

# FastGAN と AnoGAN を用いたパーツ生成による キャラクター顔画像の創造

菅原榛華† 越野一博‡ 高井那美‡

北海道情報大学大学院† 北海道情報大学‡

## 1. はじめに

近年、動画制作やゲーム制作といったクリエイティブ活動を行うユーザが増加してきており、キャラクターイラストの需要が高まってきている。本研究はディープラーニングの一手法である敵対的生成ネットワーク (Generative Adversarial Networks: GAN) を用いて、キャラクターを構成するパーツ単位で画像の学習・生成を行い、キャラクターの創造を行えるシステムの作成を目的とする。

先行事例には、「TEZUKA2020」プロジェクトにおけるキャラクターデザイン生成[1]や、イラスト生成サービス Crypko[2]がある。

本研究と先行事例との相違点は、先行事例ではキャラクターとして完成された1枚の画像を学習・生成するのに対し、本研究では『目、鼻、口や髪』といったキャラクターを構成するパーツ単位の画像での学習・生成を行い、パーツ毎のバリエーションの増強を試みる点にある。

## 2. 手法

手法の流れについては以下の通りである。

- (1) 自作の手描き画像データセットを用意。
- (2) データセットを用いた FastGAN[3] による学習。
- (3) AnoGAN[4] を用いた実画像に近い画像の生成源となる潜在ベクトルの探索。
- (4) 発見した潜在ベクトルを利用して得られる、任意の画像間の遷移中の画像評価。

パーツ単位で学習を行うデータセットとして、他パーツの映り込みやグラデーション等の余分な情報を含まない画像を利用する。そのため、自作の画像を複数枚用意しデータセットとした。

本研究では、顔を構成する主要なパーツである、目、眉、口、前髪、後ろ髪のデータセットを制作し

Creation of character face images by part generation using FastGAN and AnoGAN

Sugawara Haruka †

Koshino Kazuhiro ‡ Takai Nami ‡

Hokkaido Information University Graduate School † Hokkaido Information University ‡

た。各データセットの画像サイズと枚数を表1に示す。

表1 データセットの一覧

部位	画像サイズ	枚数
目	256px	64
眉	256px	64
口	256px	52
前髪	512px	64
後ろ髪	512px	32

## 3. 実験手順

予備実験を行い、エポック数や潜在ベクトル次元などのハイパーパラメータ (表2) と、潜在ベクトルの探索の際に用いる Anomaly Score の閾値 (400) を決定した。

表2 本実験に用いたハイパーパラメータ

潜在ベクトル次元	32
エポック数	10000
画像サイズ	256px, 512px
バッチサイズ	16
カラーチャンネル	グレースケール+透明度

本実験での実験手順は以下の通りである。

- (1) 部位毎にハイパーパラメータの設定に基づき FastGAN の学習。
- (2) (1) で学習したモデルと AnoGAN を用いて、部位毎に潜在ベクトルを探索。
- (3) 予備実験にて決定した Anomaly Score の閾値を基準として、潜在ベクトルを保存。
- (4) (3) で得られた潜在ベクトルを用いて、任意の画像間での遷移及び画像の生成。

## 4. 実験結果

各パーツの遷移の様子を記録し観察を行った。

図1は目の遷移を記録した画像である。

他のパーツと異なり、目や眉毛はどちらか一方から変化を始め追いかけるようにもう一方が

変化していく様子が観察された. このことから,

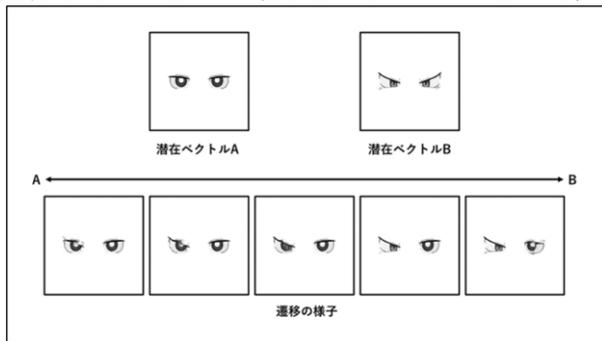


図 1 目の遷移の記録の一例

同じ学習条件であってもパーツ毎に変化の仕方に違いがあることがわかった.

また, 遷移の記録の中で両者の特徴を併せ持つ新規バリエーションの発見が複数枚確認できた. 図 2は前髪の新規バリエーション画像の一例である.

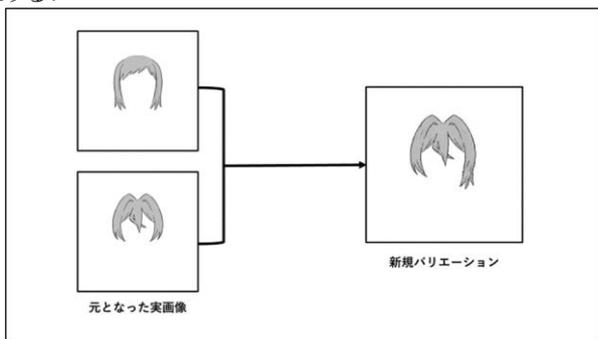


図 2 前髪の新規バリエーション画像の一例

このように, 髪は毛先の方から徐々に変化していくため, そのまま利用可能な画像が生成されていた. 一方, 先述したように目や眉毛は片側から変化が始まる. そのため, 新規バリエーションが生成できた場合でも, 片目違いになってしまう問題が複数確認された.

この解決のために, 新たに片目のみの画像データセットを用意し, 同様の手順で実験を行った. 片目で新規バリエーションを発見した際には, 左右反転を行うことで一種類の目として扱うことができる.

### 5. システムの制作

パーツをキャラクターの顔として統合するためのシステムについて以下に述べる. なお, フレームワークはUnity 2020. 1. 17f1を用いている.

現在搭載している基本的な機能は図 3のとおりであり, 画像遷移機能も搭載している(図 4). この機能は任意の画像を 2 つ選択後, スライダーを動かすことで新規パーツを生成することが出

来るようになっている.

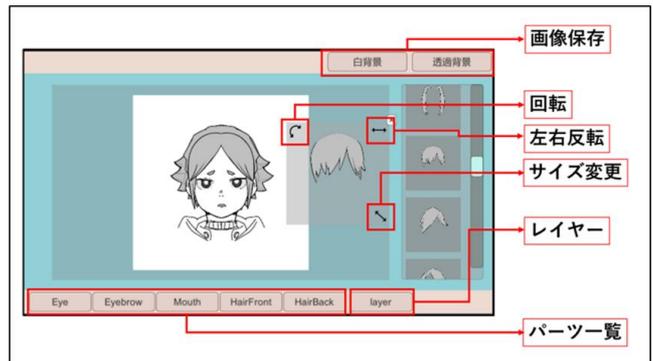


図 3 制作中の顔統合システムの基本機能

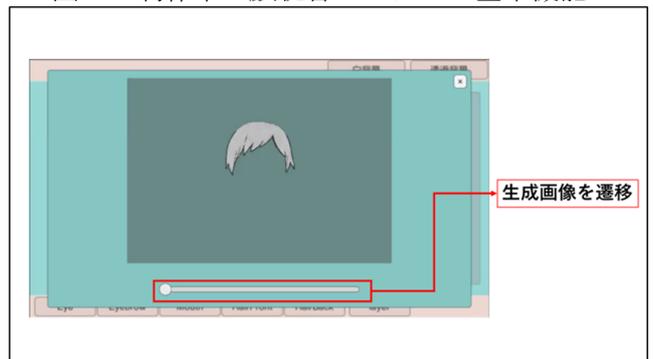


図 4 画像間の遷移機能

### 6. まとめ

本研究では, 自作データセットで学習したFastGAN と AnoGAN にて発見した潜在ベクトルを用いることで, 既存画像には存在しない新規バリエーションの発見を行えることが分かった.

また, 各種パーツを一体のキャラクターとして統合し, 学習済みモデルと発見した潜在ベクトルを利用する新規パーツ生成機能を備えたシステムを制作した.

### 参考文献

- [1] 折原 良平, AI の挑戦 手塚らしいマンガを描く!, [https://doi.org/10.11470/oubutsu.90.8\\_488](https://doi.org/10.11470/oubutsu.90.8_488), 参照 Dec. 5, 2022
- [2] Crypko, <https://crypko.ai/>, 参照 Dec. 5, 2022
- [3] Bingchen Liu et al., Towards Faster and Stabilized GAN Training for High-fidelity Few-shot Image Synthesis, <https://openreview.net/forum?id=1Fqg133qRaI>, 参照 Dec. 5, 2022
- [4] Thomas Schlegl et al., Unsupervised Anomaly Detection with Generative Adversarial Networks to Guide Marker Discovery, <https://arxiv.org/abs/1703.05921>, 参照 Dec. 5, 2022