

Title	GANに適用する「カワイイ」に対する好み分布フィッティングのフレームワークの提案
Author(s)	WU, Shuangmei
Citation	
Issue Date	2019-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/15926
Rights	
Description	Supervisor: 宮田 一乗, 先端科学技術研究科, 修士(情報科学)

修士論文

GANに適用する「カワイイ」に対する好み分布フィッティングのフレームワークの提
案

1610405 WU Shuangmei

主指導教員	宮田	一乗
審査委員主査	宮田	一乗
審査委員	吉高	淳夫
	赤木	正人
	小谷	一孔

北陸先端科学技術大学院大学
先端科学技術研究科
(情報科学)

平成 31 年 2 月

概 要

近年,アニメ産業が発展しているとともに,アニメ・漫画に関する創作や二次創作が増えている.その中,キャラクターを作ることが最も重要な一部である.そして,時代の変化により,男性には「かっこいい」だけでなく,「カワイイ」も追求されている.ところが,「キャラクターを作りたい」と思う人の中には絵が描けない人も少なくない.このような人のために,最近たくさんのアニメ・漫画キャラクターの自動生成に関する研究が行われている.

現在,アニメ・漫画キャラクターの自動生成に関する研究は主に二つの種類に分けられる.一つは真実の顔写真に基づき,アニメ・漫画スタイルの顔を生成するものであり,もう一つは深層学習(特に GAN)を用いて,ゼロからアニメ・漫画キャラクターの顔画像を生成するものである.

しかし,既存の研究は男性キャラクターに対する研究やユーザの好みを反映できる成果はほぼない.GAN を用いて,キャラクターの外見特徴を表す「タグ」(金髪,碧眼など)を選んで生成するものがあるが,本研究の予備実験の結果により,この方法で生成したキャラクターの顔画像はユーザの好みを必ずしも反映していないということが明らかになった.

そこで,本研究では,GAN に適応する好みフィッティングできる「カワイイ」アニメ男子キャラクター顔画像生成フレームワークを提案する.このフレームワークを適用した GAN では,少量(本実験では 64 枚)のデータを通してユーザの好み分布に生成結果をフィッティングする.そして,本研究が提案するフレームワークがユーザの「カワイイ」タイプの好みに近づいたことを証明するため,本フレームワークを適用した GAN が生成したキャラクターの顔画像と本フレームワークを適用しない GAN が生成したものを比較しながら評価を行う.

本研究を行うために,まずは訓練用データセットを整理した.このデータセットはインターネットで男性キャラクターの顔画像を集め,顔抽出・データの選別・リサイズという前処理を行い整理したものである.このデータセットには 21607 枚の画像を含めている.

GAN の生成結果をユーザの好みにフィッティングするために,ユーザの好みを表す何万枚のデータが必要である.しかし,ユーザに何万枚の好きなキャラクターの画像を提供させるのは現実的ではない.ユーザの好みを表す画像は大量には提供できないため,本フレームワークは新たな Discriminator (略して D) とし

て, Evaluator (略して E) を GAN に適用した. 一般の男性キャラクターの顔画像を判別する D の中間層の特徴を利用し, 「カワイイ」男性キャラクターの顔画像を判別する E に必要な情報を提供する. 本フレームワークを適用した GAN はまず本研究のために整理したデータセットから男性キャラクターの顔画像の分布を学習する. それから, ユーザの好みを表す 64 枚の画像で学習を続け, 得られた男性キャラクターの顔画像分布をユーザの好み分布にフィッティングさせる. 最後にこのユーザの好み分布に基づき, ユーザの好みの男性キャラクターの顔画像を生成する.

本フレームワークの有効性を検証するため, 評価実験を行った. この評価実験は, 1) 画像の選択, 2) 画像に対する採点の 2 段階で行う. 第一段階では被験者の好み分布をフィッティングするための被験者の「カワイイ」好みに合致する 64 枚のキャラクター顔画像を提供してもらう. 第二段階では本フレームワークを応用したモデルで生成した画像と本フレームワークを応用しないモデルで生成した画像に対して採点を行う. その採点結果に基づき, 本フレームワークについて評価を行う.

評価実験の結果から以下の結論が得られた.

1. 本フレームワークは有効であり, 本フレームワークを適用した GAN の生成結果はユーザの好みにフィッティングしている.
2. 本フレームワークは GAN の生成の安定性に対して悪い影響がない.
3. ユーザの好みを表す 64 枚の画像はフィッティングの効果に強く影響する. ユーザがこの 64 枚の画像のキャラクターに対するこだわり程度が高い方がフィッティングの効果がより良い.
4. 男性は「カワイイ」男性キャラクターに対する興味は女性より少ない.

将来性として, 画像の解像度の向上, データセットの改善による生成効果の向上, そして GAN の安定性の向上ができれば, より良い結果が得られると考える. なお, 本フレームワークはデータ以外に「カワイイ」に対する特化がないため, 「かっこいい」「気持ち悪い」などの感性語に汎用性があると考えられる.

目次

第1章 はじめに	1
1.1 研究概要.....	1
1.2 研究背景.....	1
1.2.1 アニメ産業とキャラクター	1
1.2.2 「カワイイ」男子.....	3
1.2.3 アニメ・漫画キャラクターの生成	3
1.3 研究目的	4
1.4 本論文の構成	5
第2章 関連研究	6
2.1 「カワイイ」に関する研究	6
2.1.1 「カワイイ」の文化論.....	6
2.1.2 「カワイイ」ものに対する研究	7
2.2 アニメキャラクター顔画像生成に関する研究	8
2.2.1 GANs について	8
2.2.2 特徴マッチング (Feature matching)	9

2.2.3 アニメ・漫画キャラクターの生成	9
2.3 本研究の位置づけ	12
第3章 提案手法	14
3.1 データセット	14
3.1.1 データ収集	14
3.1.2 顔抽出.....	15
3.1.3 データの選別.....	16
3.1.4 リサイズ	17
3.2 GAN に適用する「カワイイ」に対する好み分布フィッティングのフレームワーク	17
3.2.1 フレームワークの概要.....	17
3.2.2 フレームワークの構造.....	19
3.2.3 ネットワーク構造.....	21
3.2.4 GAN の適用	24
第4章 実験・評価.....	25
4.1 予備実験.....	25
4.1.1 実験目的	25
4.1.2 実験対象	25

4.1.3 実験内容	25
4.1.4 実験環境	26
4.1.5 実験結果	27
4.2 評価実験	28
4.2.1 実験目的	28
4.2.2 実験対象	29
4.2.3 実験環境	29
4.2.4 第一段階	29
4.2.5 第二段階	30
4.2.6 評価方法	32
4.3 評価実験の結果	32
4.3.1 生成事例	32
4.3.2 データ分析と考察	35
第5章 おわりに	42
5.1 結論	42
5.2 リミテーション・将来性	43
5.2.1 解像度	43
5.2.2 データセット	43

5.2.3 GAN の安定性.....	43
5.2.4 汎用性.....	44
参考文献.....	45
謝辞.....	49
付録.....	51

図目次

図 1.1:広義のアニメ産業市場（出典:アニメ産業レポート 2018 サマリー版, 一般社団法人日本動画協会）	2
図 2.1:GANs モデル	9
図 2.2:GAN 派生技術のアニメキャラクターの顔の生成効果.....	11
図 2.3:タグ生成の例	11
図 3.1 :Safebooru のサイトで「1boy」を検索した結果.....	15
図 3.2:本実験で応用する検出枠（青）と[18]の方法の検出枠（赤）	16
図 3.3: 不都合な画像の例	17
図 3.4:訓練過程の 2D 空間でのイメージ	19
図 3.5:提案フレームワーク	20
図 4.1:予備実験の状況.....	26
図 4.2:予備実験のアンケート	27
図 4.3:MakeGirlsMoe で生成したキャラクターはイメージとの近似度	27
図 4.4:被験者が画像を選ぶ時の様子	30
図 4.5:採点フォーム（1 セット）	31

図 4.6:被験者が採点を行う様子	32
図 4.7:被験者の好みを表す 64 枚の画像 (被験者 1,女性)	33
図 4.8:DRAGAN 生成事例 (被験者 1,女性)	33
図 4.9:LSGAN 生成事例 (被験者 1,女性)	34
図 4.10:WGAN-GP 生成事例 (被験者 1,女性)	34
図 4.11: DRAGAN の生成画像に対する採点の標準偏差.....	38
図 4.12: LSGAN の生成画像に対する採点の標準偏差.....	38
図 4.13: WGAN-GP の生成画像に対する採点の標準偏差.....	39
図 4.14:実験結果 (被験者 1,女性)	40
図 4.15:実験結果 (被験者 4,男性)	40
図 5.1:GANs の生成結果	44

表目次

表 3.1: フレームワークのパラメータの説明.....	20
表 3.2: フレームワークを適用した Generator のネットワーク構造	22
表 3.3: フレームワークを適用した Discriminator のネットワーク構造 ...	23
表 3.4: フレームワークを適用した Evaluator のネットワーク構造	23
表 4.1: 「かわいいと思われる特徴を全て持つキャラクターは必ずかわいいか」 のアンケート調査結果	28
表 4.2: 被験者 10 名の性別分布	36
表 4.3: DRAGAN の実験結果.....	36
表 4.4: LSGAN の実験結果	37
表 4.5: WGAN-GP の実験結果	37
表 4.6: 性別に分けた平均点.....	41

第1章 はじめに

本章では,最初に研究背景について説明し,つづいて,研究の目的について述べる.最後に,本論文の構成を示す.

1.1 研究概要

本研究は,ユーザの好みに近づいた男性キャラクターの顔画像を生成することができる GAN フレームワークを提案した.

1.2 研究背景

1.2.1 アニメ産業とキャラクター

アニメ(全称アニメーション)は動画とも呼ばれ,複数の画像でもものが動いているように見えるメディアの一種である [1].アニメは,物語の表現形式のタイプの一つとして多くの人に愛されている.

近年,アニメに興味を持つ人が次第に増加してきている.また,2018 年日本動画協会の報告書——『アニメ産業レポート 2018 サマリー版』により,アニメ産業の売上が 2009 年をはじめ連続的に上昇している [2].図 1.1 に広義のアニメ産業市場の状況を示す.横軸は売上(単位:億円)を表し,縦軸は年度を表している.このように,メディア業界ではアニメ産業の重要度が段々高くなってきた.

また,趣味によるイラスト・漫画の創作や二次創作活動も増えている.SNS が日

常生活の不可欠な一部になったことにより,pixiv [3]やニコニコ静画 [4]のようなイラスト・漫画・小説を発表・共有・交流できる SNS が生まれ,創作活動が行いやすくなった.結果,創作者も増え,pixiv によると現時点(2019年1月)でのユーザー数は 3,000 万を超え,総投稿数は 7,500 万に達している.その上,pixiv は日本だけでなく世界中の 95%以上の国と地域に浸透している [5].以上のことから,現在はアニメや漫画に関する関心が高まっていると考えられる.

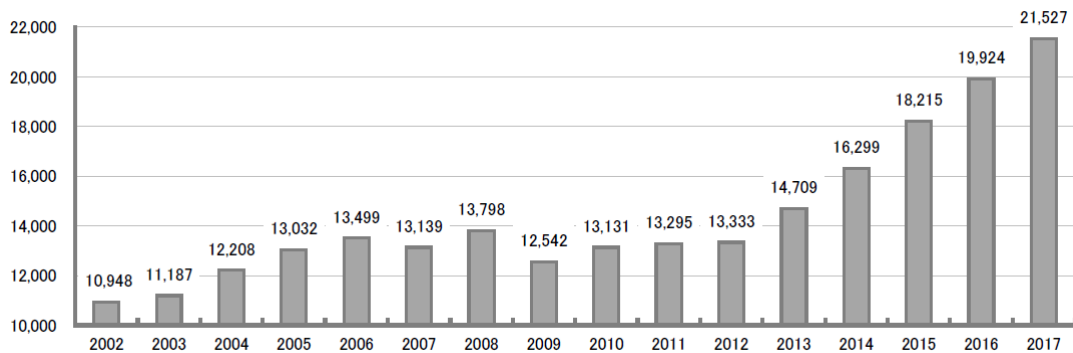


図 1.1:広義のアニメ産業市場 (出典:アニメ産業レポート 2018 サマリー版,一般社団法人日本動画協会)

アニメや漫画は,主要なキャラクターを中心とし,そのキャラクターの経歴や他のキャラクターとの関係を巡り,物語を語るものが主流である.キャラクターのいない作品はほぼ存在していない.キャラクターの成功は直接に作品の成功と関わっている [6].それに,ストーリーよりキャラクターの方が視聴者に強い印象を残す例も少なくない.日本の有名な推理アニメ『名探偵コナン』を一例として挙げる.これまでコナンが解決した事件を大分忘れた人はいるが,「コナン」というキャラクター

を忘れた人はなかなかいないだろう。要するに、キャラクターはアニメ・漫画の重要な要素の一つである。

では、キャラクターの何が重視されているだろうか。石井照久らのアンケート調査によると、ジェンダーに関わらずキャラクターの好む理由として第一は性格で第二は顔という傾向がある（残りの理由はスタイル、服装、その他） [7]。とはいえ、アニメ・漫画作品の中におけるキャラクターの性格は、キャラクターの外見（顔、姿態、服装、スタイル）を通して表すことが多い [8]。外見的特徴はキャラクターの特質を表現でき、作品の制作や成功にも強く影響する [9]。したがって、視聴者はキャラクターの外見、特に顔を重視しているのに違いないと考える。

1.2.2 「カワイイ」男子

男性に対する外見的評価基準は、「かっこいい」かどうかで判断することが一般的だが、近年「カワイイ」で男を形容する機会が多くなり、今の時代では男性に対する審美観が「カワイイ」に変化している [10]。時代の審美の変化はその時代の創作物に影響を与え、「カワイイ」男子への審美変化はアニメキャラクターにも影響を及ぼすと考えられる。セールスポイントが男性キャラクターである女性向けもしくは乙女向けゲームには可愛い系のキャラクターも多く存在している。

1.2.3 アニメ・漫画キャラクターの生成

新しい作品を生み出すことや二次創作への関心が高まっている現在、新しいキ

キャラクタ,特に個人の好みに相応しいキャラクタを作ることが注目されている.キャラクタを作るためには,長年に渡り鍛えた描画スキルが必要である.アニメや漫画が好きの人だとしても,必ず描画スキルを持つ人とは限らない.加えて,そのスキルは簡単に身に付くものではなく,ゼロから勉強するのは時間がかかり,才能のない人も少なくない.しかし,描画スキルを持たなくともキャラクタを作りたい人は多くみられる.以上の背景から,アニメや漫画のキャラクタの自動生成は人工知能領域の一つの課題になる.

1.3 .研究目的

1.1 で述べた背景から,「カワイイ」男性キャラクタの研究を行うのが有意義だと考えるが,男性キャラクタの生成に関する研究は筆者の知る限りほぼない.それに,既存のアニメキャラクタの生成手法はキャラクタの外見特徴を表すタグ(髪型,目の色など)を選んで生成するものであり,感性的に生成画像をユーザの好みにフィッティングしていない.

ユーザが好きなキャラクタの画像をデータ空間にマッピングし,それらのデータの分布はユーザの好みを表す分布と考えている.この分布はユーザの「好み分布」を名付ける.その分布をコンピュータにフィッティングさせるのは数万枚の画像データが必要だが大量な画像をユーザに提供されるのは困難である.

そこで,本研究では,GAN に適応する好みが認知できる「カワイイ」アニメ男

子キャラクター顔画像生成フレームワークを提案する. このフレームワークを適用した GAN では、少量のデータを通してユーザの好み分布に生成結果をフィッティングする.そして,本研究が提案するフレームワークがユーザの「カワイイ」タイプの好みに近づいたことを証明するため,本フレームワークを適用した GAN が生成したキャラクターの顔画像と本フレームワークを適用しない GAN が生成したものを比較しながら評価を行う。

1.4 本論文の構成

本論文は,全 5 章で構成する.次章の第 2 章では既存の「カワイイ」をテーマとした研究とアニメキャラクターの生成に関する研究を紹介する.続いて,第 3 章で本研究のために収集したデータセットと本研究のフレームワーク・ネットワーク構造を示し,第 4 章で本フレームワークの有効性を評価する実験について述べる.最後に,第 5 章で本研究の結論とリミテーション、および将来性について紹介する.

第2章 関連研究

本章では、本研究と関連している「カワイイ」に関する研究とアニメキャラクターの生成に関する研究を紹介する。

2.1 「カワイイ」に関する研究

2.1.1 「カワイイ」の文化論

ウィキペディア [11]と weblio 辞書 [12]の掲載によると、「カワイイ」という言葉は「幼い感じ」「小さく愛らしい」「愛すべきである」という愛情と深く関わっている意味を持っている。もし「カワイイ」でものを形容するなら、「子供がかわいい」「犬がかわいい」のような言葉が浮かぶだろう。文献 [13]の調査によると、『カワイイ』は日本発の感性価値であり、前向きな意味を持っている」ということが分かった。

世界各地の言語の中に「カワイイ」という意味を持っている言葉が存在する。「カワイイ」は英語というと「cute」で、中国語という「可愛」である。もちろん、日本以外の国では「カワイイ」と言いたいとき当地の言葉が使われているが、「カワイイ」という発音を持っている言葉（「kawaii」「卡哇伊」）も他国に使用されている [11]。つまり、日本文化の特質を持っている「カワイイ」という言葉は世界中に広がっている。

時代の変化とともに、「カワイイ」の使い方も多様になっている。本節の冒頭で述べたように「カワイイ」はほぼ小さいものに使用されているが、「くまモン」（熊本県のゆるキャラ）のような大きいキャラクタも人々に「カワイイ」と思われている。そして、審美観が多様化している現在、「カワイイ」はほかの特徴と組み合わせることができ、「キモカワイイ」（「キモイ」と「カワイイ」の組み合わせ）「カッコカワイイ」（「カッコイイ」と「カワイイ」の組み合わせ）などの派生概念が現れた [11].

2.1.2 「カワイイ」ものに対する研究

「カワイイ」は文化や美学の範囲内だけで重視されているわけではなく、感性工学の領域でも研究されている。感性工学領域では、大倉典子らは色、形状、質感の客観的な特徴から、人工物の「カワイイ」を系統的に解析している。この研究結果は以下の通りである [14].

1. 直線系より曲線系がかわいい.
2. 大きいものより小さいものがかわいい.
3. 基本色より中間色がかわいい.
4. 同じ色相の場合は、彩度の高い色がかわいいと思われている.
5. 同じものだとしてもかわいさは色、柄、形によって変化する.
6. 「かわいい」と感じると心拍数が上がる.

7. 第一音節は/f//m/のオノマトペに関連する触素材が一番かわいい.

2.2 アニメキャラクター顔画像生成に関する研究

2.2.1 GANs について

GANs(Generative Adversarial Nets)は Ian Goodfellow が 2014 に提案した深層学習を用いた生成モデルである [15].GAN についての既存の研究成果はこれをベースとしている.このモデルは G (Generator) と D (Discriminator) と呼ばれる二つのニューラルネットワークで構成されている..G はランダムノイズ z を入力として受け,分布 $x \sim p_{data}(x)$ に従ったデータ生成を目指したニューラルネットワークであり,D は訓練データ x で訓練され,データの真偽を判断するニューラルネットワークである.訓練の流れは,G が D を騙そうとし画像を生成し,D はそのデータは生成したものか訓練データであるかを判別し,結果を G にフィードバックする.このように,G と D がミニマックスゲームを行うことで競争し合いながら訓練を行い,D の正解率が 50%に収束する時,つまり D が生成データと訓練データを分別できない時に訓練は完了である.GANs モデルを図 2.1 に示す.ミニマックスゲームの価値関数を式(1)に示す.

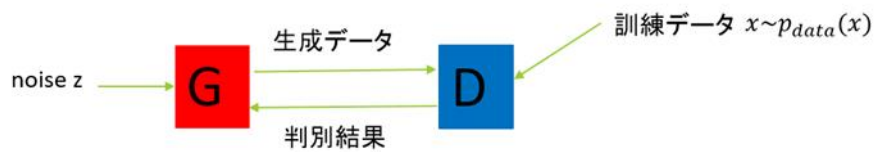


図 2.1:GANs モデル

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + \mathbb{E}_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

2.2.2 特徴マッチング (Feature matching)

特徴マッチング [16]は Tim Salimans らが提案した GAN を改善する手段の一つである.この手法では、特徴マッチング GAN モデルの D の中間層特徴を抽出し,その特徴から G に新たな目標を指定することにより,GAN の不安定性や過学習を防ぐことができる.

$f(x)$ で D の中間層のデータ分布を表すと,G の新しい目標は $\|\mathbb{E}_{x \sim p_{data}(x)} f(x) - \mathbb{E}_{z \sim p_z(z)} f(G(z))\|_2^2$ で表すことができる [16].

2.2.3 アニメ・漫画キャラクターの生成

近年アニメや漫画のキャラクターに対する様々な自動生成の研究が行われている.その代表例として,実際の顔写真から漫画の筆遣いを模倣しながらコミックスタイルの顔を生成するもの [17]や,入力した真実の顔をパーツで分け,各パーツと最も近似しているアニメ・漫画の顔パーツをデータベースから探して組み合わせることによりアニメ・漫画スタイルの顔を生成する [18]ものもある.この

二つの研究は真実の顔写真に基づくものである。

近年,深層学習が流行っているとともに,ゼロからアニメ・漫画キャラクターを生成する技術が生まれた.そのうち,GAN (Generative Adversarial Nets) [15]の派生技術を用いた生成モデルでは,個別の顔が歪んでいるが,大体アニメキャラクターのように見えるという,著しい結果を得た.図 2.2 は GAN の派生技術 (IllustrationGAN [19],AnimeGAN [20],DRAGAN [21]をベースとした改良型 [22]) の生成結果を示したものである.現存のモデルの多くはキャラクターの外見特徴を表す「タグ」を選んで生成するものである.ここで、「タグ」というのは,「金髪」、「ツインテール」、「メガネ」などの特徴を示すキーワードである.生成例を図 2.3 に示す.図 2.3 (a) は Hiroshiba が 2016 年に Qiita と GitHub で掲載した「Girl Friend Factory - 機械学習で彼女を創る -」 [23]のデモ画面であり,図 2.3 (b) は Yanghua Jin らが作ったデモ画面 [22]である.





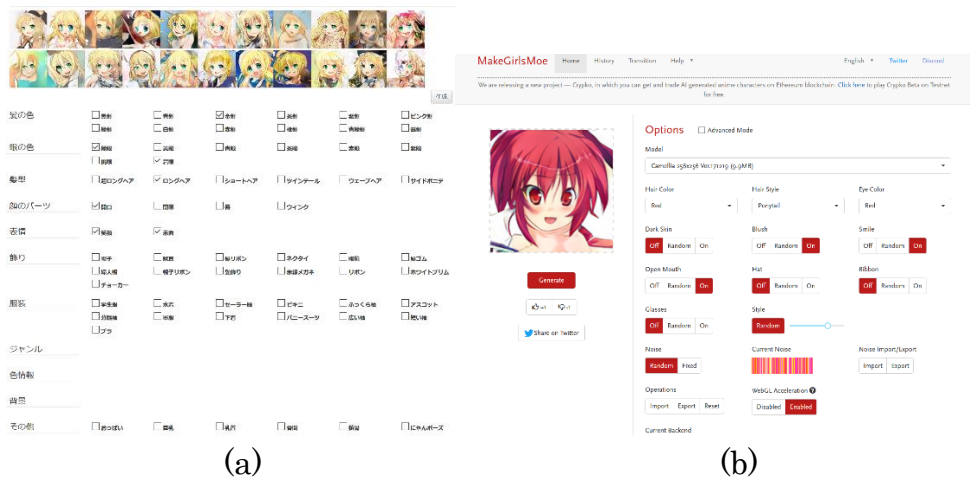
(c)

図 2.2:GAN 派生技術のアニメキャラクターの顔の生成効果.

(a)は IllustrationGAN , (b) は AnimeGAN, (c)は DRAGAN をベース

とした改良型 (出典:(a) IllustrationGAN [19] (b) AnimeGAN [20]

(c)Towards the Automatic Anime Characters Creation with
Generative Adversarial Networks [22])



(a)

(b)

図 2.3:タグ生成の例

(出典:(a) Girl Friend Factory [24] [23] ,(b)MakeGirlsMoe - Create

Anime Characters with A.I.! [25] [22])

2.3 本研究の位置づけ

大倉典子らの一連の研究はどれも一つの特徴に対する「カワイサ」への影響について調査を行っている。しかしながら、違う特徴の組み合わせも「カワイサ」に影響するかもしれない。また、この研究の対象とした人工物は形や色も簡単かつ単一であり、キャラクターのような多種の色と形で構成されたものに対する研究を行っていない。それに、感性価値としての「カワイイ」審美は、人によって変わるものである。全体的な人に対する研究はもちろん意義があるが、一人ひとりに対して分析を行い、「カワイイ」の特徴や影響についての研究も価値がある。アニメ・漫画キャラクターの生成に関しては 2.2.3 で紹介したような成果を得ているが、ユーザの好みに合わせながら画像を生成する研究は全てタグに基づいて生成するものであり、ユーザの好みを必ずしも反映していない。

また、深層学習としての GAN を用いた画像生成は効果的だが、何万枚から何十万枚のかなり大量な画像が学習データとしては不可欠である。しかしながら、ユーザの好みを GAN に学習させるために、ユーザが数多くの好む画像を提供するのは現実ではない。

本研究では以上の課題に対し、GAN に適用する新たなフレームワークを提案する。このフレームワークは多種類の GAN に適用することができ、ユーザが提供する少量の画像を通してユーザの好み分布を学習し、その結果に基づいてユーザ

の好みに近づいた新しいアニメ・漫画キャラクターの顔画像を生成する.

第3章 提案手法

3.1 データセット

3.1.1 データ収集

本研究で使うデータセットは本研究のためにインターネット (Safebooru [26] などのウェブサイト) で集めたものである.本研究では,カラーの男性キャラクター画像に対応する。Safebooru では「1boy」というタグを入力すると男性キャラクターがある画像を検索することができる.同じようなタグは「2boys」「3boys」「man」などがあるが,得られたデータの量は「1boy」と比べると極めて少ない.したがって,男性キャラクターのデータを大量取得するため, Safebooru で「1boy」で検索し,得た画像を自動ダウンロードする.図 3.1 に Safebooru のサイトで「1boy」を検索した結果を示す.また,データセットの質は生成効果に強く影響する.それで, データセットの質を向上させるために 3.1.2~3.1.4 の操作に従い,ダウンロードしたデータに対して前処理とクリーニングを行う.

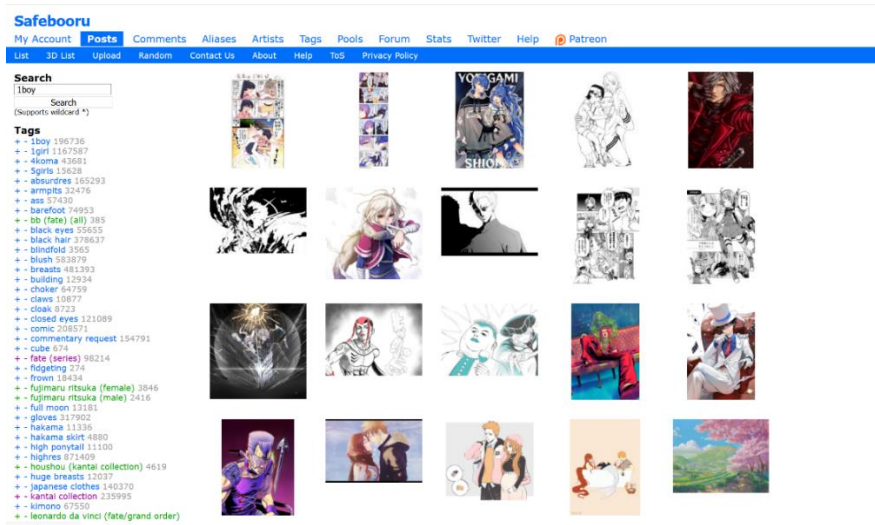


図 3.1 :Safebooru のサイトで「1boy」を検索した結果

3.1.2 顔抽出

OpenCV に基づくアニメ顔検出器 lbpcascade_animeface [27]を利用し,アニメキャラクターの顔を認識して該当する領域を自動的に切り取る.できるだけ多くの顔の特徴を得るために,検出枠を図 3.2 のように引き伸ばした.赤い枠は元の枠で,青い枠は本研究で切り取った枠である.赤い枠には首まできちんと採れたが髪型の大部分が含まれていない.髪型もキャラクターの重要な特徴であるため,髪を含みかつ雑音となる背景をなるべく排除するように,経験則にしたがい,枠の一辺の長さを 1.3 倍に自動的に伸ばす.具体的には,画像の左上の頂点を原点(0, 0)とし,赤い枠の左上の頂点を(x, y),幅を w,高さを h とすると,青い枠は左上の頂点が(x-w*0.15, y-h*0.3),幅が 1.3w で高さが 1.3h の枠とする.



図 3.2:本実験で応用する検出枠（青）と[18]の方法の検出枠（赤）

(出典:アイドリッシュセブン 七瀬陸 https://idolish7.com/wp-content/themes/idolish/img/profile/nanase/chara_003.png)

3.1.3 データの選別

Safebooru が検索する画像はカラー画像でも必ずしも「color」タグが付けているわけではない. 実際に color と 1boy の 2つのタグで検索した場合、条件に合致する画像の数は 8 枚しかない. 参考サイト [27]の検出器も 100%間違いなくアニメ顔を検出できるわけではない. そのため 3.1.2 の処理で得たデータには, 男の人の顔ではない画像やモノクロの画像が存在している. 図 3.3 に不都合な画像の例を示す. データセットの品質を保証するために, 手作業で以下の 3つの基準に沿って選別を行う. 1) 男性キャラクターであること. 2) カラー画像であること. 3) 両目, 口, 髪型が見えること. 選別はダブルチェックとし, 1段目を 12名の JAIST 在籍の学生で行い, 2段目で執筆者がチェックした.

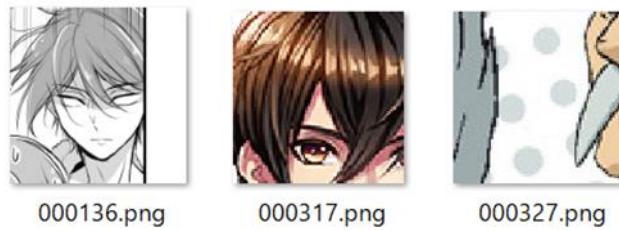


図 3.3: 不都合な画像の例

3.1.4 リサイズ

本実験では解像度が 64×64 ピクセルの画像を生成する。そのため、訓練データを 64×64 ピクセルにリサイズする必要がある。リサイズの手順は以下となる。まず、訓練効果を保証するため、Windows10 のエクスプローラウィンドウで画像を閲覧し、ウィンドウの一番上の「表示」タグの中の「グループ化」、プルダウンメニューの「大きさ」を選び、画像の大きさに基づいてグループ化を行う。その後、一辺が 64 ピクセルより小さい画像を手動で削除する。残りのデータは全て python の PIL ライブラリの `resize()`関数を用いて、 64×64 ピクセルにリサイズする。

3.2 GAN に適用する「カワイイ」に対する好み分布フィッティングのフレームワーク

3.2.1 フレームワークの概要

本研究はユーザの好み分布に生成結果をフィッティングすることによりユーザの「カワイイ」好みに近づくことができると考えている。GAN は大量のデー

タを含むデータセットの分布を学習することができる。しかしながら、ユーザに自分が「カワイイ」と思うキャラクターの顔画像を数万枚も提供させるのは時間と手間がかかる。本研究では、少量のデータでもユーザの好み分布をフィッティングできるようにするためのフレームワークを提案する。

本フレームワークを適用した GAN は少量の画像だけで、本フレームワークを適用していない従来の GAN よりユーザの好み分布に近づくことができる。本研究では、ユーザが提供するデータの量は 64 枚とする。その理由は以下に示すような計算環境によるものである。GAN が学習する時、データセットの画像を何個かの batch に分け、batch 一つずつ読み込み学習を行う。一つの batch で扱う画像量ができるだけ GPU のメモリを多く利用する方が効率的である。現在よく使われている GPU のメモリは主に 8GB~12GB のものであるため、一つの batch には 64 枚の画像を用いるのが最適だと考える。ユーザの好みを学習するため、少なくともユーザの好みを表す 1batch の画像が必要である。したがって、ユーザが提供する画像の数量を「64 枚」で決める。

本フレームワークを適用した GAN はまず 3.1 のデータセットから男性キャラクターの顔画像の分布を学習する。それから、ユーザの好みを表す 64 枚の画像で学習を続き、得られた男性キャラクターの顔画像分布をユーザの好み分布にフィッティングさせる。最後にこのユーザの好み分布に基づき、ユーザの好みの男性

キャラクターの顔画像を生成する.すべての分布は高次元空間(high dimensional space)に存在しているため,説明の都合上、以上の過程を図 3.4 に二次元空間における訓練過程のイメージとして表す.青い線は先に緑の線にフィッティングし,それからオレンジ色の線にフィッティングする.

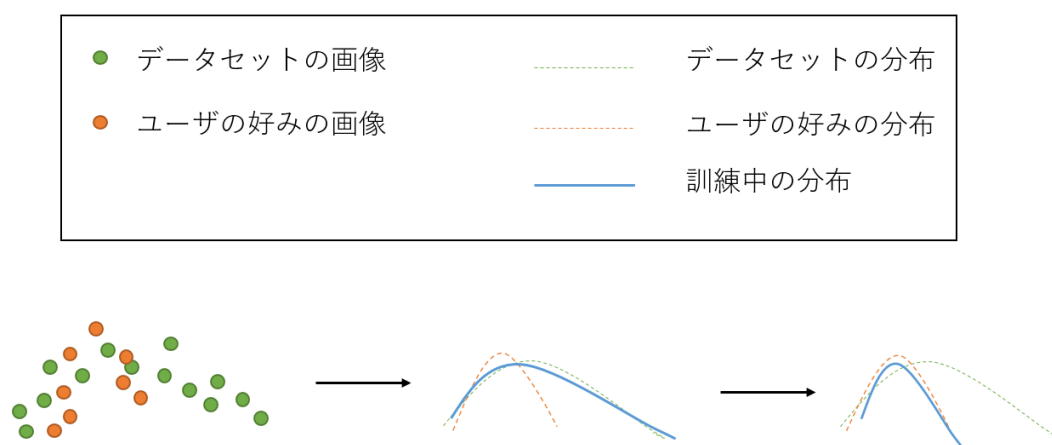


図 3.4:訓練過程の 2D 空間でのイメージ

3.2.2 フレームワークの構造

本研究で提案したフレームワーク構造を図 3.5 に示す.図 3.5 の各パラメータの意味を表 3.1 で表す.

パラメータ	説明
$z \sim P_z(z)$	ランダムノイズ入力
$x \sim P_{user}(x)$	ユーザの好み分布
$y \sim P_{data}(y)$	データセット分布

A/R	Accept or Reject, D の判別結果
Loss function	損失関数
loss	誤差
Low-level information	畳み込み回数が少ない時で分かる特徴の情報
High-level Semantics meanings	畳み込み回数が多い時で分かる特徴の情報

表 3.1: フレームワークのパラメータの説明

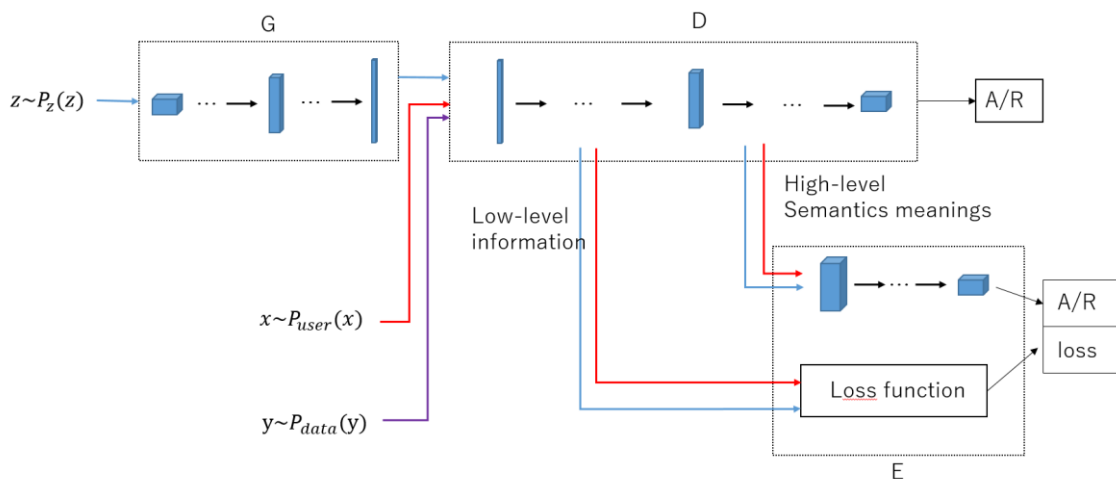


図 3.5: 提案フレームワーク

本フレームワークは特徴マッチングからヒントを得て提案した.特徴マッチングは D の中間層から特徴を抽出し,新しい目標を与えることにより GAN の効果をよくする方法である [16].本研究では、一般の男性キャラクターの顔画像の生成と「カワイイ」男性キャラクターの顔画像の生成は途中までは同じ目標を持つと考

えている.それは,「カワイイ」男性キャラクタは一般の男性キャラクタの部分集合で,「カワイイ」男性キャラクタは必ず一般の男性キャラクタの分布に従うからである.それで,ユーザの好みを表す画像の量が不足しているため,一般の男性キャラクタの顔画像を判別する D の中間層の特徴を利用し,「カワイイ」男性キャラクタの顔画像を判別する新しい Discriminator —— Evaluator (略して E) に必要な情報を提供する.

このフレームワークは一つの種類の GAN を強化するためではなく,多種類の GAN に適用できるように考案した.

3.2.3 ネットワーク構造

本節では,本研究が提案したフレームワークの G,D,E,内部のネットワーク構造を紹介する.表 3.2~3.4 にはネットワークの各層の構造を示している.

ネットワークの各層	説明
Input	入力
ResidualBlock1(Bn, ReLU, Conv, Bn, ReLU, Conv)	<p>残差ブロック 1</p> <p>各ブロックには (正規化,活性化関数, 畳み込み層, 正規化,活性化関数,畳み込み層) のように構成されている.</p>

ResidualBlock2(Bn, ReLU, Conv, Bn, ReLU, Conv)	残差ブロック 2,構成は同上
ResidualBlock3(Bn, ReLU, Conv, Bn, ReLU, Conv)	残差ブロック 3,構成は同上
ResidualBlock4(Bn, ReLU, Conv, Bn, ReLU, Conv)	残差ブロック 4,構成は同上
Bn	Batch Normalization,正規化
ReLU	活性化関数
Conv	畳み込み層
Tanh	出力層の活性化関数
Output	出力

表 3.2:フレームワークを適用した Generator のネットワーク構造

ネットワークの各層	説明
Input	入力
ResidualBlock1(Bn, ReLU, Conv, Bn, ReLU, Conv)	残差ブロック 1 各ブロックには (正規化,活性化関数,畳み込み層, 正規化,活性化関数,畳み込み層) のように構成されている.
ResidualBlock2(Bn, ReLU, Conv, Bn, ReLU, Conv)	残差ブロック 2,構成は同上
ResidualBlock3(Bn, ReLU, Conv, Bn, ReLU, Conv)	残差ブロック 3,構成は同上

ResidualBlock4(Bn, ReLU, Conv, Bn, ReLU, Conv)	残差ブロック 4,構成は同上
Ln	全結合層
Output	出力

表 3.3:フレームワークを適用した Discriminator のネットワーク構造

ネットワークの各層	説明
Input	入力
ResidualBlock1(Bn, ReLU, Conv, Bn, ReLU, Conv)	残差ブロック 1 各ブロックには（正規化,活性化関数, 畳み込み層, 正規化,活性化関数,畳み込み層）のように構成されている.
ResidualBlock2(Bn, ReLU, Conv, Bn, ReLU, Conv)	残差ブロック 2,構成は同上
ResidualBlock3(Bn, ReLU, Conv, Bn, ReLU, Conv)	残差ブロック 3,構成は同上
ResidualBlock4(Bn, ReLU, Conv, Bn, ReLU, Conv)	残差ブロック 4,構成は同上
Ln	全結合層
Output	出力

表 3.4:フレームワークを適用した Evaluator のネットワーク構造

3.2.4 GAN の適用

本研究では DRAGAN [21], LSGAN [28], WGAN-GP [29] に適用を行う。

DRAGAN は regret-minimization という方法で G と D をナッシュ均衡にする GAN である。Naveen Kodali らは「モード崩壊(mode collapse)が出現する理由は非凸ゲームの中に偽の局所均衡の存在」と仮設した。それを解決するために DRAGAN を参考文献 [21] の著者らが提案した。そのおかげで、より簡単快速かつ安定的に G と D のバランスに辿り着くことができる。

LSGAN は損失関数に最小二乗損失関数を応用した GAN である。伝統的な GAN に使われた損失関数は勾配を消えさせる場合がある。それを解決ために Xudong Mao らは LSGAN を提案した。LSGAN は伝統的な GAN より良い質の画像を生成することができ、訓練の過程もより安定的になった。

WGAN-GP は WGAN [30] に勾配ペナルティを応用し、WGAN に存在しているモード崩壊(mode collapse)という問題を解決する GAN である。WGAN は損失関数の計算に Wasserstein 距離を適用し、GAN の生成効果をよくさせ、訓練を安定させる GAN である。

これらの GAN に提案フレームワーク適用する時、フレームワークをそのまま各 GAN の G と D につけ、訓練方法、誤差計算関数はそのまま使えばよい。

第4章 実験・評価

本章では,本研究の意義を検証するための予備実験と提案フレームワークの有効性を検証するための評価実験について紹介する.

4.1 予備実験

本研究の意義を検証するため,予備実験とアンケート調査を行う.

4.1.1 実験目的

本研究が提案するフレームワークは,ユーザの好みに生成結果をフィッティングすることを目的としている.もしユーザが「カワイイ」と思う特徴を全て持っているキャラクターが必ず「カワイイ」と思われるなら,関連研究の [22] [23] のタグを選んでキャラクターを生成するという方法で充分である.しかしながら,ユーザが「カワイイ」と思う特徴を全て持っているキャラクターが必ずしも「カワイイ」とユーザに思われないと推測できるので,それを証明するためにこの予備実験を行う.

4.1.2 実験対象

JAIST 在籍の学生男女各 6 人合わせて 12 名の被験者が予備実験に参加した.

4.1.3 実験内容

1. 図 2.3 の (b) のタグに基づいてキャラクター顔画像を生成する

MakeGirlsMoe のデモ [25]を体験してもらい,生成したキャラクタと被験者のイメージとの近似度についてアンケート調査を行う.

2. 被験者がかわいいと思う男子キャラクタの特徴を列挙し、それらの特徴を全部備えているキャラクタはかわいいと思うか、についてアンケート調査を行う.

4.1.4 実験環境

実験内容 1 は Microsoft Surface pro3 で Firefox を利用して MakeGirlsMoe のウェブサイトにて体験を行う.図 4.1 は実験の様子を示す.PC 画面は図 1.3 (b) のデモの様子である.アンケート調査は全て紙に手書きで記入する.アンケート内容を図 4.2 に示す.



図 4.1:予備実験の状況

- 1、makegirlsmoe が生成したキャラクターはあなたが想像したイメージとはどれくらい近いですか？パーセンテージ（?%）で教えてください。
- 2、あなたが思うかわいい男子キャラクターの特徴をいくつかを教えてください（外見的特徴）。
- 3、2で回答した特徴に全て満足するキャラクターは必ず可愛いと思いますか？
- 必ず可愛い 可愛いとは限らない 必ず可愛くない

図 4.2:予備実験のアンケート

4.1.5 実験結果

実験内容 1 の結果を図 4.3 に示す。

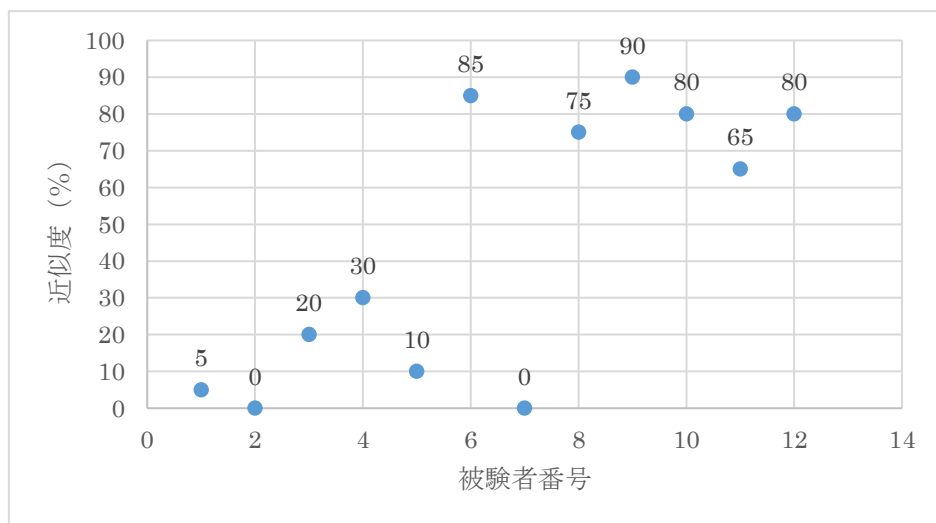


図 4.3:MakeGirlsMoe で生成したキャラクターはイメージとの近似度

この結果によると、タグを選ぶ方法（以下、タグ法）で好みのキャラクターを生成したものは半分の人にとっては基本的に満足であるが、残りの半分の人にとっては満足度が極めて低い。つまり、タグ法だけでは、人の好みを反映していないこ

とが分かった.

実験内容 2 の結果を表 4.1 に示す.

性別 \ 選択肢	必ずかわいい	かわいいとは限らない	必ずかわいくない	合計 (人)
男 (人)	1	5	0	6
女 (人)	2	4	0	6
合計 (人)	3	9	0	12

表 4.1: 「かわいいと思われる特徴を全て持つキャラクタは必ずかわいいか」のアンケート調査結果

このアンケート調査によると、かわいいと思われる特徴を全て持つキャラクタに対し、大部分の人は「かわいいとは限らない」と回答した。

以上の予備実験の結果から、タグ法で人の「カワイイ」審美を表すことが不十分であることが明らかになった。

4.2 評価実験

本節では、本研究で提案するフレームワークの有効性を検証するための評価実験を紹介する。評価実験は、1) 画像の選択、2) 画像に対する採点の 2 段階で行う。詳しくは 4.2.4~4.2.5 で述べる。

4.2.1 実験目的

評価実験では、本フレームワークを応用した GAN で生成した画像は、フレー

ムワークを応用しない GAN で生成した画像と比べ、ユーザの好み分布により近くなるかどうかを検証する.

4.2.2 実験対象

本実験では,色々な人の好みに対して本研究で提案するフレームワーク有効性を検証するため,性別のバランスをとり,男女各 5 人で合わせて 10 人の被験者を募り実験を行う.

4.2.3 実験環境

第一段階の実験設備は ubuntu16.04 を使用するコンピュータである.すべての操作は日常的なウィンドウ操作である.利用したデータセットは 3.1 で紹介したデータセットである.予想される操作時間は 30 分以内である.

第二段階の実験は Microsoft Surface pro3 にインストールされた Excel2016 を利用する.計算には Excel の数式機能を利用する.

提案フレームワークの訓練は本学の計算サーバ PC Cluster で行われた.使用した GPU は NVIDIA Tesla P100 で,CPU は Intel Xeon Gold 6130 2.1GHz で,メモリは 128GB である.

4.2.4 第一段階

被験者の好み分布をフィッティングするため,被験者の「カワイイ」好みに合致する 64 枚のキャラクタ顔画像を提供してもらう.その 64 枚の画像は被験者が

3.1 節のデータセットから「カワイイ」と思うものを選び出した画像である。被験者が選んだ画像を自分のファイルへドラッグする時の様子を図 4.4 に示す。もし被験者が自分のこだわりキャラクターがいる場合であれば、そのキャラクターの画像を被験者が提供し、前処理を行って実験に用いてもよい。本評価実験では、10 人の被験者のうち 1 名のみがこだわりキャラクターを提供した。



図 4.4:被験者が画像を選ぶ時の様子

4.2.5 第二段階

第二段階は第一段階で得られた 64 枚の画像で訓練したモデルを生成した後に行う。第二段階は本フレームワークを応用したモデルで生成した画像と本フレームワークを応用しないモデルで生成した画像に対して採点を行う。偶然性と被験者の気持ちを考え、採点される画像枚数は二組各 64 枚に決める。

次に採点について説明する。採点は100点満点とする。採点フォームを図4.5に示す。被験者は、各セルに対応する位置にある画像の評点を入力する。採点する画像は3セットあり、1セット2組の画像群からなり、一組には64枚の画像がある。被験者に同時に1セットの画像を見せる。その1セットの2組の画像はそれぞれ同じタイプのGANに本フレームワークを応用したモデルで生成した画像（以下、実験組）と本フレームワークを応用しないモデルで生成した画像（以下、対比組）である。統計上の便利さのため、実験中は左が対比組で右が実験組で実験を行った。そして、有効性を保証するため、被験者にはどの組の画像がフレームワークを応用したものか知らせないこととする。このように3セットの画像に対して採点を行う。採点の基準は被験者の「カワイイ」好みをもとに「百点満点の場合にはこのキャラクターの『カワイサ』は何点に該当するか」を判断し採点を行う。被験者を焦らせないため、採点の時間制限は設けない。なお、各被験者が評価した対比組は同じものである。被験者が採点を行う様子を図4.6に示す。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
1																				
2																				
3																				
4																				
5																				
6																				
7									0										0	
8									#DIV/0!										#DIV/0!	
9																				
10																				

図 4.5:採点フォーム (1セット)

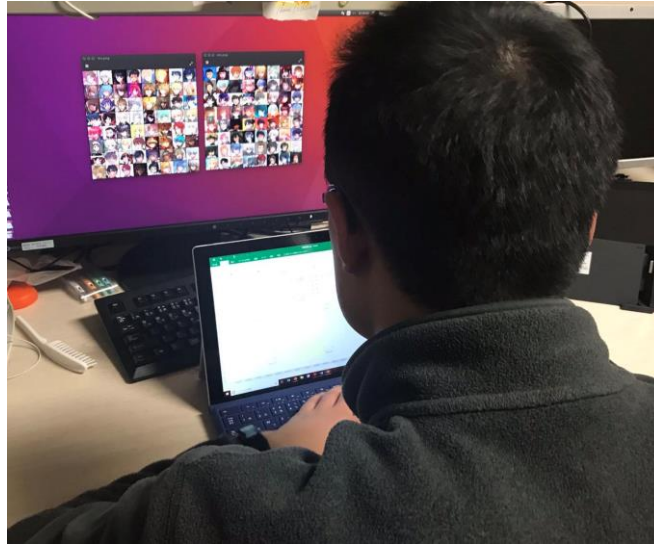


図 4.6:被験者が採点を行う様子

4.2.6 評価方法

まず被験者の採点結果に基づき平均点を計算する.そして実験組の平均点が対比組の平均点と比べ、どれくらい良くなったのかを判断するために平均点の増加率を計算する.増加率の計算方法を式(2)に示す.その増加率に基づいて本研究で提案したフレームワークはユーザの「カワイイ」審美に対する認知を深めることができるかどうかを判断する.それに,データのばらつきを表すために標準偏差を計算する.

$$\text{増加率} = \frac{\text{実験組平均点} - \text{対比組平均点}}{\text{対比組平均点}} \times 100\% \quad (2)$$

4.3 評価実験の結果

4.3.1 生成事例

評価実験での採点対象の画像は、300epoch で生成した画像である.図 4.7 は被

験者 1 の好みを表す 64 枚の画像を示し,図 4.8~4.10 は被験者 1 の生成事例を示

す.各図において,(a)は対比組であり、(b)は実験組である.

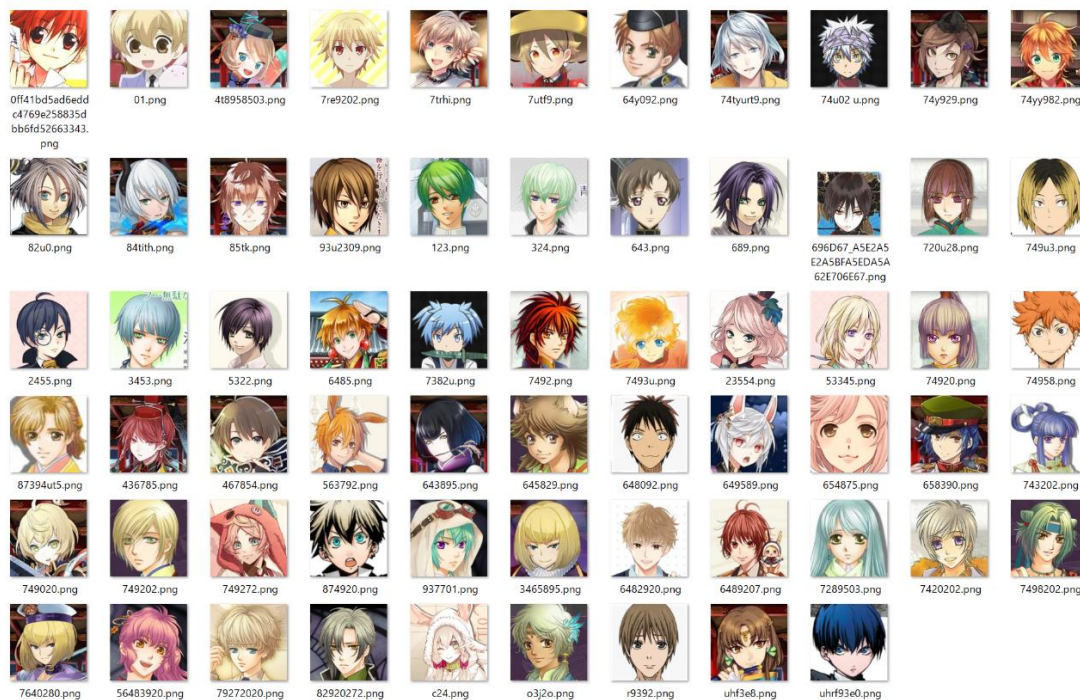


図 4.7:被験者の好みを表す 64 枚の画像 (被験者 1,女性)



(a)

(b)

図 4.8:DRAGAN 生成事例 (被験者 1,女性)

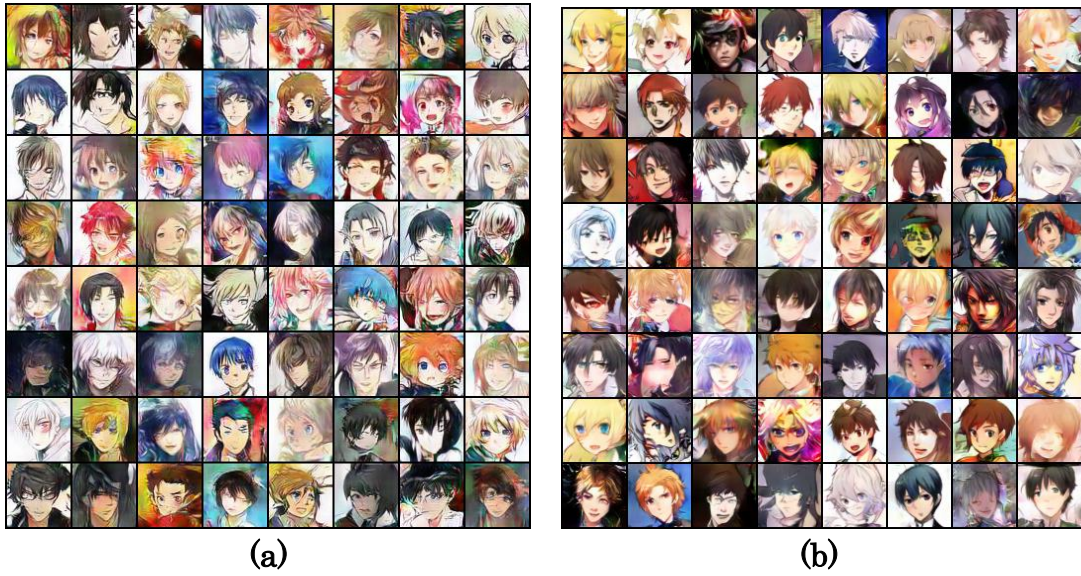


図 4.9:LSGAN 生成事例 (被験者 1,女性)

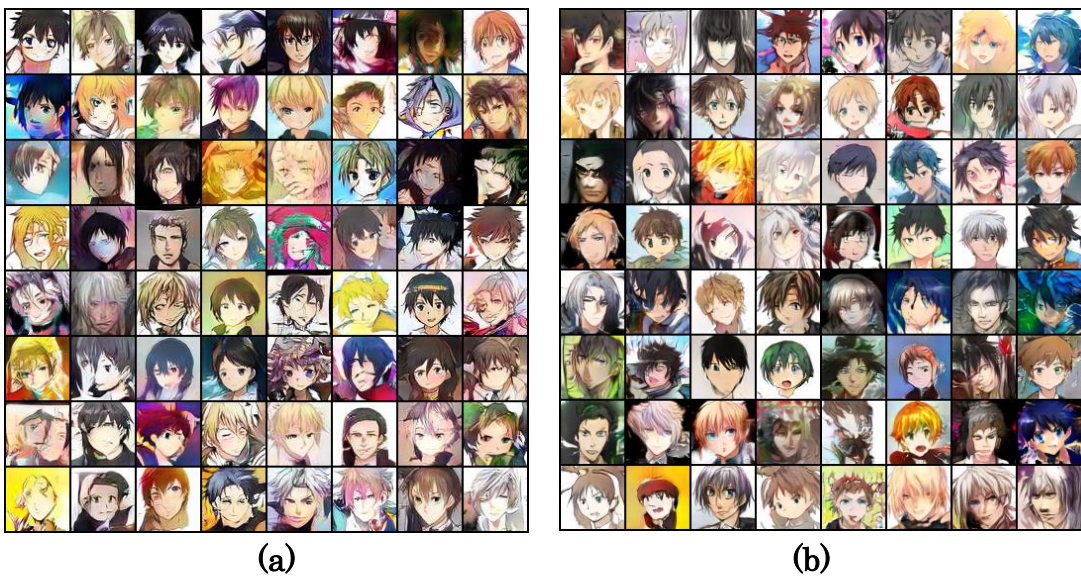


図 4.10:WGAN-GP 生成事例 (被験者 1,女性)

被験者 1 のコメントによると,実験組の画像は対比組のものよりかわいい顔の数が多く,かつ、実験組の画像の方が質がよい、とあった。

残りの被験者の生成事例は付録に添付する.なお、全ての被験者の対比組は共

通なので省略する.

4.3.2 データ分析と考察

評価実験に参加した被験者 10 名の性別分布を表 4.2 に示す.実験結果のデータを表 4.3~4.5 に示す.表の第一列には各行のデータの意味を示している.オレンジ色の枠は女性被験者を表し,青い色の枠は男性被験者を表す.各 GAN の生成結果に対する採点の標準偏差は図 4.11~4.13 の棒グラフに示す.棒グラフの縦軸は標準偏差値を表し,横軸は各項目を表す.図 4.14 と 4.15 に男女各一人の棒グラフを示し,残りは付録に添付する.棒グラフの縦軸は平均点を表し,横軸は各項目を表す.

具体的な採点結果——各被験者の採点フォームは付録に添付する.

DRAGAN と LSGAN に本研究のフレームワークを適用した結果,実験組が対比組より良い結果が得られた. DRAGAN に適用した後の平均増加率は 20.00% で, LSGAN に適用した後の平均増加率は 33.66%である.それに, DRAGAN と LSGAN は増加率がマイナスになるケースがない.いっぽう, WGAN-GP に適用した結果の中には, 実験組が対比組より悪くなった場合が見受けられる.増加率がマイナスである場合の割合は 1/10 である.また, WGAN-GP の平均増加率が DRAGAN と LSGAN と比べると低く,11.67%しかない. WGAN-GP の最大増加率は 60.80%, DRAGAN の 51.32%と LSGAN62.11%と比較しても、ほぼ変わら

ない.しかし, WGAN-GP の最小増加率は-25.48%, DRAGAN の 0.70%と LSGAN12.46%と比べると極めて低い.各 GAN の増加率の標準偏差から見ると,DRAGAN は 0.15, LSGAN は 0.14, WGAN-GP は二つより大きくなり,0.21である.すなわち, DRAGAN と LSGAN にフレームワークを適応した結果として,良い結果が得られ,各被験者の増加率も偏差が小さいため,本フレームワークは有効だと考える. WGAN-GP にフレームワークを適応した結果として,他の二つの GAN ほど安定ではなく,マイナスの増加率(点数が減少している場合)があるが,平均増加率は正数であり,増加している場合の数量は減少している場合の数量の 8 倍となり(一人は増加率が 0%),全体的に見るとよくなっているといえる.

	男性	女性	合計
合計	5	5	10

表 4.2: 被験者 10 名の性別分布

被験者番号	1	2	3	4	5
dra対比組平均点	55.08	34.84	14.84	23.75	42.73
dra実験組平均点	67.27	43.81	16.25	35.94	46.02
増加率	22.13%	25.74%	9.47%	51.32%	7.68%
被験者番号	6	7	8	9	10
dra対比組平均点	32.58	45.08	73.67	23.94	38.13
dra実験組平均点	38.05	61.67	74.19	30.09	39.53
増加率	16.79%	36.81%	0.70%	25.72%	3.69%

表 4.3: DRAGAN の実験結果

被験者番号	1	2	3	4	5
ls対比組平均点	46.25	51.70	8.75	24.22	34.98
ls実験組平均点	65.47	66.02	9.84	36.33	45.70
増加率	41.55%	27.68%	12.46%	50.00%	30.64%
被験者番号	6	7	8	9	10
ls対比組平均点	30.70	51.50	55.97	25.81	30.08
ls実験組平均点	42.34	61.27	69.45	41.84	39.45
増加率	37.91%	18.96%	24.09%	62.11%	31.17%

表 4.4:LSGAN の実験結果

被験者番号	1	2	3	4	5
wgp対比組平均点	50.00	52.41	5.00	25.31	33.14
wgp実験組平均点	64.84	54.03	5.16	40.70	34.63
増加率	29.69%	3.10%	3.13%	60.80%	4.48%
被験者番号	6	7	8	9	10
wgp対比組平均点	26.25	54.61	58.33	36.73	30.47
wgp実験組平均点	31.17	59.00	66.63	27.38	30.47
増加率	18.75%	8.04%	14.22%	-25.48%	0.00%

表 4.5:WGAN-GP の実験結果

各 GAN の生成画像に対する採点の標準偏差から見ると、DRAGAN の個別の
 場合は異常に高くなった（割合 3/30）が、全体的に見ると特に変わらない場合や、
 偏差が少なくなった場合の方がかなり多いので、本フレームワークは GAN の生
 成の安定性には悪い影響がほぼないと分かった。

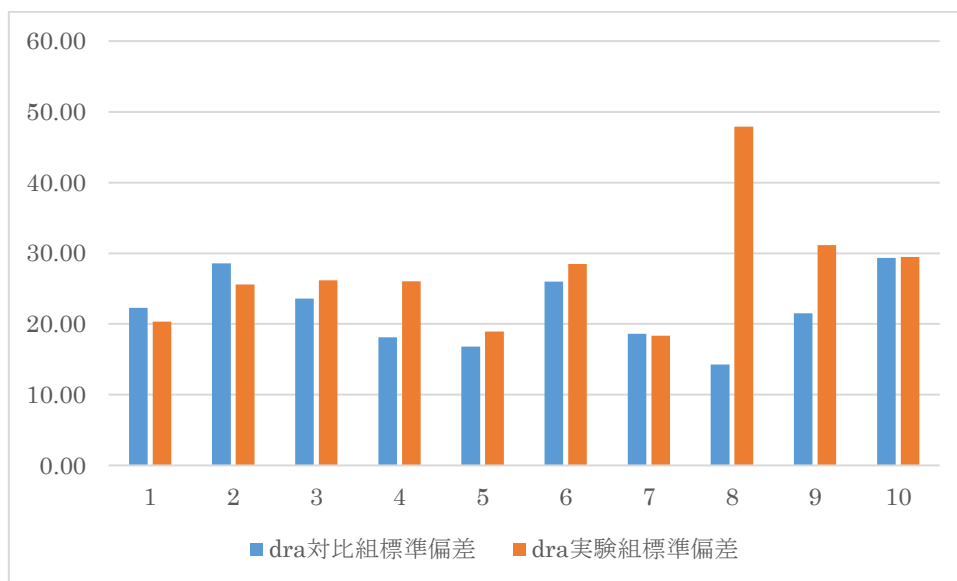


図 4.11: DRAGAN の生成画像に対する採点の標準偏差

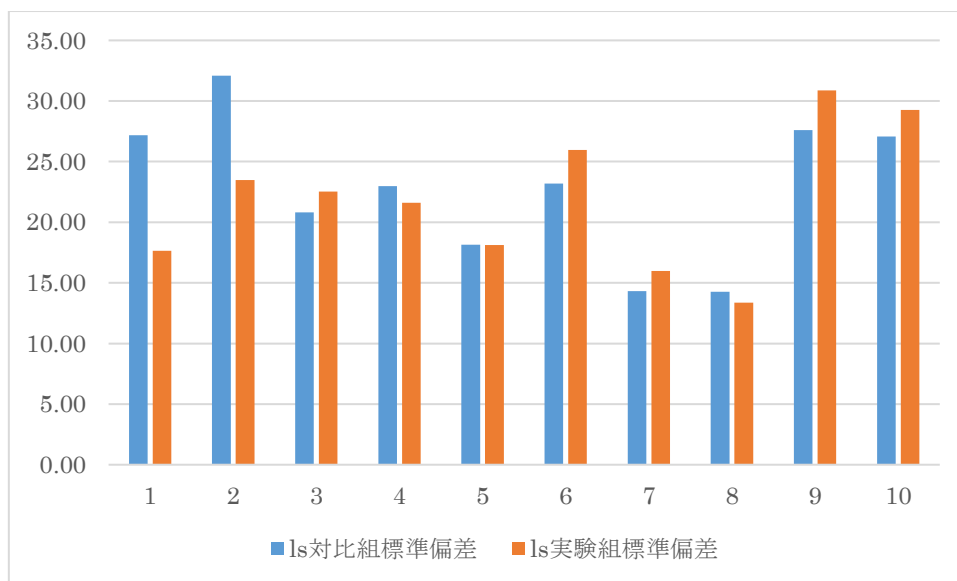


図 4.12: LSGAN の生成画像に対する採点の標準偏差

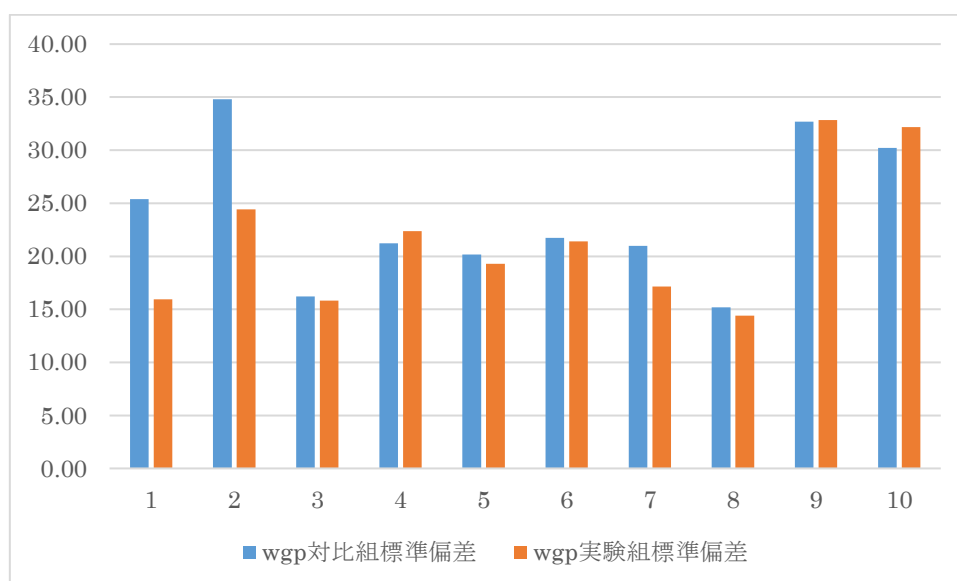


図 4.13: WGAN-GP の生成画像に対する採点の標準偏差

ここで被験者 1 の結果に注目する.被験者 1 は他の被験者と違い, 被験者 1 が提供した好みを表す 64 枚の画像はデータセットから選んだものではなく,何時間もかけ自分のこだわりのキャラクターの画像を集めたものである.被験者の採点結果から見ると,どの増加率も平均増加率より安定かつ顕著に高くなった.採点の点数から見ると,対比組は 50 点前後で,提案フレームワークを適用した実験組は 65 点上下になった.それに対して被験者 4 の増加率は高いが,採点の点数が低い.被験者 8 は採点の点数が高いが,増加率は顕著ではない.したがって,ユーザが選んだ 64 枚の画像は提案フレームワークに強く影響し,その 64 枚の画像の精度が良ければ,良い生成結果が得られると考える.

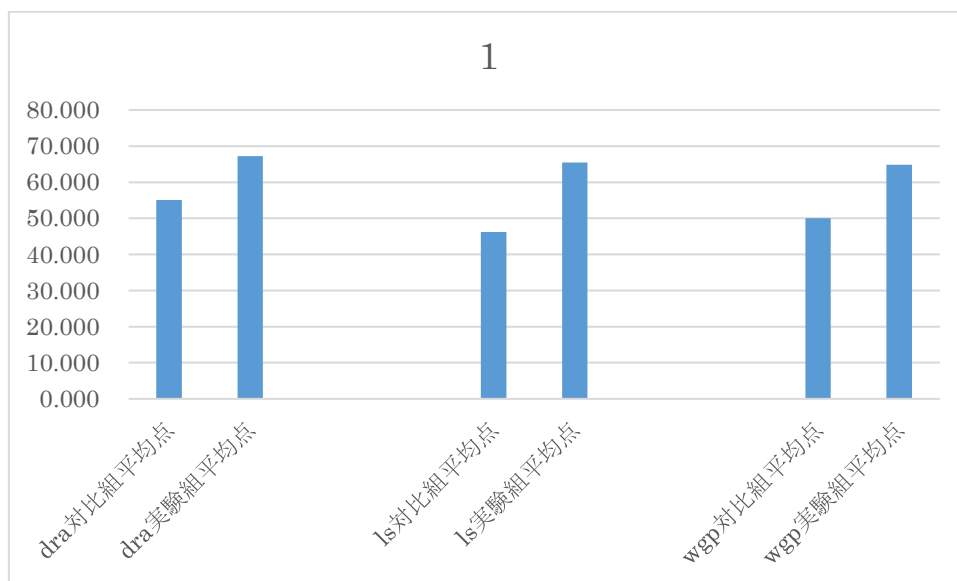


図 4.14:実験結果 (被験者 1,女性)

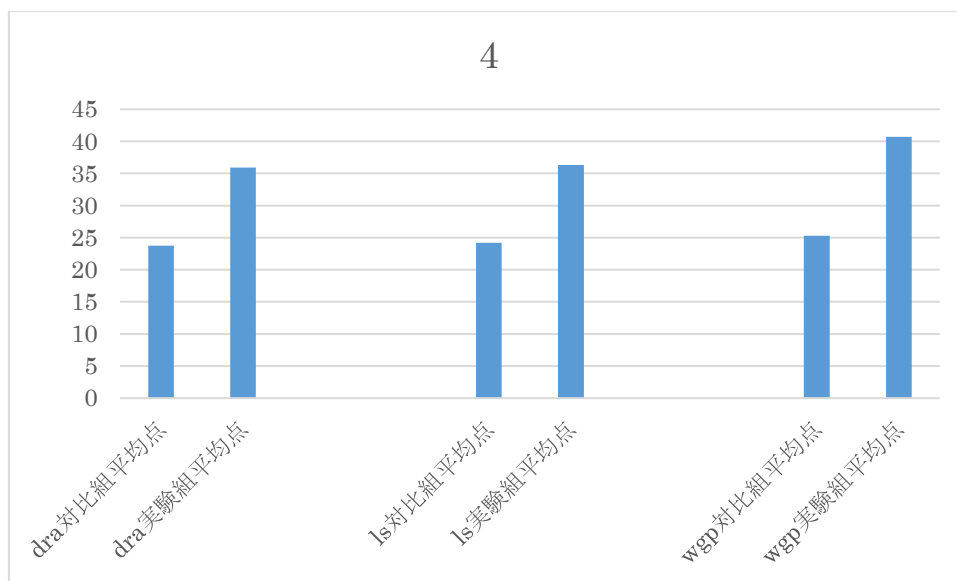


図 4.15:実験結果 (被験者 4,男性)

最後に性別の視点から考察を行う.表 4.6 に性別に分けた平均点を示す.第一列は各行のデータの意味を示す.女性の採点の平均点数は少なくとも男性より 10 点上がったことが分かった.その理由として,男性は男性キャラクタに対して女

性ほど「カワイサ」を感知していなく、男性の「カワイイ」男性キャラクタに対する興味は女性より少ないと考える。

性別	男性	女性
dra対比組平均点	28.02	48.91
dra実験組平均点	34.42	54.94
ls対比組平均点	29.09	42.90
ls実験組平均点	39.95	55.60
wgp対比組平均点	30.52	43.93
wgp実験組平均点	32.38	50.42

表 4.6:性別に分けた平均点

第5章 おわりに

5.1 結論

本研究は従来のタグ法ではなく、キャラクターの顔の全体のイメージに注目し、ユーザが提供した少量データでユーザの「カワイイ」好みに生成結果をフィッティングする GAN に適用するフレームワークを提案した。このフレームワークは既存の多種類の GAN フレームワークに、新たな Discriminator——Evaluator(略して E)を追加した。E は D の中間層特徴を利用し訓練を行う。そのおかげで少量のデータを通し訓練した本フレームワークを利用した GAN は、本フレームワークを利用する前の GAN より生成した画像がユーザの好みに近づいた。

本研究では、典型的な三つのタイプ、DRAGAN・LSGAN・WGAN-GP に対して実験と検証を行った。

4.3.2 の分析と考察から、以下の結論ができた。

1. 本フレームワークは有効であり、本フレームワークを適用した GAN の生成結果はユーザの好みにフィッティングしている。
2. 本フレームワークは GAN の生成の安定性に対して悪い影響がない。
3. ユーザの好みを表す 64 枚の画像はフィッティングの効果に強く影響する。
ユーザがこの 64 枚の画像のキャラクターに対するこだわり程度が高い方が

フィッティングの効果がより良い。

4. 男性は「カワイイ」男性キャラクターに対する興味は女性より少ない。

5.2 リミテーション・将来性

5.2.1 解像度

本研究の目的はユーザの「カワイイ」に対する好みに近づくであるため、解像度をよくするための工夫はしていない。現在解像度の高い画像が生成できるGAN や改善方法がたくさんあるため(例えば pix2pixHD [31]),それら方法を応用すればより高い解像度の画像が得られると考えられる。

5.2.2 データセット

本実験で使用したデータセットは筆者がインターネット上で集めたものであり、可能な限りクリーニングを行ったが時間の制限もあるため、特別に質の良いデータセットとは言えない。もし参考文献[10]のようにきれいなデータセット(顔の位置が揃い、キャラクターの特徴以外のノイズが少ないもの)であれば、生成したキャラクターの顔画像も綺麗になり、実験結果もより明確になるといえる。

5.2.3 GAN の安定性

本研究の実験には典型的な GAN の三つのタイプを応用したが、一番典型的な GAN——GANs には実験を行っていない。GANs の結果はほぼ崩れたものだからである。図 5.1 に GANs の結果を示す。つまり、本研究で提案したフレームワーク

には GAN をより安定させる能力はないということである。これも今後の一つの課題である。

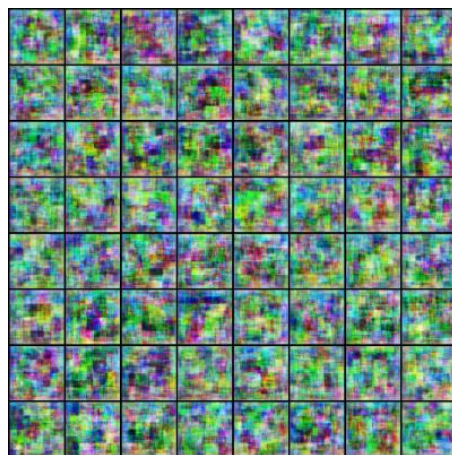


図 5.1:GANs の生成結果

5.2.4 汎用性

本研究では,ユーザから「カワイイ」キャラクタの顔画像を提供してもらい,ユーザの「カワイイ」に対する好みの認知を行った。もし「かっこいい」「気持ち悪い」というような感性語に基づきキャラクタの顔画像を提供してもらうなら,ユーザの相応の感性語に対する好みの認知が行えると考ええる。

参考文献

- [1] “アニメーション - Wikipedia,” [オンライン]. Available: <https://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%82%A2%E3%83%8B%E3%83%A1%E3%83%BC%E3%82%B7%E3%83%A7%E3%83%B3>.
- [2] 増田弘道, 数土直志, 陸川和男, 伊藤直史, 森祐治, 亀山泰夫, “アニメ産業レポート 2018 サマリー版,” 一般社団法人日本動画協会, 2018.12.
- [3] “イラスト コミュニケーションサービス[pixiv(ピクシブ)],” ピクシブ株式会社, [オンライン]. Available: <https://www.pixiv.net/>.
- [4] “ニコニコ静画,” 株式会社ドワンゴ, [オンライン]. Available: <http://seiga.nicovideo.jp/>.
- [5] “事業案内 | ピクシブ株式会社,” [オンライン]. Available: <https://www.pixiv.co.jp/service/>.
- [6] 王红, “动画角色视觉形象研究,” 武漢理工大学修士論文, 2006.
- [7] 石井照久, 川遺聡子, 今野大樹, 松本勇紀, 目黒耕平, 立花希一, 望月一枝, “ジェンダーからみたマンガ,” ANNUAL RESEARCH REPORT ON GENERAL EDUCATION AKITA UNIVERSITY, 2011.
- [8] 郭金玲, “动漫角色性格特征在影视中的体现,” *现代装饰(理论)*, p. 100, 2013.11.
- [9] 徐帆, “日本热血类动漫角色设计研究,” 湖南工業大学修士論文, 2015.

- [10] 古賀令子, “「かわいいメンズ」の時代? : ファッション誌から読む,” *連続講座 第3期 装う/奏でる/話す: ジェンダーを演じる*, 第 01, pp. 1-30, 2011.
- [11] “可愛い - Wikipedia,” [オンライン]. Available: <https://ja.wikipedia.org/wiki/%E5%8F%AF%E6%84%9B%E3%81%84>.
- [12] 株式会社 三省堂、三省堂 Web Dictionary, “かわいいとは - かわいいの読み方 Weblio 辞書,” [オンライン]. Available: <https://www.weblio.jp/content/%E3%81%8B%E3%82%8F%E3%81%84%E3%81%84>.
- [13] 大倉典子, “「かわいい」の系統的研究,” 著: *第3回横幹連合コンファレンス*, 東北大学 片平さくらホール, 2009.
- [14] 大倉典子, “感性価値としての「かわいい」,” *横幹*, 第 卷 9, 第 1, pp. 14-19, 2015.
- [15] I. J. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, Y. Bengio, “Generative adversarial nets.,” *In Advances in neural information processing systems*, pp. 2672-2680, 2014.
- [16] T. Salimans, I. Goodfellow, W. Zaremba, V. Cheung, A. Radford, X. Chen, “Improved techniques for training gans.,” *In Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 2234-2242, 2016.
- [17] D. L. Way, C. K. Juan, W. K. Tai, C. C. Chang, “A realistic style facial comic generation,” *International J. ICIC*, 第 卷 9, 第 10, pp. 4205-4214, 2013.

- [18] Y. Zhang, W. Dong, O. Deussen, F. Huang, K. Li , B. G. Hu, “Data-driven face cartoon stylization,” ACM, 2014.
- [19] tdrussell, “ IllustrationGAN, ” 2016. [オンライン]. Available: <https://github.com/tdrussell/IllustrationGAN>.
- [20] jayleicn, “ AnimeGAN, ” 2017. [オンライン]. Available: <https://github.com/jayleicn/animeGAN>.
- [21] N. Kodali, J. Abernethy, J. Hays , Z. Kira, “How to Train Your DRAGAN,” arXiv preprint arXiv:1705.07215,, 2017.
- [22] Y. Jin, J. Zhang, M. Li, Y. Tian, H. Zhu , Z. Fang, “Towards the Automatic Anime Characters Creation with Generative Adversarial Networks.,” arXiv preprint arXiv:1708.05509., 2017.
- [23] Hiroshiba, “Girl Friend Factory - 機械学習で彼女を創る - - Qiita,” 2016. [オンライン]. Available: <https://qiita.com/Hiroshiba/items/d5749d8896613e6f0b48>.
- [24] Hiroshiba, “ Girl Friend Factory, ” [オンライン]. Available: https://hiroshiba.github.io/girl_friend_factory/index.html.
- [25] Y. Jin, Aixile, J. Zhang, Y. Tian, M. Li , H. Zhu, “MakeGirlsMoe - Create Anime Characters with A.I.!, ” [オンライン]. Available: <https://make.girls.moe/#/>.
- [26] “Safebooru - Anime picture search engine!,” [オンライン]. Available: <https://safebooru.org/>.

- [27] nagadomi, “lbpcascade_animeface,” 2014. [オンライン]. Available: https://github.com/nagadomi/lbpcascade_animeface.
- [28] X. Mao, Q. Li, H. Xie, R. Y. Lau, Z. Wang , S. Paul Smolley, “Least squares generative adversarial networks.,” *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 2794-2802, 2017.
- [29] I. Gulrajani, F. Ahmed, M. Arjovsky, V. Dumoulin , A. C. Courville, “Improved training of wasserstein gans.,” *In Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 5767-5777, 2017.
- [30] M. Arjovsky, S. Chintala , L. Bottou, “Wasserstein gan,” arXiv preprint arXiv:1701.07875., 2017.
- [31] T. C. Wang, M. Y. Liu, J. Y. Zhu, A. Tao, J. Kautz , B. Catanzaro, “High-resolution image synthesis and semantic manipulation with conditional gans.,” *In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 8798-8807, 2018.

謝辞

ここで、本研究を進めるにあたり、ご助力、ご意見をいただいた皆様の方に対し謝意を述べます。

入学から今まで、主指導教員の宮田一乗教授に多方面の親切な指導を受け、とてもありがたく感じます。特に主テーマ研究に関して、テーマ考案から論文の完成まで休日にもかかわらず助言をいただき、誠に感謝いたします。修士1年目の間研究テーマのヒントや日本での生活や就職に関するたくさんのアドバイスをくださった浦正広助教授（現金沢工業大学講師）に、そして修士2年目になってから色々相談に乗っていただいた謝浩然助教授に心より感謝いたします。

研究計画提案書と中間発表の際にご指摘をくださった副指導教員の吉高淳夫教授、入学はじめの仮配属の時からお世話になった副テーマ指導教員の白井清昭准教授、中間発表で助言と激励をくださった小谷一孔教授、入学前の説明会の中から色々相談させていただいた池田心准教授、こちらの先生たちにも深く感謝を申し上げます。

研究の途中で多くのアドバイスとディスカッションをしていただき、つらい時に励ましてくださった深層学習を用いて画像処理を研究している北京理工大学博士在学の李蘇暢氏にも大変感謝いたします。

また、研究の実験に協力してくださった学生さんの方々、データセットの整理

に手伝ってくださった学生さんの方々にもお礼申し上げます。

そして、この二年間に支え合い、試験や就職活動など色々な困難と一緒に乗り越える李昱氏、劉亜琳氏を含めた宮田研究室 M2 の皆様のおかげで、心強い 2 年を過ごしました。M1 の皆様からもたくさんの力添えをいただきました。特に論文執筆の間、伊勢麻奈美氏は日本語表現の方面から大変重要な助力をいただきました。心より感謝いたします。

改めて、修士課程の期間に支えてくださった方々に感謝を申し上げます。

付録

4.3.1 に載せていない各被験者の生成事例を図 A-1~A-27 に示す.

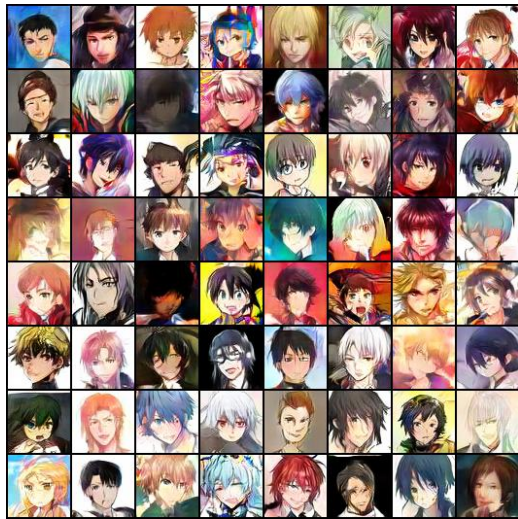


図 A-1:DRAGAN 生成事例 (被験者
2,男性)



図 A-2:LSGAN 生成事例 (被験者 2,
男性)



図 A-3:WGAN-GP 生成事例 (被験者
2,男性)



図 A-4:DRAGAN 生成事例 (被験者
3,男性)

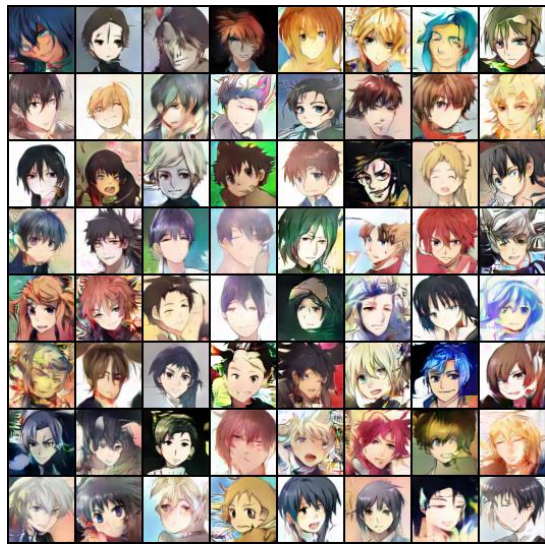


図 A-5:LSGAN 生成事例 (被験者 3, 男性)



図 A-6:WGAN-GP 生成事例 (被験者 3,男性)

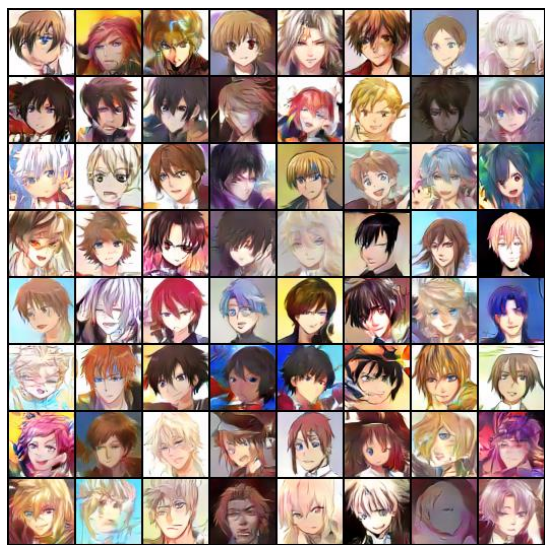


図 A-7:DRAGAN 生成事例 (被験者 4,男性)

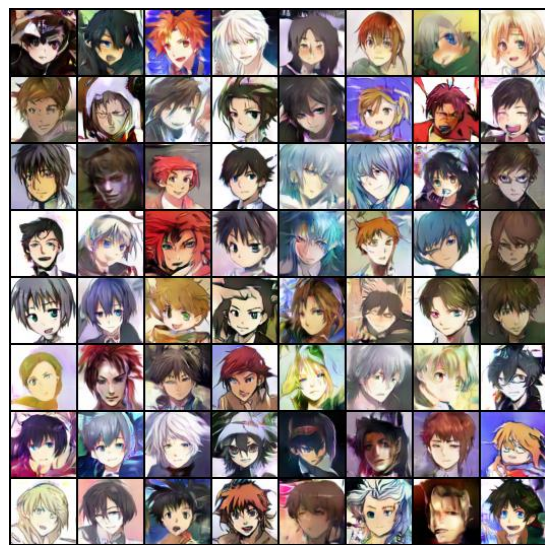


図 A-8:LSGAN 生成事例 (被験者 4, 男性)



図 A-9:WGAN-GP 生成事例 (被験者

4,男性)



図 A-10:DRAGAN 生成事例 (被験者

5,男性)



図 A-11:LSGAN 生成事例 (被験者 5,

男性)

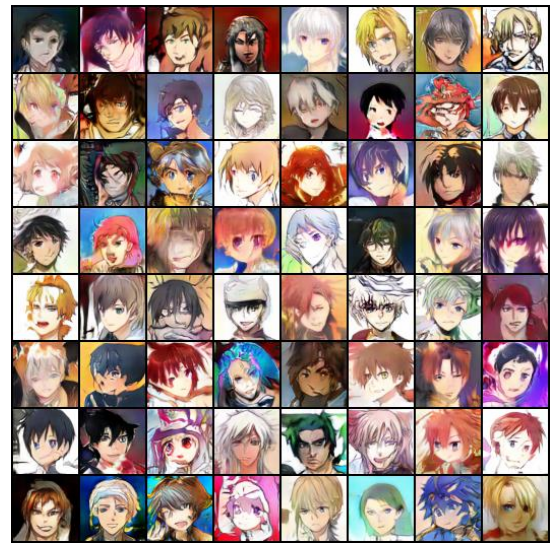


図 A-12:WGAN-GP 生成事例 (被験

者 5,男性)

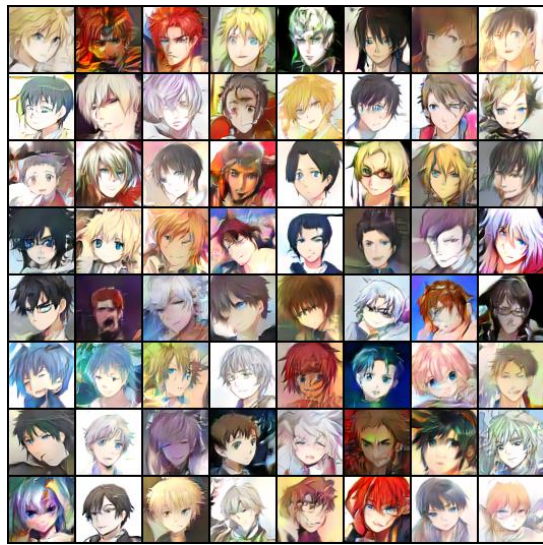


図 A-13:DRAGAN 生成事例 (被験者
6,女性)



図 A-14:LSGAN 生成事例 (被験者 6,
女性)

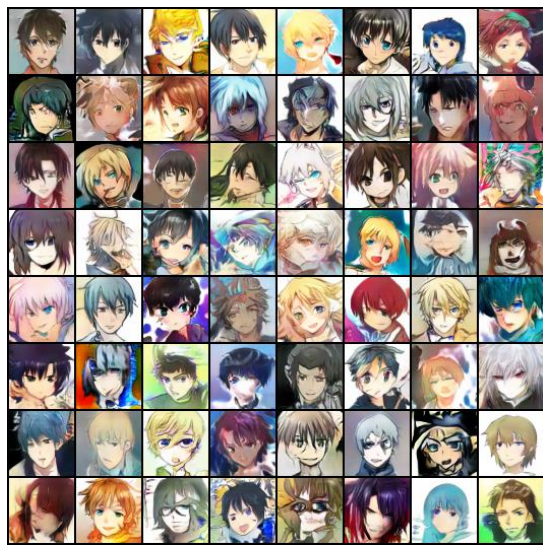


図 A-15:WGAN-GP 生成事例 (被験
者 6,女性)

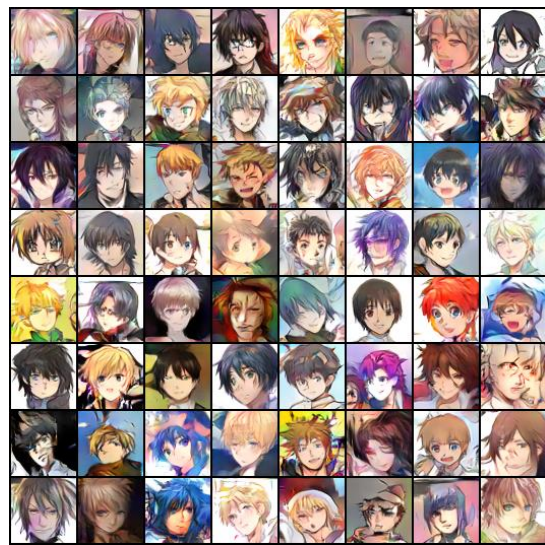


図 A-16:DRAGAN 生成事例 (被験者
7,女性)



図 A-17:LSGAN 生成事例 (被験者 7, 女性)



図 A-18:WGAN-GP 生成事例 (被験者 7,女性)

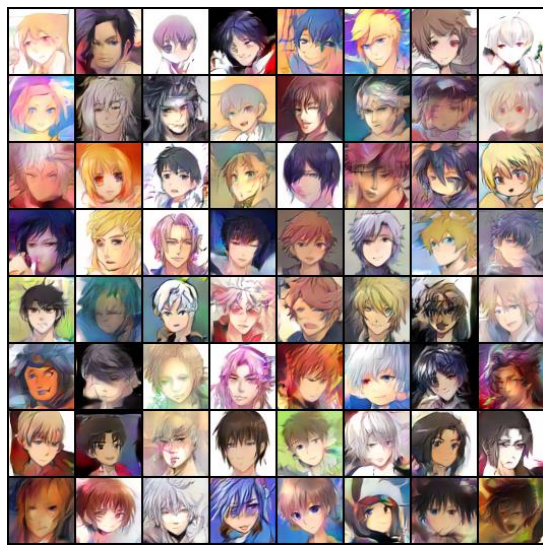


図 A-19:DRAGAN 生成事例 (被験者 8,女性)

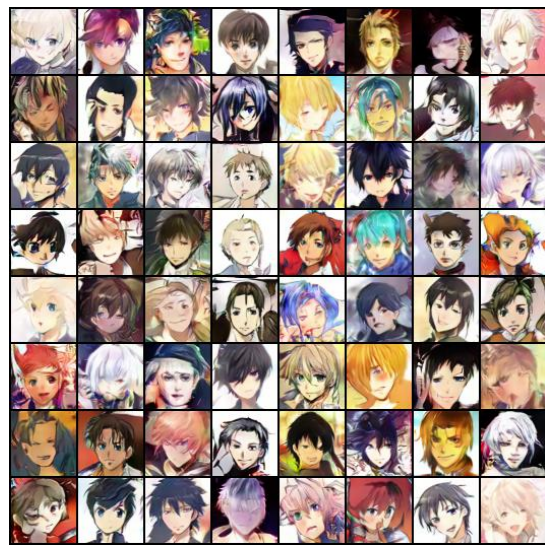


図 A-20:LSGAN 生成事例 (被験者 8, 女性)

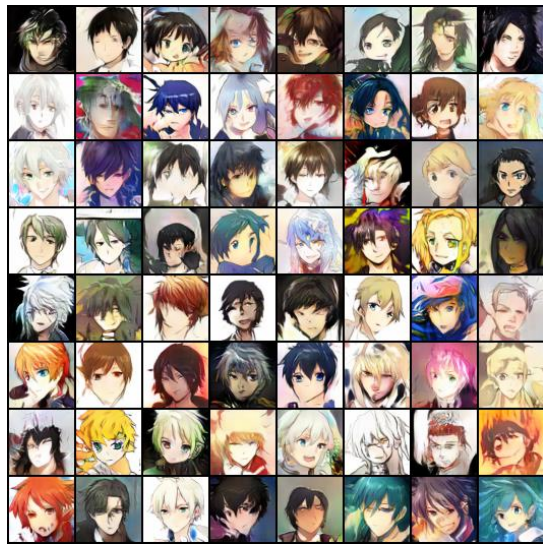


図 A-21:WGAN-GP 生成事例 (被験者 8,女性)



図 A-22:DRAGAN 生成事例 (被験者 9,男性)



図 A-23:LSGAN 生成事例 (被験者 9,男性)

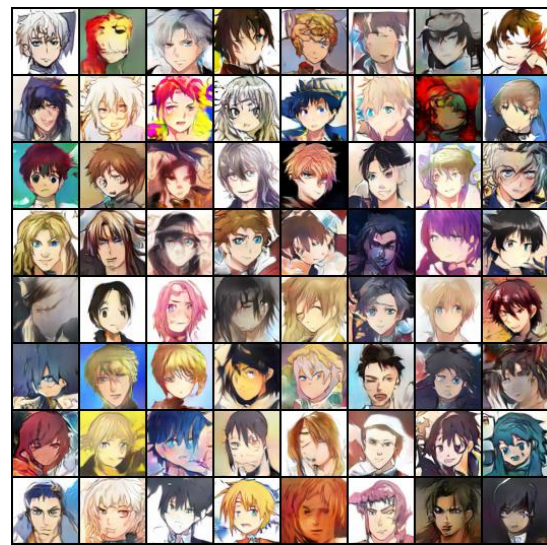


図 A-24:WGAN-GP 生成事例 (被験者 9,男性)

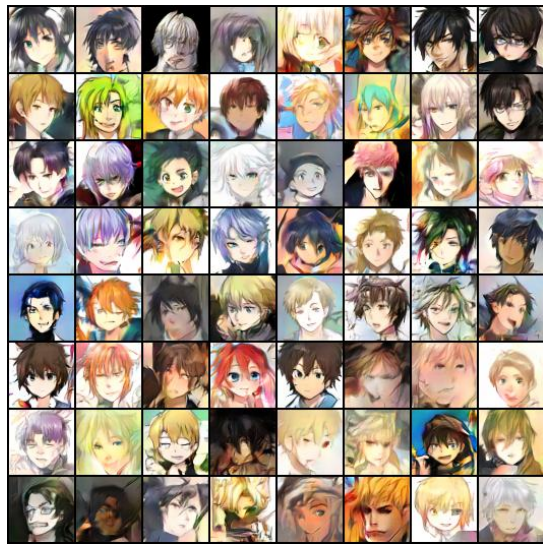


図 A-25:DRAGAN 生成事例 (被験者

10,女性)



図 A-26:LSGAN 生成事例 (被験者

10,女性)

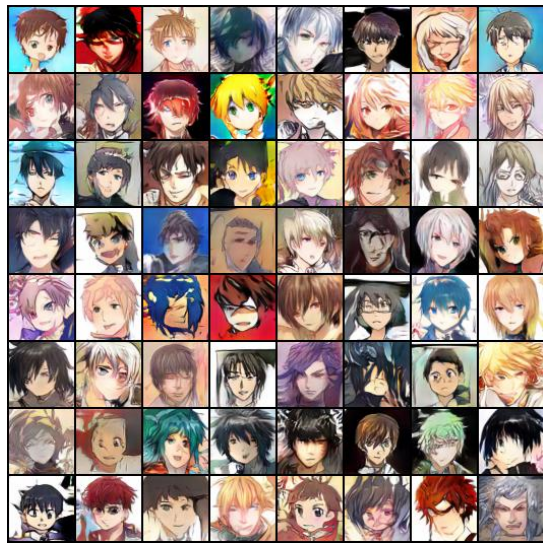


図 A-27:WGAN-GP 生成事例 (被験

者 10,女性)

4.3.2 に載せていない各被験者採点フォームを図 A-28~A-57 に示す.全ての図

に対して,左は対比組の採点で,右は実験組の採点である.

65	60	70	75	60	0	70	70	60	75	80	65	55	90	80	55
75	85	60	65	60	60	65	0	50	60	65	0	60	75	75	55
0	50	45	65	60	45	70	40	65	85	0	60	50	75	60	60
80	60	70	0	0	85	70	75	65	75	75	75	70	75	70	65
75	60	60	40	70	50	60	65	75	60	70	60	65	70	60	80
50	75	60	60	70	55	60	45	85	85	85	80	85	60	90	85
0	0	50	75	75	30	65	65	85	85	90	70	80	85	85	0
70	50	55	45	65	40	75	55	65	65	75	60	0	85	80	75

図 A-28:DRAGAN 採点フォーム (被験者 1,女性)

55	0	40	0	0	0	65	75	75	85	60	70	55	75	65	65
0	0	75	60	65	0	75	55	65	50	75	75	80	85	80	70
50	75	70	0	0	45	55	75	70	50	55	75	90	50	55	75
0	60	60	55	0	55	0	40	60	65	70	85	55	40	75	0
70	65	65	45	75	0	50	70	0	75	55	60	65	80	60	70
0	50	60	70	45	50	80	65	65	0	85	85	70	75	65	70
55	60	65	40	65	55	65	75	75	70	80	70	75	60	75	65
60	50	70	65	55	50	0	65	65	65	55	65	75	75	65	75

図 A-29:LSGAN 採点フォーム (被験者 1,女性)

70	50	70	0	55	0	0	75
50	50	70	60	75	65	0	55
0	55	60	0	0	70	50	50
65	50	55	85	0	70	60	65
0	55	65	70	50	65	70	50
55	50	60	80	70	0	65	50
0	0	65	65	75	55	75	60
50	55	60	60	50	60	70	65
60	50	75	65	95	60	75	75
75	65	60	65	95	65	65	80
50	75	0	60	55	60	60	75
60	70	65	60	0	65	60	70
60	55	60	65	65	55	60	60
85	70	65	80	75	60	60	85
50	85	90	55	45	85	55	70
70	60	75	75	55	80	65	65

図 A-30: WGAN-GP 採点フォーム (被験者 1,女性)

30	20	20	90	60	0	30	30
0	20	30	40	20	30	30	0
0	0	40	90	40	20	45	20
0	50	75	0	0	80	85	85
0	30	30	30	35	20	48	88
70	90	0	90	0	45	30	0
0	0	38	49	30	20	0	50
35	42	65	0	40	40	90	45
30	40	85	30	45	0	78	30
20	45	0	35	50	50	80	60
40	48	30	35	85	75	50	85
0	0	80	20	60	70	30	30
30	58	0	75	0	30	30	45
0	69	30	0	30	45	30	35
30	78	80	90	20	58	45	40
45	60	80	80	40	30	75	30

図 A-31: DRAGAN 採点フォーム (被験者 2,男性)

40	0	45	50	0	60	80	90
65	0	68	55	90	0	85	90
45	80	90	70	70	0	60	90
0	60	0	50	50	75	0	0
85	45	0	55	70	0	60	88
0	45	50	90	50	50	90	88
80	45	0	50	80	80	75	95
60	60	70	50	85	55	0	0
85	85	0	60	85	75	40	80
70	60	30	90	85	70	90	70
0	80	75	50	85	50	50	75
60	75	80	45	85	40	80	0
65	80	90	85	70	50	80	50
60	85	90	60	30	40	70	80
45	60	0	80	80	80	90	90
50	65	80	90	90	85	80	70

図 A-32: LSGAN 採点フォーム (被験者 2,男性)

90	50	85	0	55	0	0	90	50	80	50	55	0	0	70	
70	55	90	50	90	80	70	60	60	85	50	40	60	50	80	50
75	45	0	40	0	88	45	0	65	70	40	50	40	30	75	50
90	45	50	90	0	85	55	80	85	0	40	65	40	80	80	85
0	40	60	85	0	60	88	0	85	70	60	75	85	70	75	40
0	0	90	90	88	0	85	85	80	65	50	80	40	40	70	58
0	0	70	80	80	50	90	80	40	75	85	0	40	55	0	50
0	50	0	75	50	60	90	85	50	90	50	0	40	65	50	0

図 A-33: WGAN-GP 採点フォーム (被験者 2,男性)

20	0	10	60	0	0	0	0	30	20	0	0	0	20	0	30
0	30	0	0	0	0	10	0	0	60	0	30	20	10	0	0
0	0	0	20	0	0	30	0	0	0	0	60	0	0	0	0
80	10	50	0	0	80	20	20	0	0	0	60	0	0	60	60
60	0	0	0	0	0	10	20	0	0	0	0	0	0	0	0
0	20	10	50	0	20	10	0	60	0	0	0	0	60	0	0
0	0	0	0	60	0	0	60	0	0	60	0	80	0	10	0
0	0	50	0	70	0	70	0	0	30	50	0	60	80	0	90

図 A-34: DRAGAN 採点フォーム (被験者 3,男性)

0	0	0	0	0	0	0	60	0	60	0	0	0	0	0	70
0	0	0	0	50	0	70	0	0	0	0	10	0	0	0	0
0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	60	60
0	0	0	0	0	0	0	0	80	0	50	0	0	0	30	10
80	0	0	0	0	0	0	10	0	90	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	60	0	0	0	0	0	0	0	0	20
0	0	0	0	0	60	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	60	0	50	0	0	0	60	0	0	0	0	0	0	0

図 A-35: LSGAN 採点フォーム (被験者 3,男性)

65	35	45	5	15	5	0	25	55	35	55	5	55	55	50	55
45	15	35	15	35	45	5	20	60	25	45	10	65	0	40	50
25	5	10	10	0	55	5	0	0	45	55	45	65	65	65	50
55	5	15	55	0	65	15	45	35	30	60	45	70	0	50	75
5	5	5	55	5	60	55	5	45	60	5	20	15	55	60	70
35	10	65	60	45	5	65	5	5	60	65	45	55	55	35	10
0	20	45	25	25	10	60	10	55	65	55	65	40	5	5	15
5	10	20	15	20	20	50	25	65	40	0	15	30	25	50	0

図 A-39: WGAN-GP 採点フォーム (被験者 4,男性)

60	65	65	70	75	55	30	40	45	65	85	55	75	25	30	35
30	80	40	30	50	45	65	20	25	55	25	25	35	40	50	65
10	20	60	55	45	55	45	30	25	60	35	10	30	50	35	15
60	40	70	30	20	40	50	55	55	65	45	25	30	65	35	75
35	65	30	20	40	30	60	45	80	50	60	60	65	35	65	20
35	45	35	45	55	60	35	20	35	15	15	65	70	40	70	60
20	25	35	40	25	20	35	45	25	55	50	35	75	35	25	70
30	75	35	10	35	45	65	35	45	45	45	55	55	45	15	75

図 A-40: DRAGAN 採点フォーム (被験者 5,男性)

25	10	25	10	55	20	55	80	35	40	30	40	65	5	45	35
10	10	55	25	35	30	50	55	15	70	40	60	75	15	55	25
10	25	45	10	45	35	30	45	60	40	50	75	20	60	65	45
15	10	35	45	65	45	30	40	30	50	60	80	10	45	65	35
30	10	10	35	25	35	25	65	25	65	75	55	15	65	70	35
10	15	25	40	50	65	35	35	15	45	25	65	15	35	45	45
55	15	30	25	60	50	45	75	55	45	40	35	55	45	45	55
65	25	25	30	60	45	25	19	65	65	60	30	65	40	45	45

図 A-41: LSGAN 採点フォーム (被験者 5,男性)

70	55	30	15	45	30	5	50	35	15	25	15	85	40	45	15
10	45	25	35	35	25	35	55	35	25	35	25	45	25	25	45
5	35	10	25	15	55	10	0	15	10	40	30	76	15	15	30
35	45	15	70	10	35	5	15	10	35	10	15	35	40	85	15
45	20	20	60	15	40	80	25	10	65	20	40	45	50	45	25
55	20	40	80	40	15	65	15	5	25	35	25	25	60	65	35
35	10	25	65	35	30	46	45	25	25	20	45	15	65	70	25
10	5	15	35	45	25	75	35	20	75	30	30	60	30	40	55

図 A-42: WGAN-GP 採点フォーム (被験者 5,男性)

10	15	40	80	60	5	45	30	80	5	5	10	10	5	60	40
10	80	5	10	5	20	40	5	75	5	5	10	80	10	30	80
10	5	5	30	5	10	60	20	80	40	80	5	50	10	20	20
90	50	60	30	5	20	50	50	80	90	50	20	30	10	5	20
70	60	55	5	80	20	30	30	60	20	60	60	80	20	5	5
60	85	5	10	60	10	60	5	60	30	5	60	5	20	80	50
65	5	10	10	70	5	20	30	60	50	40	50	95	5	10	60
40	15	30	5	60	5	70	40	65	40	75	5	20	20	30	70

図 A-43: DRAGAN 採点フォーム (被験者 6,女性)

5	5	10	20	30	20	50	60	80	65	30	75	60	40	50	70
30	5	70	60	60	10	60	60	50	50	90	60	55	10	30	20
10	75	80	75	50	40	60	20	40	65	10	30	90	5	20	10
5	10	30	5	40	30	30	5	75	10	10	70	80	10	50	5
60	10	40	10	10	20	20	40	30	5	30	40	65	10	40	60
5	20	5	10	5	50	80	40	40	5	60	50	80	30	10	60
30	20	5	5	20	30	60	70	20	90	10	40	70	10	30	50
60	30	10	10	10	20	20	20	5	70	50	10	65	30	50	80

図 A-44: LSGAN 採点フォーム (被験者 6,女性)

70	10	30	5	20	30	5	50	30	40	30	15	75	45	20	65
5	10	40	5	70	55	10	40	20	50	30	10	10	20	10	5
10	5	5	5	50	60	20	5	60	40	20	10	20	30	50	30
15	20	10	40	5	50	10	50	40	5	60	5	5	30	5	5
5	5	30	30	5	20	80	5	50	10	55	20	80	40	15	20
10	30	50	30	60	5	85	30	60	10	40	10	75	40	5	35
5	20	30	40	50	5	60	20	40	10	65	40	60	10	10	40
10	10	10	10	30	5	50	30	5	60	40	50	5	10	65	30

図 A-45: WGAN-GP 採点フォーム (被験者 6,女性)

40	55	35	70	60	50	50	45	45	45	55	56	45	55	55	85
35	40	35	24	25	25	24	24	55	65	65	65	45	55	65	75
15	35	45	50	55	15	85	50	55	25	45	55	45	95	95	45
45	24	55	45	35	45	75	55	65	35	75	95	55	55	90	85
50	45	35	45	45	43	55	75	65	45	75	35	54	65	85	80
40	55	35	85	43	34	80	25	55	85	65	85	95	55	45	55
35	35	75	56	35	12	45	45	15	56	85	75	85	55	85	54
75	55	80	45	14	12	85	25	25	55	45	85	67	45	55	70

図 A-46: DRAGAN 採点フォーム (被験者 7,女性)

55	35	55	50	45	65	70	85	75	75	65	45	65	85	65	75
50	45	65	40	65	45	75	75	55	75	35	35	54	85	80	55
50	75	85	40	55	55	50	65	75	65	55	85	75	80	75	75
45	55	56	45	40	85	45	45	45	75	35	85	65	75	55	80
75	45	55	45	55	55	45	55	45	45	55	45	45	65	55	80
45	35	45	50	55	45	55	45	65	45	56	45	35	65	55	76
55	35	45	55	75	35	25	55	55	45	54	45	35	55	65	76
45	25	55	45	45	25	15	45	75	35	35	35	75	65	80	90

図 A-47: LSGAN 採点フォーム (被験者 7,女性)

76	75	75	80	35	55	0	75	65	54	65	45	60	45	65	56
65	65	75	75	45	80	45	70	55	55	85	56	45	35	66	65
60	45	45	65	45	85	15	35	80	45	56	65	35	35	45	66
65	45	45	56	65	65	45	65	45	80	87	75	25	35	46	75
55	55	15	56	75	65	85	65	65	45	86	85	35	40	43	87
55	45	15	56	85	35	85	45	65	90	56	56	65	75	41	77
40	15	15	75	85	25	75	25	45	34	65	56	35	65	80	80
30	65	20	54	45	65	65	67	85	35	75	67	45	76	75	35

図 A-48: WGAN-GP 採点フォーム (被験者 7,女性)

70	89	40	99	78	87	66	44	58	55	67	45	433	76	73	79
88	99	89	77	89	96	78	55	56	79	69	78	66	88	67	87
56	56	86	78	56	88	88	54	78	98	97	65	44	65	45	56
67	56	78	78	67	85	87	76	45	53	98	95	85	82	65	66
79	76	89	86	68	67	87	78	76	55	55	55	55	67	53	65
78	69	78	67	76	79	96	77	35	58	69	76	66	87	76	68
56	45	56	77	67	56	68	89	78	88	67	76	89	87	77	77
67	68	86	67	78	38	78	69	34	45	67	55	84	86	76	33

図 A-49: DRAGAN 採点フォーム (被験者 8,女性)

56	34	57	46	65	69	56	89	89	87	67	77	67	87	45	65
34	58	65	76	45	35	69	67	88	45	68	59	56	68	87	76
45	57	56	54	55	58	67	79	59	78	85	76	88	65	66	75
44	67	55	45	34	79	15	24	69	65	75	46	67	87	76	68
32	49	56	76	57	45	35	67	45	48	53	59	36	57	67	89
46	56	44	67	57	65	45	57	67	89	76	69	67	65	57	54
46	67	75	56	65	35	65	67	65	89	76	78	74	85	89	76
66	54	55	66	55	57	65	79	54	88	57	67	85	56	67	65

図 A-50: LSGAN 採点フォーム (被験者 8,女性)

56	64	54	43	67	84	56	79	34	56	56	64	35	67	35	65
56	67	65	59	55	76	57	87	96	45	69	85	78	56	78	56
56	45	35	46	43	67	34	32	100	96	87	76	45	65	76	86
48	45	67	57	56	65	67	54	54	64	75	58	64	75	65	67
43	56	56	68	54	55	64	34	54	57	59	65	54	52	57	52
57	69	68	66	76	47	46	45	87	65	57	65	64	75	87	74
45	46	79	76	88	56	46	53	57	76	78	89	67	56	65	64
23	34	54	56	78	65	100	88	87	79	67	54	56	76	65	76

図 A-51: WGAN-GP 採点フォーム (被験者 8,女性)

40	45	65	60	40	0	0	0	75	0	20	0	35	0	65	45
40	80	30	40	30	20	35	0	60	0	85	0	50	45	0	0
0	0	0	50	30	30	60	0	0	50	80	70	0	50	0	40
50	30	30	0	0	30	20	40	43	0	74	0	66	0	0	0
30	20	0	20	30	0	20	0	0	0	0	0	0	35	0	0
0	30	0	0	0	30	30	20	66	45	60	57	0	0	66	65
0	0	0	45	40	30	20	50	35	75	0	80	85	83	20	30
0	29	45	0	29	0	79	40	46	0	0	0	0	0	60	65

図 A-52: DRAGAN 採点フォーム (被験者 9,男性)

45	0	0	0	0	0	35	65	77	0	65	40	72	66	68	71
0	55	0	45	65	0	40	66	0	83	64	55	70	71	0	67
30	45	76	0	0	0	0	82	67	45	55	55	60	0	40	55
0	0	53	52	0	48	0	0	70	0	65	0	0	0	77	0
40	0	0	0	0	0	0	35	75	60	66	50	0	67	54	50
56	63	0	0	0	0	67	35	0	85	40	40	0	70	0	60
65	40	25	0	40	30	79	84	0	67	72	0	0	0	66	80
26	0	46	0	35	44	40	0	0	65	0	68	0	40	0	45

図 A-53: LSGAN 採点フォーム (被験者 9,男性)

76	50	77	0	65	0	0	82	55	0	78	0	0	0	0	0
0	0	60	55	66	50	0	70	0	83	73	67	78	74	0	0
0	40	0	0	0	66	0	0	55	0	0	0	0	67	65	0
45	0	0	80	0	75	0	66	0	0	0	54	66	0	67	82
70	0	76	65	0	40	80	0	0	65	0	0	0	66	72	0
0	0	66	70	55	0	40	0	0	30	25	0	0	0	45	0
0	0	70	55	64	50	74	76	76	78	0	0	0	45	30	0
0	0	65	50	67	55	60	80	0	55	73	83	0	45	0	0

図 A-54: WGAN-GP 採点フォーム (被験者 9,男性)

30	40	60	50	70	0	30	10	90	0	0	40	60	60	10	40
0	80	30	70	20	40	20	0	80	10	70	70	10	40	60	10
20	0	10	70	70	40	60	30	60	30	70	80	50	10	80	80
60	20	90	0	0	70	60	80	80	50	70	40	10	70	70	30
60	50	30	80	80	10	10	80	10	40	20	70	50	40	10	10
60	80	20	30	80	70	70	10	80	20	50	70	70	0	0	0
0	0	20	10	80	0	40	60	30	0	70	0	70	60	50	70
0	10	10	0	50	20	80	10	0	0	10	0	0	0	70	30

図 A-55: DRAGAN 採点フォーム (被験者 10,女性)

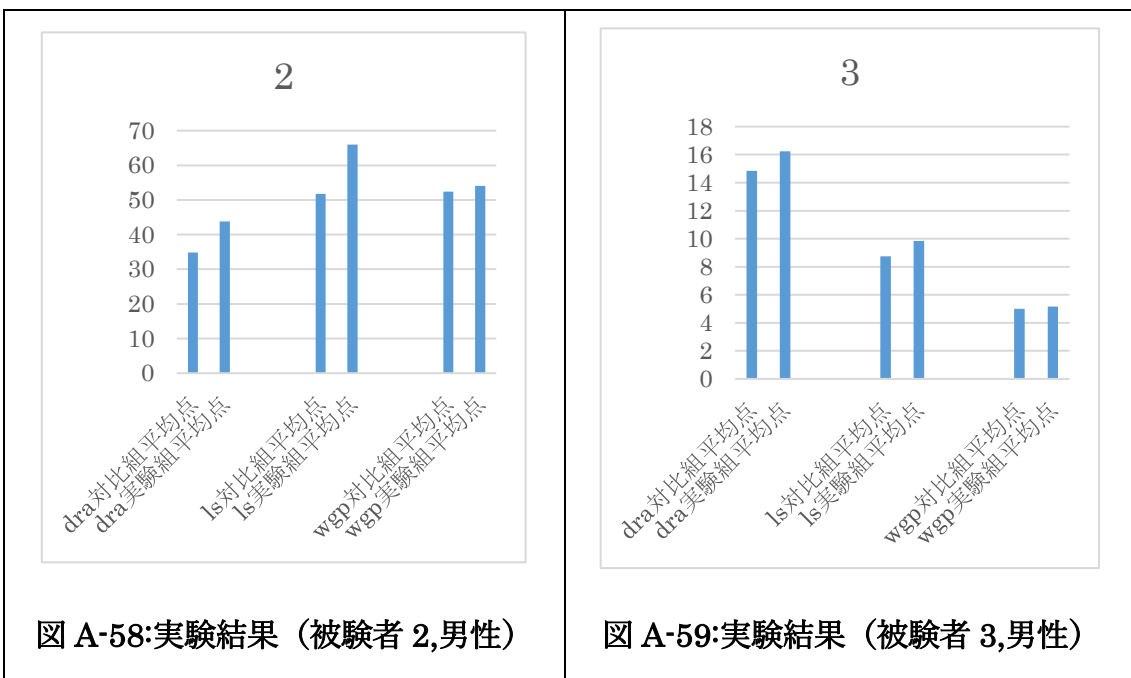
30	0	0	40	50	50	20	70	80	50	20	70	60	60	50	50
60	0	50	10	20	0	60	80	30	20	20	0	60	0	0	40
10	70	70	60	0	0	0	40	90	0	0	60	70	0	80	50
0	10	0	20	40	20	0	0	80	80	60	20	50	60	30	0
60	20	0	10	60	0	10	50	70	50	0	10	20	80	40	0
50	30	30	60	0	0	70	30	0	40	0	70	80	60	10	30
40	10	60	10	60	20	80	90	0	50	60	10	5	60	20	40
60	0	0	50	5	10	60	10	70	80	70	0	20	80	60	0

図 A-56: LSGAN 採点フォーム (被験者 10,女性)

60	10	50	0	10	0	0	60	60	0	70	0	50	20	0	40
0	50	70	30	80	10	50	10	60	0	0	70	10	90	80	50
0	0	0	0	0	60	0	10	10	40	0	60	90	0	0	10
50	20	0	90	0	80	40	0	0	10	0	0	60	0	80	80
0	0	30	60	0	40	70	0	80	50	0	0	90	40	80	70
0	0	70	90	60	0	70	20	70	70	0	20	0	0	0	0
0	50	40	60	70	0	80	60	80	0	40	20	0	60	40	0
0	0	30	0	10	30	80	40	20	10	0	20	50	0	0	0

図 A-57: WGAN-GP 採点フォーム (被験者 10,女性)

4.3.2 に載せていない各被験者の結果の棒グラフを図 A-58~A-65 に示す。



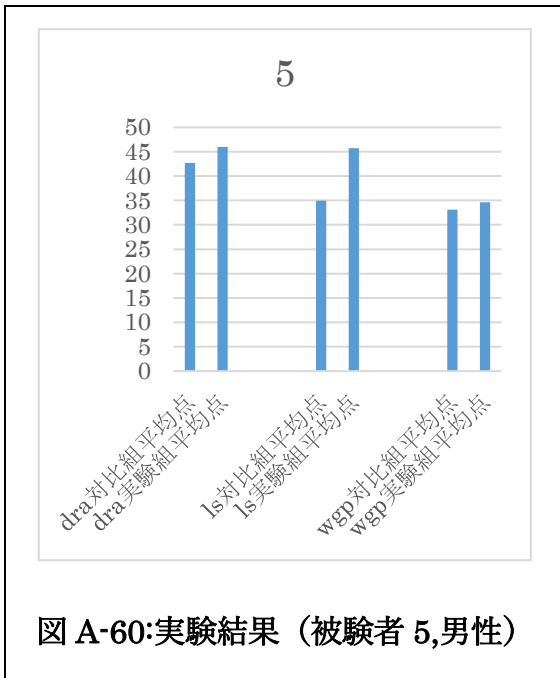


图 A-60:实验结果 (被験者 5,男性)

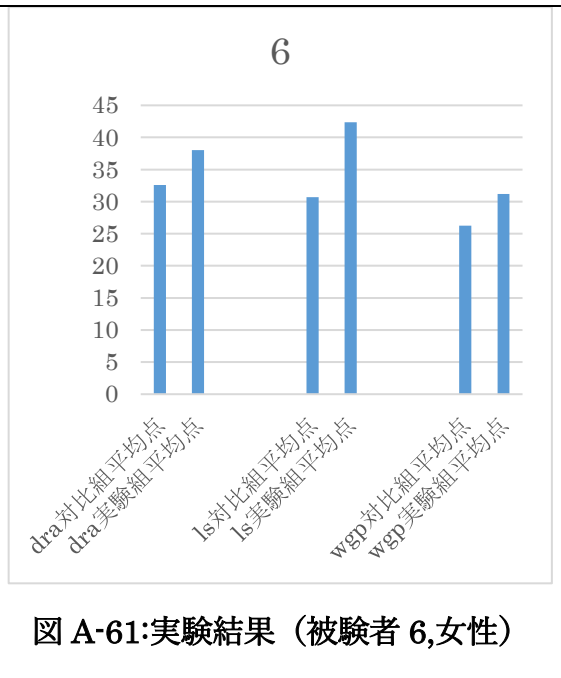


图 A-61:实验结果 (被験者 6,女性)

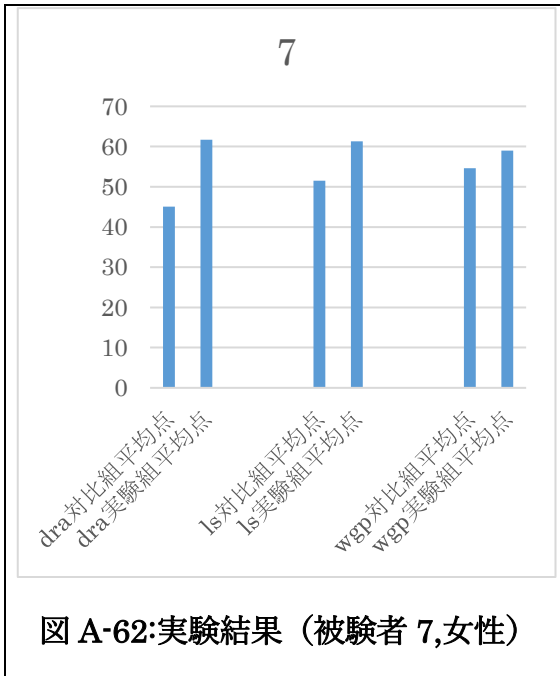


图 A-62:实验结果 (被験者 7,女性)

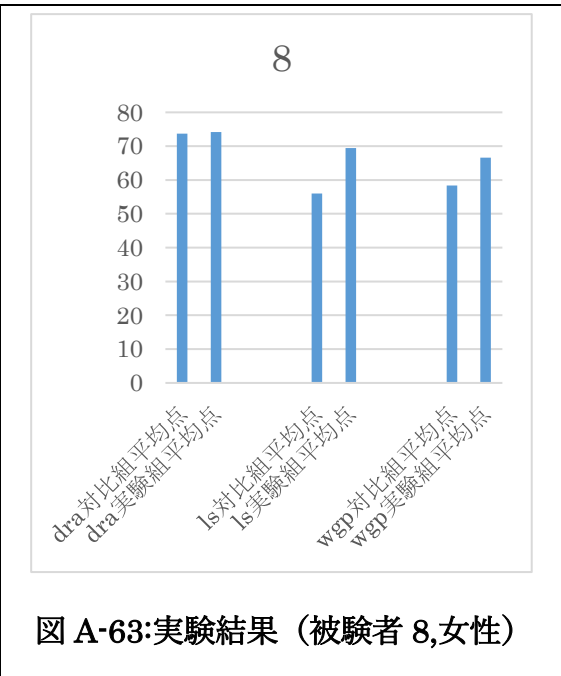


图 A-63:实验结果 (被験者 8,女性)

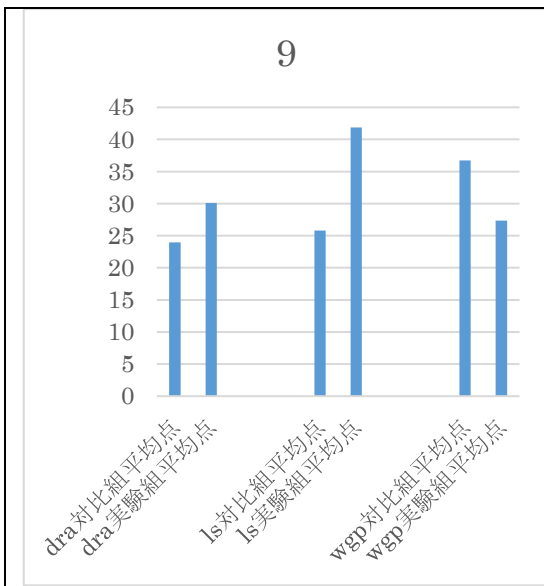


図 A-64:実験結果 (被験者 9,男性)

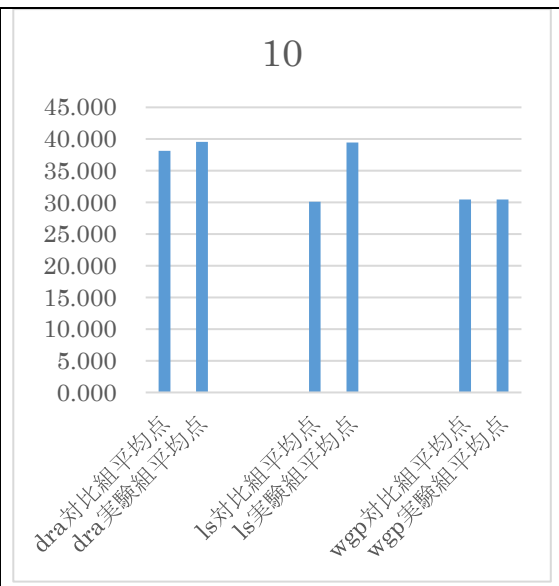


図 A-65:実験結果 (被験者 10,女性)