2006 年にボローニャ大学が中心となって開催した指紋認証アルゴリズムの競技会であり、大学や企業が多く参加している。本研究では、2002 年に利用されたデータベースを使用した。各データベースの名前と画像枚数を表 5.1 に、画像の例を図 5.1 に示す。

表 5.1 原画の指紋画像データベースの名前と画像枚数

指紋画像データベース	画像枚数
DB1 : Identix 社製光学センサー「TouchView II」	80 枚
DB2 : バイオメトリカ社製光学センサー「FX2000」	80 枚
DB3 : Precise Biometrics 製静電容量センサー「100 SC」	80 枚
DB4 : 生成された合成指紋	80 枚



図 5.1 原画の指紋画像データセット DB1 の画像の例



図 5.2 原画の指紋画像データセット DB2 の画像の例





図 5.3 原画の指紋画像データセット DB3 の画像の例



図 5.4 原画の指紋画像データセット DB4 の画像の例

ImageDataGenerator によるデータオーギュメンテーションを行う際、学習データが 1 万枚以上必要であると想定し、6 個の各加工パターンにつき 6 枚の画像を生成した。データオーギュメンテーション後の画像データ数は指紋画像データセット 320 枚×6 パターン×6 枚=11520 枚となった。データオーギュメンテーション後の画像データの例を図 5.5 に、グレースケール変換後の画像データの例を図 5.6 に示す。



図 5.5 データオーギュメンテーション後の  
指紋画像データセット DB1 の画像の例



図 5.6 データオーギュメンテーションとグレースケール変換後の指紋画像データセット DB1 の画像の例

## 5.4 実験 1

### 5.4.1 実験概要

実験 1 では、前処理として指紋画像データセットに ImageDataGenerator を用いてデータオーギュメンテーションを適用後に、DCGAN を用いて合成指紋の生成を行う。

### 5.4.2 実験結果

実験 1 で生成した画像の例を図 5.8 に示す。

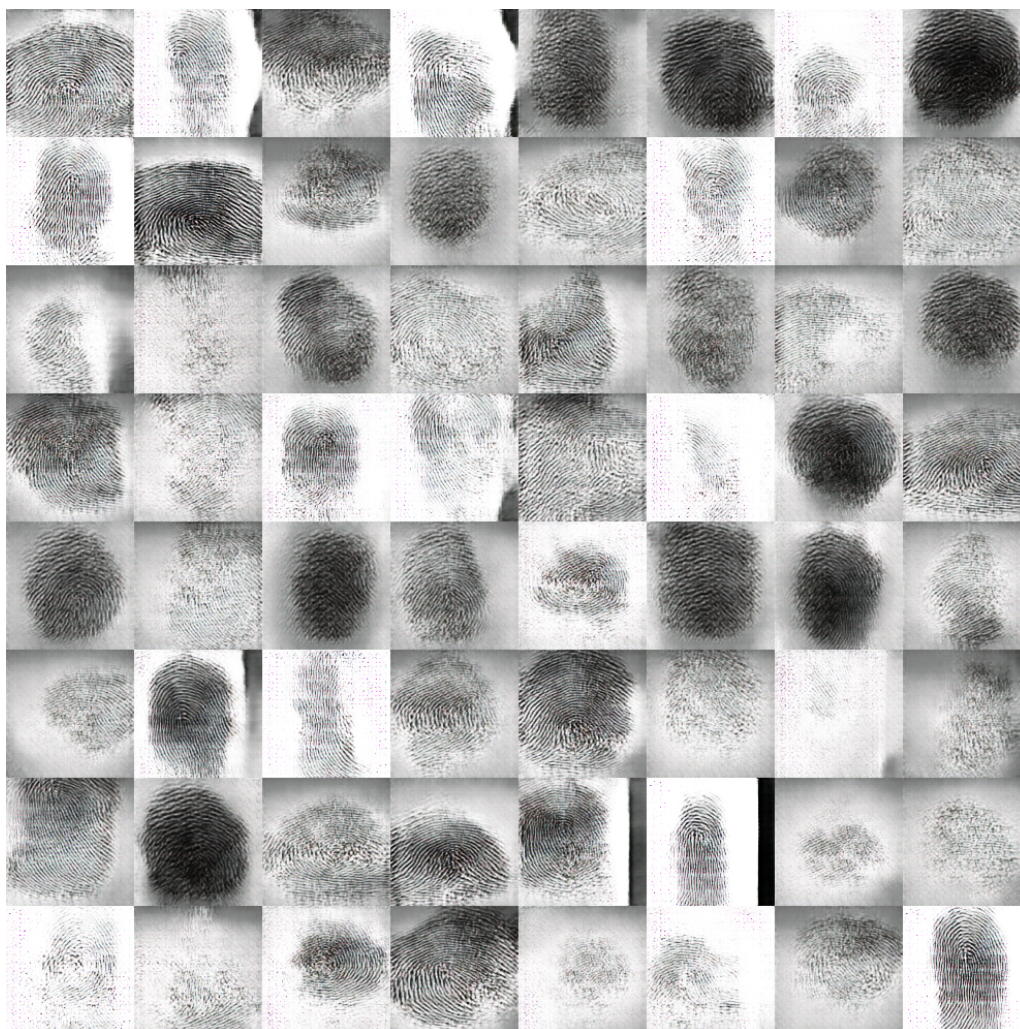


図 5.7 実験 1 の生成画像の例

### 5.4.3 考察

多少画質がぼやけてはいるものの、指紋の隆線が目で確認できる。データセットが RGB フォーマットであるため、画素の輝度値の変化が大きいことがぼやけている要因の一つと考えられる。

## 5.5 実験 2

### 5.5.1 実験概要

実験 2 では、前処理として指紋画像データセットに ImageDataGenerator を用いてデータオーギュメンテーションを適用し、グレースケール変換で色情報を限定した後に、DCGAN を用いて合成指紋の生成を行なう。

### 5.5.2 実験結果

実験 2 で生成した画像の例を図 5.8 に示す.

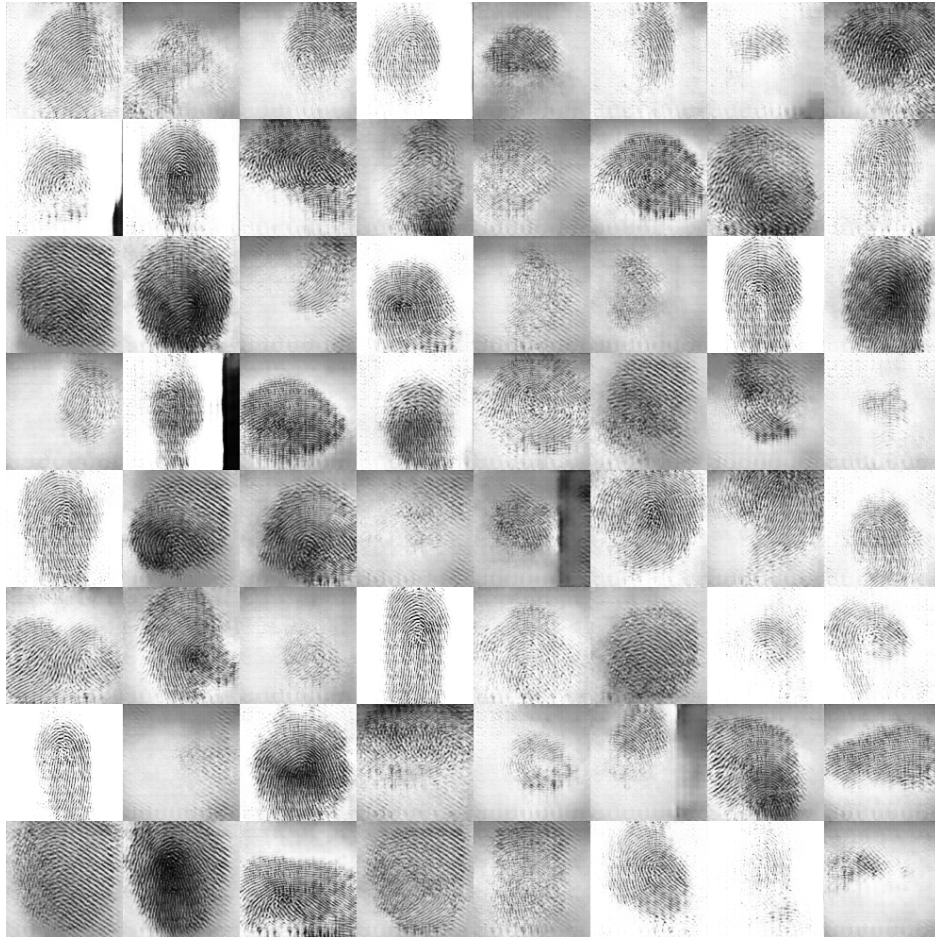


図 5.8 実験 2 の生成画像の例

### 5.5.3 考察

指紋画像データセットの次元数を 3 から 1 に変えたことによる生成画像への影響は少ない. 実験 1 の生成画像と変わらず, 多少画質がぼやけてはいるものの, 指紋の隆線が目で確認できる.

### 5.7 Fréchet Inception Distance による評価

合成指紋の生成の基礎検討を行う上で, 将来的に指紋認証装置での合成指紋画像の評価を想定し, Fréchet Inception Distance (FID) 指標により実験結果の評価を行なった[7]. FID は画像の集合間の距離を表す指標であり, GAN で再現したい真の分布から生成された画像の集合と, GAN で再現した分布から生成した画像の集合との距離を求める. 距離が近ければ近いほど良い画像であると判断する. 実験 1, 2 で用いたデータセットと生成画像の

FID を表 5.2 に示す.

表 5.2 実験 1, 2 で用いたデータセットと生成画像の FID

	FID
実験 1	205.97
実験 2	205.71

FID の値は, 実験 1 では 205.97, 実験 2 では 205.71 となった. 表 5.2 から, 指紋画像データセットにグレースケール変換を行った実験 2 が, わずかに精度の高い合成指紋を生成していることが分かる.

## 5.8 むすび

本章では, FVC2002 が公開している指紋画像データセットを用いた実験結果及び考察について述べた.

## 第6章 結論

### 6.1 結論

本研究では、ImageDataGenerator によりデータオーギュメンテーションを行った指紋画像データセットに対して、DCGAN を適用して合成指紋を生成する手法を提案し、実験により提案手法の評価を行った。その結果、グレースケール変換を行った方がわずかであるが精度は向上することが分かった。

### 6.2 課題

今後の課題として、以下の 4 点が挙げられる。

#### (1) 指紋画像データセットが十分な場合の評価実験

本研究では、FVC2002 で公開された指紋データセット 320 枚を実験で使用した。しかし、従来研究では 5000 枚以上の画像が訓練データとして用いられている。訓練データ数が不足していると考えられる。

#### (2) 指紋認証装置を用いた場合の合成指紋の評価

本研究では、指紋認証装置を用いて GAN で生成した合成指紋の評価までに至らなかった。従来の指紋認証装置の脆弱性を示して改善を促すことが最終的な目的である。実際に指紋認識装置を介して合成指紋の評価を客観的に行う必要がある。

#### (3) 様々なデータオーギュメンテーションの方法での実験

今回の実験では、データオーギュメンテーションの方法として ImageDataGenerator のみを用いた。データオーギュメンテーションの方法としては他にも、Tensorflow や Pytorch などの機械学習ライブラリに含まれているツールや、GAN を用いたデータオーギュメンテーションの方法があり、検討の余地がある。

#### (4) LVE を用いた精度向上

本研究では従来手法である LVE を用いなかった。すなわち、GAN の Discriminator の識別結果を基に進化アルゴリズムを用いて Generator の最適な入力潜在変数を探索する手法を採用しなかった。今回の提案手法と LVE を組み合わせて評価実験を行うことが必要である。

## 謝辞

本研究を行うにあたって必要な環境を与えてくださり、また本論文の執筆や研究について指導してくださった渡辺裕教授と早稲田大学国際情報通信センター招聘研究員の石川孝明氏に心から感謝致します。

日頃からアドバイスをくださった研究室の皆様にも感謝致します。



## 参考文献

- [1] P. Bontrager, A. Roy, J. Togelius, N. Memon and A. Ros, "DeepMasterPrints: Generating MasterPrints for Dictionary Attacks via Latent Variable Evolution," IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS), Oct. 2018.
- [2] AI 人工知能テクノロジー：“Keras を使用して画像のデータ拡張（回転，拡大・縮小）を行う”，  
[https://newtechnologylifestyle.net/keras\\_imagedatagenerator/](https://newtechnologylifestyle.net/keras_imagedatagenerator/), 2019 年 2 月 2 日アクセス,
- [3] 渡部宏樹：“DNN を用いたペット顔検出・識別手法”，早稲田大学大学院基幹理工学研究所情報理工・情報通信専攻 修士論文 Feb. 2018
- [4] satuma-portfolio：“共分散行列適応進化戦略(CMA-ES)と自然勾配法”，  
<http://satuma-portfolio.hateblo.jp/entry/2017/12/09/025009>, 2019 年 2 月 2 日アクセス
- [5] 合田大祐：“デジタルカメラを用いた AKAZE 特徴マッチングによる指紋認証”，早稲田大学基幹理工学部情報理工学科 卒業論文 Feb. 2017
- [6] Taehoon Kim, "A tensorflow implementation of "Deep Convolutional Generative Adversarial Networks"", <https://github.com/carpedm20/DCGAN-tensorflow>, 2019 年 2 月 3 日アクセス
- [7] FVC2002 Fingerprint Verification Competition, "Databases",  
<http://bias.csr.unibo.it/fvc2002/databases.asp>, 2019 年 2 月 2 日アクセス
- [8] M. Heusel, H.Ramsauer, T. Unterthiner, B. Nessler, and S. Hochreiter, "Gans Trained by A Two Time-Scale Update Rule Converge to A Local Nash Eequilibrium," Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Dec. 2017.

## 図一覧

図 2.1 ユニットの基本構造[3] .....	2
図 2.2 順伝播型ニューラルネットワークの基本構造[3] .....	3
図 2.3 畳み込みニューラルネットワークの基本構造[3] .....	3
図 2.4 畳み込み層の概要(入力画像 3 チャンネル, フィルタ 4 個) [3] .....	4
図 2.5 Generative Adversarial Network の概念図[3] .....	5
図 3.1 潜在変数進化における目的関数の概要図[1].....	6
図 3.2 CMA-ES による最適化過程の概要図[1] .....	7
図 4.1 提案手法の概要図 .....	8
図 5.1 原画の指紋画像データセット DB1 の画像の例.....	11
図 5.2 原画の指紋画像データセット DB2 の画像の例.....	11
図 5.3 原画の指紋画像データセット DB3 の画像の例.....	12
図 5.4 原画の指紋画像データセット DB3 の画像の例.....	12
図 5.5 データオーギュメンテーション後の .....	13
指紋画像データセット DB1 の画像の例.....	13
図 5.6 データオーギュメンテーションとグレースケール変換後の .....	14
指紋画像データセット DB1 の画像の例.....	14
図 5.7 実験 1 の生成画像の例.....	15
図 5.8 実験 2 の生成画像の例.....	16

## 表一覧

表 4.1 画像の加工パターンとパラメタ .....	9
表 5.1 原画の指紋画像データベースの名前と画像枚数.....	10
表 5.2 実験 1, 2 で用いたデータセットと生成画像の FID.....	17