

# 平成29年度 博士論文

題目

## 色の出現頻度に着目した 作風によるイラスト画像の 分類

報告者

藤澤 日明

徳島大学大学院先端技術科学教育部  
システム創生工学専攻 博士後期課程3年

受付年月日 平成30年 月 日

受付年月日	平成30年 月 日
指導教官	北 研二
審査担当教官	印
	印
	印

# 目次

第1章	はじめに	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究目的	4
1.3	本論文の構成	4
第2章	イラスト画像からの特徴抽出に関する先行研究	6
2.1	作画スタイルの分類を目的とした研究	6
2.2	色特徴に注目した, タッチの類似性を検索するシステム	7
2.3	深層学習を用いたイラスト画像の分析	7
2.4	イラスト画像中のキャラクタに注目した研究	8
2.5	キャラクタの目のパーツに注目したイラスト画像の作者推定	9
2.5.1	Line Percent	10
2.5.2	LPを用いた作者推定の流れ	11
第3章	出現頻度の低い色を用いた作風分類に関する提案手法	14
3.1	本研究で扱う特徴量について	14
3.1.1	Histograms of Oriented Gradients	15
3.1.2	形状特徴を用いたアスキーアートの分類	16
3.2	カラーヒストグラム	19
3.2.1	カラーヒストグラムを用いた画像分類	22
3.3	出現低頻度の階調に注目したカラーヒストグラム	24
3.4	LF-histの問題点	27
3.5	ヒストグラム値を閾値としたLF-histの作成	29

第 4 章 評価実験	31
4.1 実験内容	31
4.1.1 Support Vector Machine(SVM)	31
4.2 実験条件	32
4.2.1 実験に使用したデータ	32
4.2.2 機械学習に用いたカラーヒストグラム	34
4.2.3 RGB 表色系	34
4.2.4 実験結果の評価基準	35
4.3 実験結果	37
4.4 追加実験	38
4.5 追加実験の実験結果	39
第 5 章 おわりに	41
5.1 まとめ	41
謝辞	44
参考文献	46

## 目 次

1.1	イラスト画像の例 . . . . .	2
1.2	作者の異なるイラスト画像の例 . . . . .	3
2.1	クリップアートの例 . . . . .	7
2.2	LP を用いた作者推定の流れ . . . . .	12
3.1	HOG 特徴量取得の際の領域分割の例 . . . . .	15
3.2	アスキーアートの例 . . . . .	17
3.3	元画像の存在するアスキーアート . . . . .	18
3.4	図 3.3 の元画像 . . . . .	18
3.5	サンプル画像 . . . . .	20
3.6	図 3.5 の R 値のカラーヒストグラム . . . . .	20
3.7	図 3.5 の G 値のカラーヒストグラム . . . . .	21
3.8	図 3.5 の B 値のカラーヒストグラム . . . . .	21
3.9	LF-hist 作成の例 ( $T_{rank} = 3$ ) . . . . .	26
3.10	通常のカラヒストグラム . . . . .	28
3.11	作成に失敗した LF-hist の例 . . . . .	28
3.12	vLF-hist の例 ( $T_{value} = 0.005$ ) . . . . .	30
4.1	SVM による異なるクラスの分離 . . . . .	32
4.2	実験に使用したイラスト画像のサンプル . . . . .	33

## 表 目 次

4.1	交差検定に使用したイラスト画像の数 . . . . .	33
4.2	通常のカラーストグラムを用いた実験結果 . . . . .	37
4.3	LF-hist を用いた実験結果 . . . . .	38
4.4	vLF-hist を用いた実験結果 . . . . .	38
4.5	追加実験に用いた訓練データ数 . . . . .	39
4.6	追加実験に用いたテストデータ数 . . . . .	39
4.7	追加実験結果 . . . . .	40

# 第1章 はじめに

## 1.1 研究背景

イラスト画像とは主にアニメや漫画等に用いられているデフォルメのなされた絵のことであり，アニメ画像と呼ばれる場合もある．イラスト画像は主に線画によって構成されるという特性を持つ．そのため油絵や実写真と異なり，色の境界において輪郭線がはっきりと強調されている場合が多い．近年ではコンピュータの発展や入力デバイスの進化，ソフトウェアの開発により，イラスト画像の作成手法は紙やペンを用いたアナログな手法から，コンピュータ上で作業を行うデジタルな手法へと変化している．従来イラスト画像を目にする機会は限られていたが，インターネットの普及に伴い，近年ではアマチュアのイラストレータでも気軽にウェブ上に自作のイラスト画像を公開できるようになった．これにより，私たちがイラスト画像を目にする機会は次第に増加してきた．

日本発のイラスト投稿 SNS “Pixiv” [1] の発表によると Pixiv の登録ユーザ数は 2014 年時点で 1,000 万人を突破した．登録ユーザの国籍も日本だけでなく台湾，中国，韓国といったアジア諸国や，アメリカなどおよそ 220ヶ国の国から定期的なアクセスがある．このように，イラスト画像の人気は国内だけにとどまらず世界的にも広がっており，イラスト画像を対象としたウェブサービスへの需要も増加していくと考えられる．

普通の絵とイラスト画像を比べた場合，イラスト画像にはモチーフを写実的に描く技術よりも，デフォルメの効いた可愛らし



図 1.1: イラスト画像の例

さやその作者の個性が強く表れていることが求められる。そのため、イラスト画像は作者1人1人によってさまざまな表現や技術で描かれ、同じキャラクタをモチーフとして描いたイラスト画像でも、作者が異なれば完成する作品は大きく異なる。図 1.2 に作者の異なるイラスト画像の例を示す。図 1.2 は、google 画像検索にて“初音ミク”のイラスト画像を検索したものである。検索結果として出力された画像は全て初音ミクのイラストだが、それぞれ作者が異なっている。そのため、同一のキャラクタであっても頭身やデフォルメの度合い、構図などが全て異なっていることが分かる。

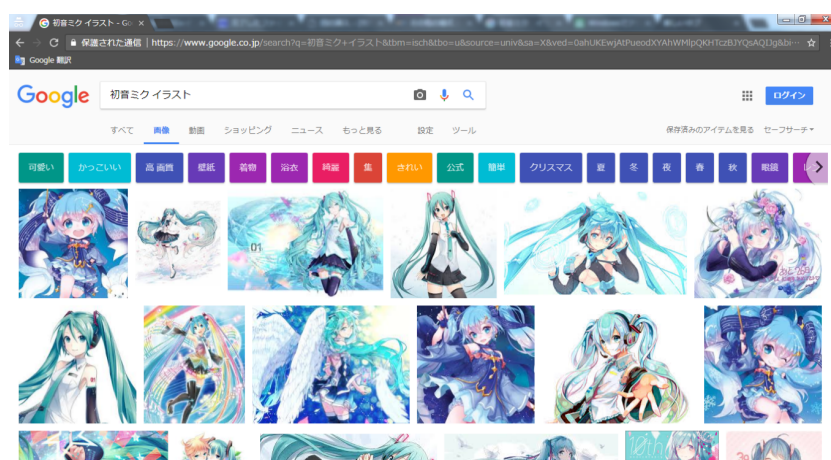


図 1.2: 作者の異なるイラスト画像の例

私たちはイラスト画像を見たとき，その画像からなんらかの雰囲気を感じ取ることができる．それはイラスト画像から受ける様々な印象が組み合わさることによって形成されている．本研究ではこのような，イラスト画像から感じる雰囲気や印象のことを作風と呼ぶ．イラスト画像を好んで見る人たちは，この作風をもとにしてイラスト画像の作者を判別したり，イラスト画像の分類を行うことが可能となっている．

多田 [2][3] らは人間が画像情報を認識した場合

- 対象画像から視覚により特徴抽出を行う生理的レベルの感性
- 抽出した特徴を取りまとめ，対象を分類する心理的レベルの感性

の二段階において感性的な判断を行い，画像の知覚を行うと考えた．これに基づいて考えた場合，作風とは視覚から得た情報を基に，イラスト画像を見たユーザがこれまでの経験や知識を基に判断する，心理的レベルの感性による情報であると我々は考えている．イラスト画像の作風について調べた研究は少なく，画像中のどのような要素が作風を構成しているのかについて機械的に自動で解析する手法はまだ提案されていない．



## 1.2 研究目的

本研究ではイラスト画像を見たときに私たちが感じる作風という感性的な情報を、画像特徴量を用いて分析することで、イラスト画像の作風に基づいた分類を行うことを目的とする。共通の作者によって描かれたイラストを考える。同一の作者によって作成されたイラスト画像は、それぞれが作者固有の作風を表現しているといえる。しかし作者が同じであっても、作品ごとに描かれたモチーフや構図などは異なるのが一般的である。そのためイラスト画像全体の類似性を用いて、それらが同じ作者による作品であるかを判断することは難しい。そのような場合に画像の全体の類似性を比較するのではなく、局所的な画像特徴を抽出し、そこから作品固有の作風モデルを作成することで、モデル同士の比較を行い、作者不明の未知画像についても、その作者を推定する手がかりになる。

本稿では作風を用いたイラスト画像の識別の一種として、“男性向け・女性向け”という二種類の作風に、イラスト画像を分類する実験を行った。作風の分類は多岐にわたり、またイラスト画像がどのような作風を持つのか定義することは困難である。そのため本研究では、漫画の単行本表紙画像を実験データとして扱い、漫画の出版社や掲載雑誌の情報を用いることでイラスト画像の持つ作風の定義を行った。

## 1.3 本論文の構成

本論文では、第2章で先行研究について述べる。第3章では、提案手法である出現頻度の低い色に着目したカラーヒストグラムである LF-hist と、LF-hist の改良手法である vLF-hist について述べる。第4章では、提案手法を用いた評価実験及び追加で

行った実験について述べ、第5章では、まとめと今後の課題について述べる。

## 第2章 イラスト画像からの特徴抽出に関する先行研究

序論に述べたように、イラスト画像を対象とする研究はまだ例が少ない。本章ではイラスト画像に関する研究として、イラスト画像からの特徴抽出を目的とした研究やイラスト画像を用いた漫画作品を対象とした研究を紹介する。

### 2.1 作画スタイルの分類を目的とした研究

イラスト画像は様々な要素によって構成される画像であり、先行研究でもどの要素に注目するかは様々であった。栗山 [6] は、画像中の線分の粗密度に注目することで、作画のスタイルに基づく分類を行うためのスタイル識別子の生成を行った。この研究によって栗山は、イラスト画像の持つ作画スタイルの類似度を定量化することに成功した。イラスト画像が持つ画像特徴を基に、描画内容を問わない画像分類を行った研究として、本研究とも関連性の高い研究である。この研究で対象となる画像はクリップアートと呼ばれるイラスト画像である。図 2.1 にクリップアートの例を示す。クリップアートはアイコンやシンボルマークとして用いられる比較的単純な画像であり、本論文で研究対象となる取り扱うアニメイラストとは大きく異なるものである。こちらでも本論文で定義した感性的な情報である作風とは差異がある。



図 2.1: クリップアートの例

## 2.2 色特徴に注目した，タッチの類似性を検索するシステム

門倉ら [6] も、栗山と同様にクリップアートを対象として、イラスト画像中に出現した色の種類に注目することで、イラストのタッチの類似性に注目した画像検索システムを作成した。この研究で門倉は色数を特性として用いるために、色の彩度と明度を特徴量抽出の値として用いた。

この研究もクリップアートを分類の対象としており、本研究で扱うイラスト画像に比べて使用されている色の種類には大きな差がある。そのためアニメイラストを対象とする場合は、より複雑な色の種類を扱うための手法を提案する必要があると考えられる。

## 2.3 深層学習を用いたイラスト画像の分析

イラスト画像の解析を目的として、深層学習の手法を取り入れた研究を紹介する。松井ら [7] は、入力されたイラスト画像について、どのような要素が描かれているか、どんなキャラクターが出

現しているかを分析するシステムの構築を行った。松井らは訓練用画像に対して、次の4項目のタグ付けを行うことで、イラスト画像の内容に関する意味付与を行った。

- General
- Character
- Copyright
- X Rating

特に General の項目では、“ one girl ”, “ red hair ”, “ dress ” のように、画像中に描かれた要素について、詳細な情報をタグとして与えている。これらの情報を元に、畳み込みニューラルネットワークである「Convolutional Neural Network」を用いて機械学習を行うことで、分類用のネットワークを構築する。これにより、入力として与えられたイラスト画像を意味的なベクトル要素の集合へと落とし込むことで、イラスト画像にどのような要素が描かれているかを解析することが可能になる。

この研究では、イラスト画像を意味的なベクトルへ変換することで、イラスト画像の構成要素を自動で分析し、分類を行うことを目的としている。イラスト画像に与えられたメタ情報に拠らず、イラスト画像自身からそういった情報を抽出する研究として、本研究とも非常に近い目的をもった研究であるといえる。

## 2.4 イラスト画像中のキャラクタに注目した研究

イラスト画像には主に人間のキャラクタが描かれている。そこで、イラスト画像全体を対象とせず、イラスト画像中に描かれたキャラクタから特徴量を得ることでイラスト画像の解析を目的とした研究も行われている。新井ら [8] は、イラスト中に表れる

キャラクタの目のパーツに注目し、エッジ情報を活用することでキャラクタ個人の識別を行った。辻ら [9] はキャラクタの瞳の他に、両目の距離や顔全体に対する口の縦横比といった、顔パーツの配置特徴を用いる事で、漫画作品の類似度を評価する手法について検討している。

## 2.5 キャラクタの目のパーツに注目したイラスト画像の作者推定

我々も過去に、イラスト画像中のキャラクタの目に注目することで、イラスト画像の作者を推定する研究を行った [10]。イラスト画像の絵柄や構図には、作者の癖や好みがよく現れる。我々はイラスト画像から作者固有の個性を解析し、それをを用いてイラスト画像の作者推定を行う方法を考えた。イラスト画像は同じ作者によって作成された作品であっても、描かれるモチーフや構図、色の使い方などが作品ごとに大きく異なっている。そのため、画像全体を比較しても、そこに共通点を見つけることは困難である。そこで我々は、イラスト画像全体を見るのではなく、局所的な領域に注目することを考えた。特にイラスト画像には、アニメキャラクタをモチーフとして描かれていることが多い。このことから、我々はイラスト画像中に出現するアニメキャラクタから特徴抽出を行うことを考えた。イラスト画像に描かれるキャラクタの種類は多く、また同一なキャラクタであっても、服装や髪型、装飾品などがイラスト作品ごとに変化している。なので、アニメキャラクタに注目する場合でも、描かれているアニメキャラクタの種類に影響されない特徴量抽出の手法を考える必要があった。

我々は特徴量抽出の対象として、アニメキャラクタの目の部分

に注目する方法を提案した．特徴抽出の範囲を目の部分に限定する理由には以下の2点がある．

- 服装や背景のような、イラスト作品ごとに違いの大きい部分を除外すること
- 全てのイラスト画像に共通して現れる要素であること

一つ目の理由について説明する。服装や背景はイラスト作品ごとに特に大きな違いが現れる要素であり、同じ作者の作品であっても違いが大きく、作者固有の特徴を抽出しようとする上で大きなノイズになる可能性がある。そのため、特徴抽出の範囲を局所的に限定することで、そういった要素から受ける影響を軽減する必要があった。二つ目理由について説明する。キャラクタから特徴抽出を行ううえで、構図によって特徴抽出が行えない、という問題の発生を防ぐため、どんなイラスト画像にも出現する要素を特徴抽出の対象として考える必要があった。キャラクタの顔は多くの場合、イラスト画像のメイン要素として描かれることが多く、特に目の部分は顔のほかの部位に比べて作者の書き込み量が多く作者固有の特徴を抽出するのに適した部位であると考えた。

実際の作者推定に用いる特徴には、線分の書き込みの量を用いることを考えた。線分の書き込みの量を特徴量として扱うため、我々は“Line Percent (LP)”という独自の特徴量を提案した。

### 2.5.1 Line Percent

LPは対象領域に含まれる線分の量を特徴量として扱うために提案された特徴量である。LPはエッジ処理により二値化された画像を入力として、入力画像中のエッジ領域の割合を算出することで、入力画像中の線分の量を計算する。LPの計算は式2.1で

行う。

$$LinePercent = \frac{\text{エッジとして検出された画素数}}{\text{対象となる画像の画素数}} \quad (2.1)$$

LPの値が1に近いほど、入力画像にはエッジ部分が多く、線分の量が多いことから書き込みの量が多いと判断できる。

### 2.5.2 LPを用いた作者推定の流れ

LPを用いたイラスト画像の作者推定の手法について説明する。我々は、複数の作者のLPを集めたデータベースの作成を行った。データベースでは作者ごとに、自作のイラスト画像ごとのLPと、それらのLPの平均値を登録する。これにより、LPの平均値を作者固有の特徴として扱い、この値を基にして作者の推定を行った。実際の作者推定の流れを図2.2に示す。



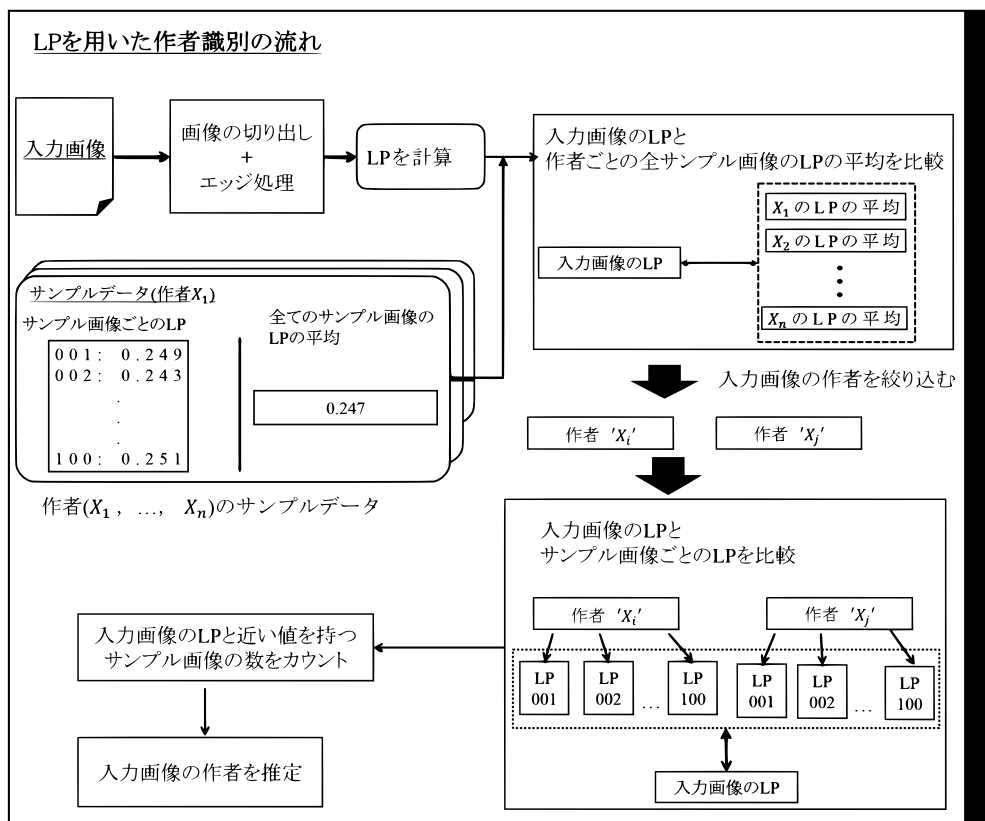


図 2.2: LP を用いた作者推定の流れ

実際の作者推定は、入力画像から得られた LP を元に、次の二段階の手順で LP の比較を行い作者を推定する。

1. 作者ごとに、作品全ての LP の平均値と入力画像の LP を比較
2. 作者ごとに、作品一つずつの LP と入力画像の LP を比較

手順1では、作者ごとの LP の平均値との比較を行い、類似した LP 値を持つ作者を選出することで、大まかな作者の検討付けを行う。その後手順2にて、作者候補として挙げられた作者の作品一つずつと LP の比較を行うことで、類似した LP を持つ作品の数を比較し、最終的な出力として一人の作者を決定する。この二段階の比較を行うことで、入力画像の作者推定を行った。

## 第3章 出現頻度の低い色を用いた 作風分類に関する提案手法

本章では、我々が過去に提案した出現頻度の低い色に注目したカラーヒストグラムである LF-hist について説明する。また LF-hist の作成方法が持つ問題点と、本稿での提案手法として LF-hist を改良した vLF-hist について説明する。

### 3.1 本研究で扱う特徴量について

イラスト画像から得られる画像特徴量は、大きく分けて以下の二種類の要素から得られるものに分けられる。

- 形状特徴から得られる特徴
- 色情報から得られる特徴

先行研究でも、それぞれの要素から得られる特徴を用いたり、あるいは組み合わせることでイラスト画像の分類や識別を行っている。我々も以前の研究にて、形状に関する特徴量である Histograms of Oriented Gradients(HOG) 特徴量を扱うことで、テキストベースでありながら、視覚的な表現技法として用いられるアスキーアート (ASCII Art; AA) について、それらの視覚的な類似度を比較・評価することに成功している [13][14][15]。

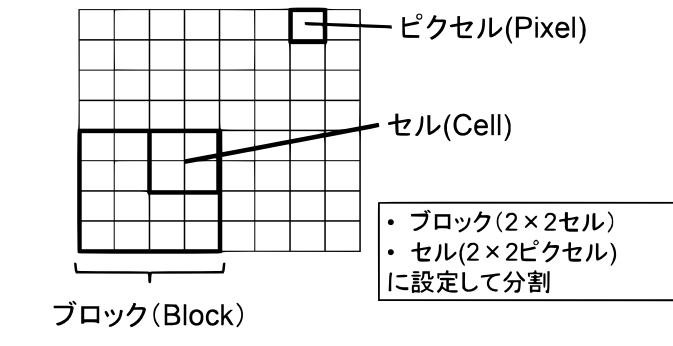


図 3.1: HOG 特徴量取得の際の領域分割の例

### 3.1.1 Histograms of Oriented Gradients

HOG 特徴量について説明する．HOG 特徴量とは Dalal[12] によって提案された，画像中のエッジの勾配方向をベースに算出される局所特徴量である．この特徴量は，対象の画像中に存在する物体の大まかな外形を知りたい場合によく用いられる特徴量であり，動画画像からの人検出を行うシステムの構築において，人間のシルエット情報を取得することを目的として用いられることが多い．また，画像中の照明や影といった要素からの影響を受け辛い特徴量でもある．

HOG 特徴量の計算方法について説明する．初めに，入力として与えられた画像を複数の領域に分解する．この領域のことをブロックと呼び，HOG 特徴量はこのブロックを基本の単位として特徴量の抽出を行う．次に，ブロック領域をさらに細かなセルへ分割し，セル内の輝度の勾配方向を求める．図 3.1 に，分割されたブロックとセルの例を示す．

勾配方向 *gradient* と，勾配強度 *magnitude* の計算式は式 3.1, 式 3.2 に従う．式中の  $x, y$  はそれぞれ現在注目しているセル  $I$  の座標を表し， $grad_x$  と  $grad_y$  はそれぞれの座標での  $x$  方向と  $y$  方

向への勾配方向を表す．

$$\text{gradient}(x, y) = \tan^{-1} \frac{\text{grad}_y(x, y)}{\text{grad}_x(x, y)} \quad (3.1)$$

$$\text{magnitude}(x, y) = \sqrt{\text{grad}_x^2 + \text{grad}_y^2} \quad (3.2)$$

$$\text{grad}_x(x, y) = I(x + 1, y) - I(x - 1, y) \quad (3.3)$$

$$\text{grad}_y(x, y) = I(x, y + 1) - I(x, y - 1) \quad (3.4)$$

その後、セルごとに求めた勾配方向のヒストグラムを作成し、勾配の方向と勾配を求める．最後にブロックごとに正規化を行う．特徴量の次元数は、セル数やブロック数により変動する．HOG 特徴量は、元々のサイズが異なる画像同士でも、事前に入力画像のサイズを修正し、統一することで HOG 特徴量の比較を行うことが可能になる．

### 3.1.2 形状特徴を用いたアスキーアートの分類

形状情報を活用した過去研究について紹介する．我々は、形状特徴を用いた画像処理の研究として、アスキーアート間の視覚的な類似度を比較する研究を行った．アスキーアートとは、テキストベースでのコミュニケーションにおいて用いられている、文字や記号を並べて構成する視覚的な表現技法の一種である．図 3.2 にアスキーアートの例を示す．

従来研究においてアスキーアートは文字の集合体として扱われており、解析を行うためのアプローチも、アスキーアート中に出現する文字の種類や頻度に注目するものがほとんどだった．このアプローチ方法では、「一（漢数字の1）」や「一（長音記号）」、「-（マイナス記号）」のような形状が類似した文字について、すべてを異なる文字として扱うことしかできない．そのため視覚的に類似したアスキーアート群に対しても、構成する文字が異

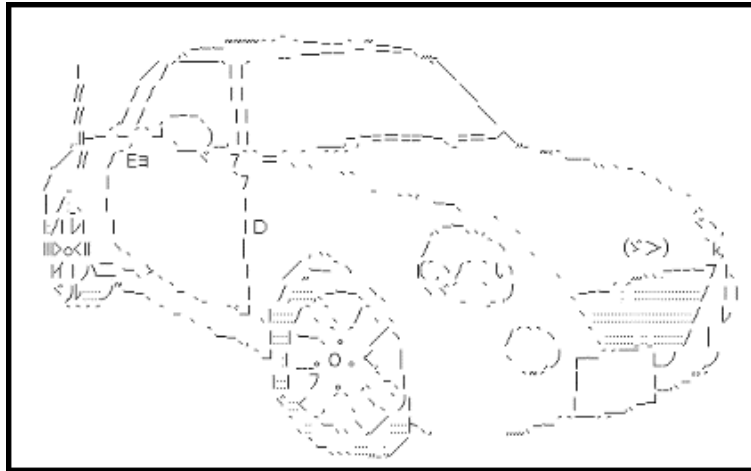


図 3.2: アスキーアートの例

なる場合、それらの類似性を評価することができない問題点がある。

この問題を解決するため我々は、アスキーアートを画像へと変換することで、文字情報であるアスキーアートから形状情報を抽出し、それを特徴量として活用することでアスキーアートの視覚的な類似性を評価することに成功した。またアスキーアートは、何らかの画像をトレースして作成する物も多く、いくつかのアスキーアートには元画像が存在する。図 3.3, 図 3.4 にアスキーアートと元画像の例を示す。提案手法を用いることでアスキーアートから画像特徴量を取得することが可能になるため、テキストデータであるアスキーアートと、そのアスキーアートの元画像データについても特徴量比較により類似度を評価することが可能となった。

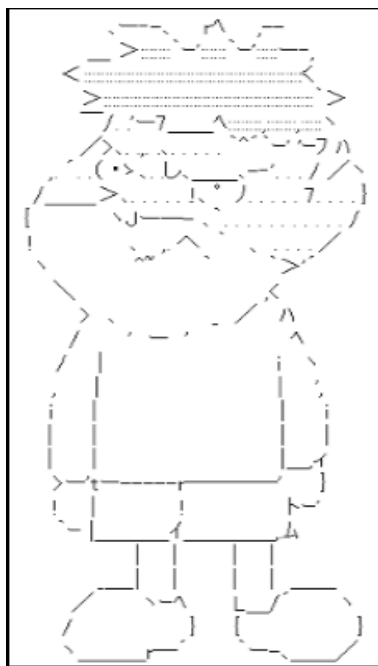


図 3.3: 元画像の存在するアスキーアート



図 3.4: 図 3.3 の元画像

形状情報から得られる画像特徴を用いる場合、主に画像全体の視覚的な類似度を評価することを目的とする。イラスト画像に用いる場合、画像の線画部分に注目して特徴を抽出することになる。イラスト画像は色の境界を輪郭線にてはっきりと表現するため、写真などと比較した場合、形状特徴は抽出しやすいと考えられる。しかし後述するが、イラスト画像の作風を研究対象とする場合、イラスト画像同士の形状的な類似性のみを用いる手法では、作風の推定及び分類を行うことは困難であると考えられる。そこで本研究では、イラスト画像から得られる画像特徴として形状情報を扱うのではなく、色情報の一種であるカラーヒストグラムを特徴量として利用することにした。

## 3.2 カラーヒストグラム

カラーヒストグラムについて説明する。画像処理の分野におけるヒストグラムとは、画像中の輝度の分布を表したものであり、分布を視覚的に認識できるようにグラフとして利用する。ヒストグラムはデジタルカメラや画像編集ソフトの機能として搭載されている場合もあり、画像の品質確認やコントラストの調整のために用いられる。カラーヒストグラムとは、カラー画像中における各色チャンネルごとの階調の分布を示し、各色が画像中に出現する頻度を求めたものである。

本研究で扱うヒストグラムの値は範囲が  $[0,1]$  となるように、各階調の出現頻度を取得した後その値を全体の画素数で除算することで値の平均化を行っている。実際に画像を用いてカラーヒストグラムの例を示す。図 3.5 からカラーヒストグラムを求めると、結果は図 3.6、図 3.7、図 3.8 となる。R 値とは、対象画像の赤色のチャンネルから得られたヒストグラムの値を表す。G 値 B 値も同様にそれぞれ緑のチャンネル、青のチャンネルのヒストグラム



の値を示す.



図 3.5: サンプル画像

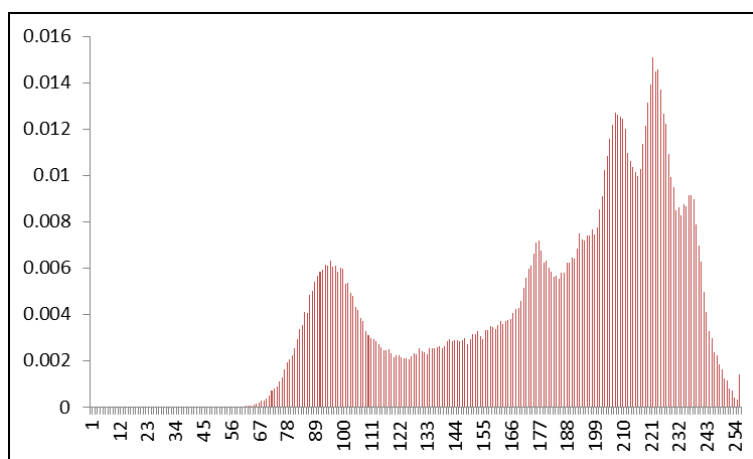


図 3.6: 図 3.5 の R 値のカラーヒストグラム

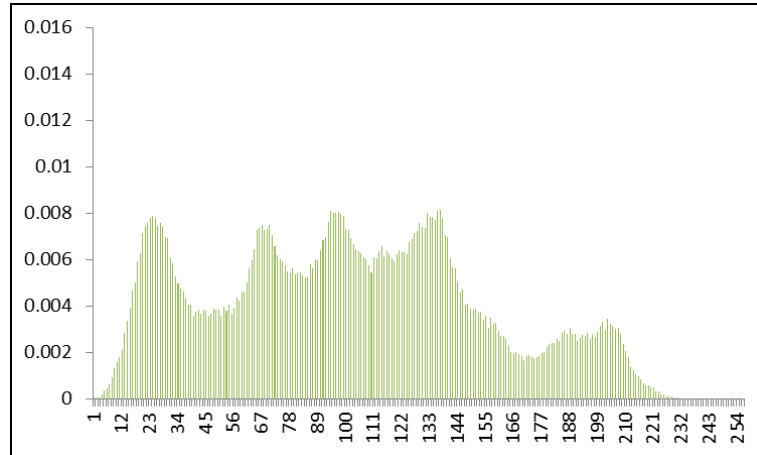


図 3.7: 図 3.5 の G 値のカラーヒストグラム

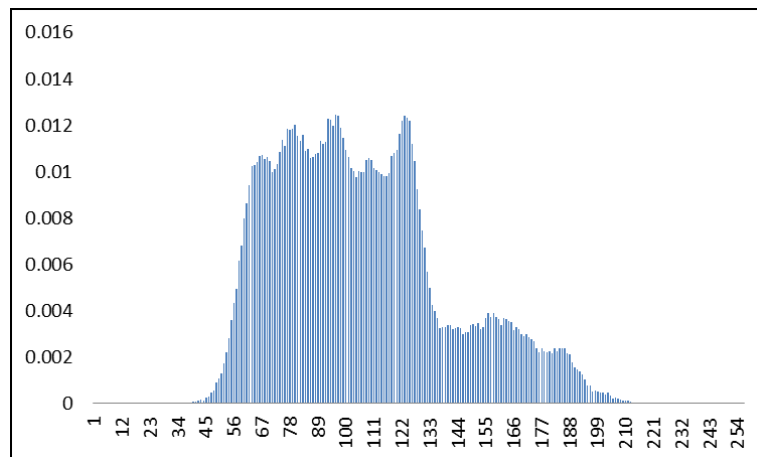


図 3.8: 図 3.5 の B 値のカラーヒストグラム

### 3.2.1 カラーヒストグラムを用いた画像分類

カラーヒストグラムは単純な特徴量であるため、システムを設計する場合に実装しやすく、得られる値も実数値であるため扱いやすいという性質を持つ。そのためカラーヒストグラムは、画像処理の分野において一般的に用いられる特徴量であるといえる。また、一般的なカラーヒストグラムを用いた画像検索では、検索結果としてクエリ画像によく似た色合いの画像が出力される [17] [18]。これはカラーヒストグラム同士を比較した際に、各階調における RGB 値の類似した画像を検索対象とするためである。このとき注意すべきこととして、カラーヒストグラムは各色チャンネルごとの階調の色の出現頻度を測ったものであり、それらの色々が画像中のどの座標に表れたのかという情報は持っていないという点がある。

RGB 色空間を用いた画像の場合、画像上に現れている色は RGB の各色が交わることで表現されている。カラーヒストグラムを参照した場合、各チャンネルの色についてはどのような色が使用されているかは分かるが、座標情報を保持していないため、画像中のどの位置で RGB の三原色が組み合わさり、見た目的にどのような色を表現しているのかを知ることが出来ない。そのため、カラーヒストグラムが同一であっても、実際に画像同士で見た目が同じ色が使われているかは分からない。また、カラーヒストグラムでは色情報のみ扱うため、同一のカラーヒストグラムを持つ画像同士であっても、画像の構図や、そこに写っている物の形状が類似しているかを判断することは出来ない。

イラスト画像は作風が共通する場合でも、構図が異なる場合が存在する。同様に作風が共通する場合でも、画像中に描かれたキャラクタやモチーフが異なる場合もある。そのため本研究ではイラスト画像の分類を行ううえで、構図や、画像中にどのよ

うなキャラクタが描かれているかといった、実際のイラスト画像の内容に影響されない手法を提案する必要があると考えた。その場合、カラーヒストグラムの持つ

- 値が単純で扱いやすい
- 構図の違いによる情報の変化を受けづらい

という特性は、本研究でのイラスト画像の分類を行う場合で有効であるといえる。また、カラーヒストグラムと人間の感性との関連性についての研究もなされており [16]、感性的な情報である作風を扱うことから、本研究においてカラーヒストグラムを用いることは有効であると考えたため、特徴量としてカラーヒストグラムを用いることにした。

### 3.3 出現低頻度の階調に注目したカラーヒストグラム

カラーヒストグラムをイラスト画像の分類に用いるにあたり、我々は画像中での出現頻度の低い色に注目してヒストグラムの作成を行う手法を提案した。

イラスト画像中に使われる色は様々であり、同じ作風を持つ作品であってもそれらの作品全てに共通して表れる色は無数に存在する。そのため、ある作風を表現するための色がどのようなものであるかを特定することは困難である。しかしイラスト画像中に出現した色に注目することと同様に、イラスト画像中に出現していない色について注目することで、作風を分類するための手がかりを得ることができるのではないかと考えた。

これは、作風を表現するための色とは絶対的なものではなく、相対的なものとして決定されおり、イラスト画像を作成する場合に使用されている色は「こちらの色よりもこちらの色の方が適切だろう」というように、作者が二色以上の色から選択しているのではないかという推測から仮定したものである。

提案手法による画像分類を実現するために、我々は先行研究で、“Low Frequency Histogram (LF-hist)”という、ヒストグラム値の低い階調の色に重点を置いたヒストグラムを提案した。LF-histは、通常のカラーストグラムを変形させることで得られる特徴量であり、作成は以下の流れで行う。

1. 対象画像のカラーストグラムを抽出する
2. 得られたカラーストグラムに対して、色チャンネルごとにヒストグラムの値が昇順となるようソートを行う
3. ソートを行った結果に対して、事前に決定したN位未満のヒストグラムの値を最大値に固定する(この時扱う順位N

を閾値  $T_{rank}$  とする)

#### 4. ヒストグラム値の並びを階調の順に戻す

この作業により、イラスト画像から出現頻度の低い色を強調したヒストグラムの作成が行える。実際の LF-hist の作成の流れを図示したものを図 3.9 に示す。先行研究にて我々は、LF-hist を用いる事で、イラスト画像の作風を基にした分類を行うことに成功している [19]。

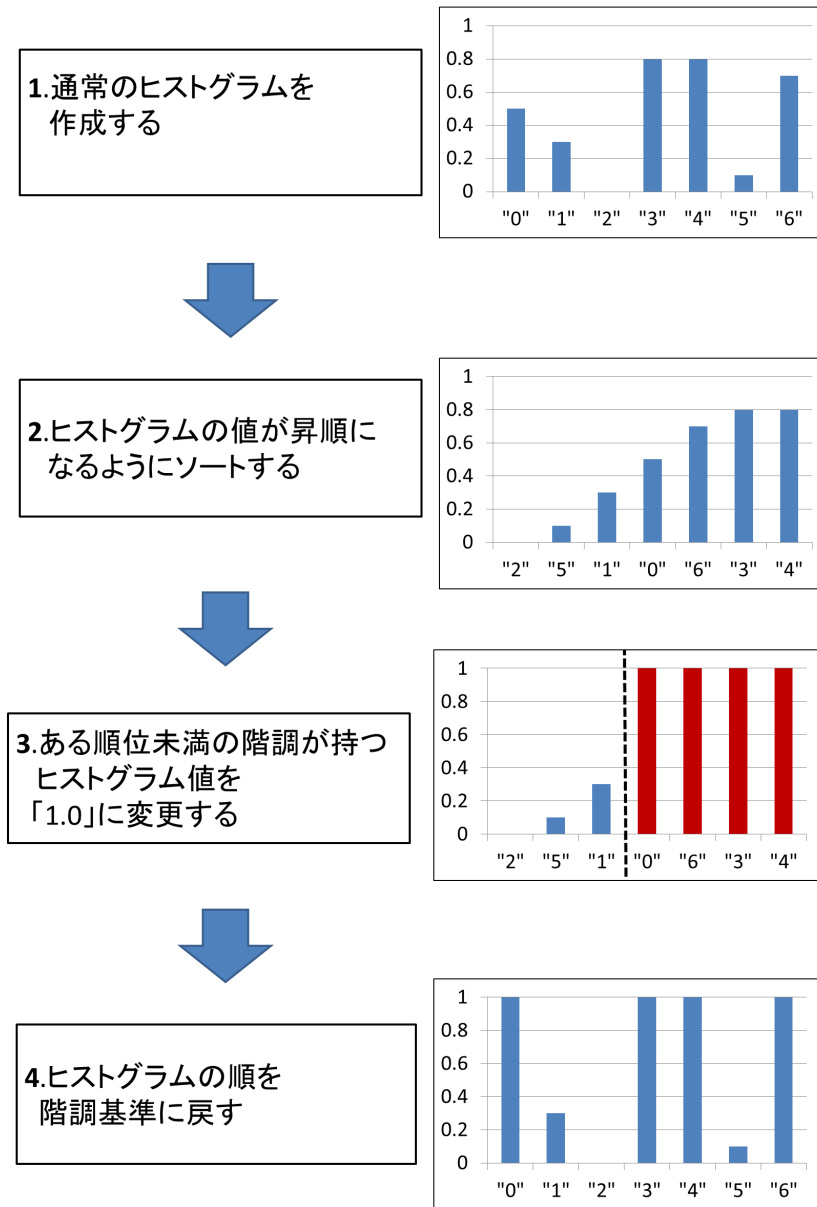


図 3.9: LF-hist 作成の例 ( $T_{rank} = 3$ )

### 3.4 LF-hist の問題点

LF-hist は作風に基づくイラスト画像の分類に対して有効な特徴量であるが、その作成方法には問題点がある。それは LF-hist を作成する際に、実際には画像中の出現頻度が低い色であるにも関わらず、誤ってヒストグラム値を変更してしまい、正しい出現頻度を判断できない問題である。

LF-hist は各色チャンネルごとに、階調間の出現頻度の順位付けを行うことで、色の出現頻度を判定している。そのため、ヒストグラム値を変更する際に、元のヒストグラムが保持するヒストグラム値 256 個のうち、事前に決定した閾値  $T_{rank}$  個は元の値を保持し、それ以外の階調の持つヒストグラム値は最大値へと変更される。この時、ヒストグラム値を昇順に並べた順位付けの結果、 $T_{rank}$  位前後にある階調については、それらの階調の持つヒストグラム値が似たものであっても、実際の値に関係なく、ヒストグラム値の順位だけで値を変更するかどうか決定される。そのため、実際には同様に出現頻度が低いと判断すべき階調についても、一定頻度以上の画像中に出現した色であると判断されることになる。

実際に LF-hist の作成に失敗した例を図 3.10、図 3.11 に示す。図 3.10 のグラフは通常の色ヒストグラム、図 3.11 のグラフは  $T_{rank} = 60$  で作成された LF-hist である。そのため、図 3.11 のヒストグラムでは 256 個の階調の持つ値のうち、60 個は図 3.10 の色ヒストグラムと同じヒストグラム値を保持しており、それ以外の 196 個の値がヒストグラム値の最大値である 1.0 へと変更されている。図の赤枠で囲われた部分に注目した場合、通常の色ヒストグラムではヒストグラム値が小さい階調についても LF-hist ではヒストグラム値が変更され、出現頻度が多い色として扱われていることが分かる。これは、本来の画像が持つ



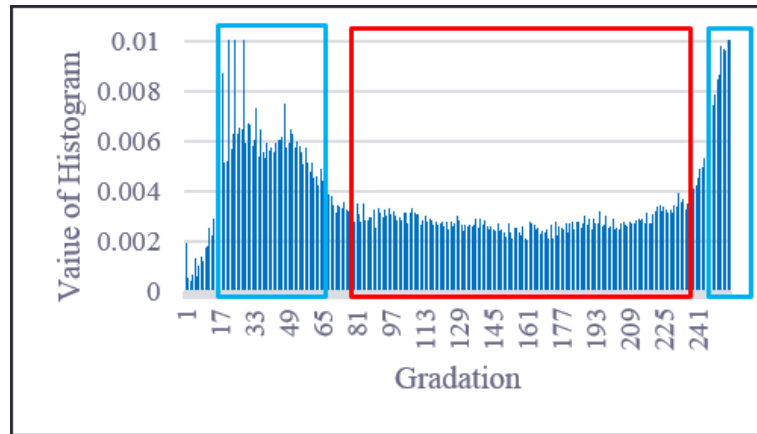


図 3.10: 通常のカラースistogram

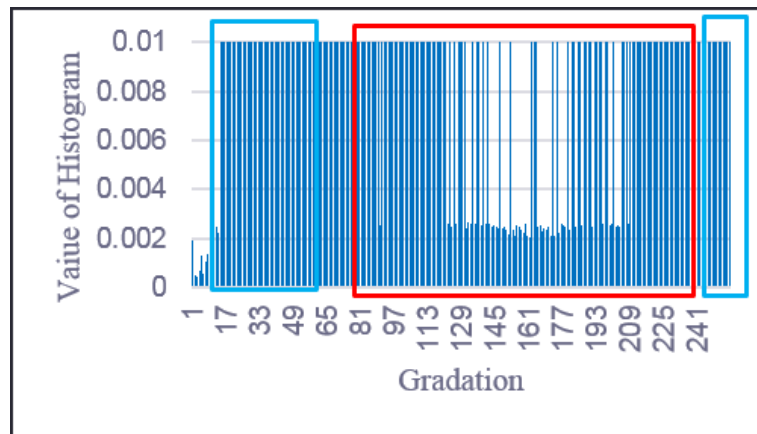


図 3.11: 作成に失敗した LF-hist の例

色情報を活用できていないヒストグラムである。我々は本研究にてこの問題点を解決するため、新たな LF-hist の作成方法を提案する。

### 3.5 ヒストグラム値を閾値とした LF-hist の作成

LF-hist は各色チャンネルにおけるヒストグラム値の大小について順位付けを行い、階調間の相対的な出現頻度を判定している。これは実際のヒストグラム値を利用しない判断方法である。

改善手法では、ヒストグラム値に閾値を設定し、閾値以下のヒストグラム値を持つ階調を出現頻度の低い色として決定する。これにより画像中での相対的な出現頻度ではなく、実際のヒストグラム値を基準とした絶対的な出現頻度を特徴として扱うことが可能になる。この改善手法により作成される LF-hist を vLF-hist と呼び、作成に用いる閾値を  $T_{value}$  とする。

vLF-hist の作成では、式 (3.5) を用いて、ヒストグラムの値を変更する。

$$\text{vLF-hist}_n = \begin{cases} \text{hist}_n & (\text{hist}_n \leq T_{value}) \\ 1.0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (3.5)$$

式中の  $n$  は階調の番号を表しており、 $\text{vLF-hist}_n$  は階調  $n$  における vLF-hist のヒストグラム値を表す。

作成した vLF-hist の例を図 3.12 に示す。

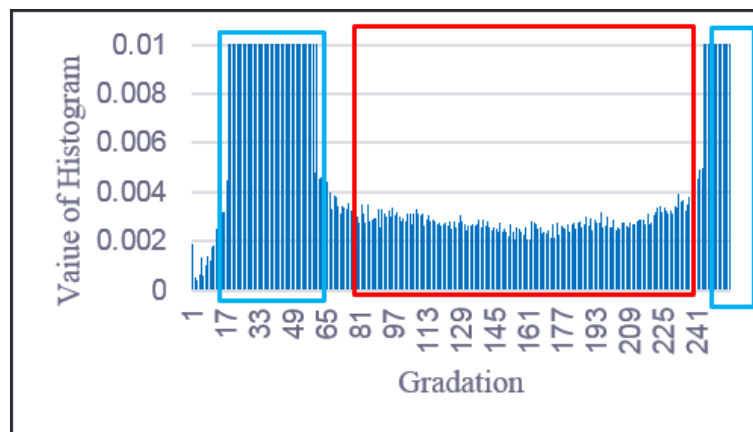


図 3.12: vLF-hist の例 ( $T_{value} = 0.005$ )

図 3.12 のグラフは、図 3.10 のグラフを基に作成された、 $T_{value} = 0.005$  の vLF-hist である。図 3.11 の LF-hist と比較した場合、LF-hist では誤ってヒストグラム値が変更されていた赤枠で囲われた部分の階調についても、vLF-hist では正しくヒストグラム値を保持している。閾値  $T_{value}$  以上のヒストグラム値を持つ、青枠で囲われた部分の階調は、正しく値が最大値である 1.0 へと変更されて、出現頻度が高い色であると判定されていることが分かる。本稿ではこの改良された vLF-hist を用いた作風によるイラスト画像の分類実験を行うことで、LF-hist を用いた場合と比較して、分類性能がどの程度改善されたのかを調査する。

## 第4章 評価実験

本章では，提案手法の性能評価を目的としたイラスト画像の分類実験と，追加で行った結果について説明する．

### 4.1 実験内容

実験では，イラスト画像から提案手法である vLF-hist を取得し，それを素性としてサポートベクトルマシン (Support Vector Machine; SVM) を用いた機械学習により，分類器を作成することで，分類器を用いたイラスト画像の分類を行う．性能評価を行うための比較対象として vLF-hist 以外にも，ベースラインとして通常のカラースistogramと LF-hist を作成し，同様に分類実験を行う．また今回の実験では，イラスト画像を「少年向け・少女向け」のどちらかに分類することを目標とした．

#### 4.1.1 Support Vector Machine(SVM)

SVMとは，パターン認識や識別において一般に用いられる教師有り学習の一種である．図 4.1 に SVM によるクラスタリングの例を示す．図 4.1 での赤色の線のような，二種類のクラスを分離することのできる直線を分離超平面と呼ぶ．SVM では二種類のクラスを無駄なく最適に分類するため，分離超平面とそれにもっとも近い各クラスに属するデータとの距離 (マージン) が最大となるような分離超平面を決定する．本研究では，機械学習ライブラリである LIBSVM[21] を用いた．

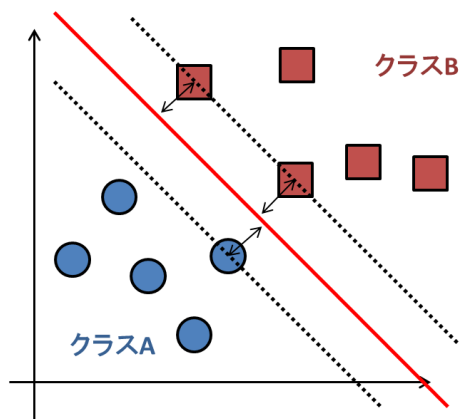


図 4.1: SVM による異なるクラスの分離

## 4.2 実験条件

### 4.2.1 実験に使用したデータ

実験に使用したデータについて説明する。本実験では少年向け・少女向けの作風について分類を行うため、漫画単行本の表紙画像を利用した。これらの画像は、インターネット上のオンラインブックストア“楽天 Kobo”[22] から収集した。収集したイラスト画像が少年向けか少女向けどちらの作風を持つのかについては、対象となる漫画単行本の出版社および掲載雑誌から判断した。

今回の実験では事前に収集した画像数が少ないため、分類器を作成するにあたり交差検定を行った。分割数  $K$  は 30 に設定した。実験に使用したデータの件数を表 4.1 に、実験に使用した画像のサンプルを図 4.2 に示す。

表 4.1: 交差検定に使用したイラスト画像の数

少年向け漫画の表紙画像	609 枚
少女向け漫画の表紙画像	610 枚
合計	1,219 枚



(a) 少年向け



(b) 少女向け

図 4.2: 実験に使用したイラスト画像のサンプル

#### 4.2.2 機械学習に用いたカラーヒストグラム

本実験で用いたカラーヒストグラムの詳細について説明する。実験では、以下の5種類のカラーヒストグラムを作成した。

1. 通常のカラーヒストグラム
2. LF-hist( $T_{rank}=64$ )
3. LF-hist( $T_{rank}=128$ )
4. vLF-hist( $T_{value}=0.002$ )
5. vLF-hist( $T_{value}=0.005$ )

上記のカラーヒストグラムは全てRGB表色系を用いて作成した。ヒストグラムはそれぞれ色チャンネルごとにビンの数が256個となるように作成し、RGB全ての色チャンネルのヒストグラムを合成することで、イラスト画像一枚から $256 \times 3$ の768次元の学習用データを作成した。また、ヒストグラム値は対象画像のピクセル数で正規化を行い、値の範囲を $[0,1]$ となるように設定した。提案手法であるvLF-histは、閾値 $T_{value}$ の変動による分類結果への影響を調べるために、2種類のヒストグラムを作成した。

#### 4.2.3 RGB表色系

今回の実験で用いたRGB表色系について説明する。RGB表色系は加法混合の一種であり、要素として

- 赤 (Red) 700nm
- 緑 (Green) 546.1nm
- 青 (Blue) 435.8nm

の三種類の原色を持つ。後ろの数値はそれぞれの色の波長である。RGB表色系はこれらの色の組み合わせにより幅広い色を表現することが可能であり、他の表色系を決定する際のベースにも用いられる。それぞれの色がとる値の範囲は0から255までとなっており、すべての原色が255の値を持つ場合、表現される色は白色になる。RGB表色系はテレビのブラウン管やパソコンのディスプレイなど多くの場面で用いられている表色系であり、色知覚がよいとされている。

#### 4.2.4 実験結果の評価基準

実験結果に対する評価には再現率、適合率、F値を用いた。再現率とは、分類対象に対してどれだけ余すことなく分類できたかの網羅性を示す指標であり、適合率とは、分類結果に対してどれだけ正確に分類できたかの正確性を示す指標である。再現率と適合率とはトレードオフの関係であるため、これらの調和平均であるF値も評価に用いた。再現率  $Recall_i$ 、適合率  $Precision_i$ 、F値  $F_i$  の計算式はそれぞれ式4.1、式4.2、式4.3のとおりである。また本実験では少年向け・少女向けの二種類の作風を扱うため、式中の  $i$  は1から2までの値をとる。

$$Recall_i = \frac{R_i}{N_i} \quad (4.1)$$

$$Precision_i = \frac{R_i}{C_i} \quad (4.2)$$

$$F_i = 2 * \frac{Precision_i * Recall_i}{Precision_i + Recall_i} \quad (4.3)$$



$R_i$  : 正しく作風 $i$ を分類できた数

$N_i$  : 作風 $i$ を持つイラスト画像の数

$C_i$  : 作風 $i$ として分類されたイラスト画像の数

$i$  : 作風の種類

### 4.3 実験結果

分類実験の結果を表 4.2, 表 4.3, 表 4.4 に示す. 表 4.2 を見ると, 通常のカラーヒストグラムを特徴量として用いた場合, 再現率と適合率に大きな差が現れていることが分かる. 特に適合率に注目すると, 少女向けの分類結果と比較して少年向けの分類結果の適合率が著しく低いことが分かる. また, F 値に大きな偏りが表れていることから, 通常のカラーヒストグラムを作風分類に用いた場合, イラスト画像から得られた特徴量をうまく扱えず, イラスト画像の大多数を少女向けに誤分類するというような, 偏った分類を行っていることが分かる.

表 4.3, 表 4.4 を見ると, LF-hist と vLF-hist を特徴量として用いた場合, 全体の適合率は 80% 近い結果となっており, 再現率も同様に良い成果が得られたことが分かる. 本論文の提案手法である vLF-hist を用いた場合, 特に  $T_{value}=0.002$  の時, 改良以前の特徴量である LF-hist を用いた場合の分類結果と比較して再現率, 適合率の両方において分類性能が向上していることが分かる.  $T_{value}=0.005$  の場合でも, 分類結果は LF-hist を用いた場合と比較して同様の分類性能が得られたことが分かる. このことから, 提案手法である出現頻度の低いカラーヒストグラムの作成について, ヒストグラム値を閾値として扱うことで, 従来 of LF-hist の持っていた問題点を解決し, イラスト画像の分類性能を向上させることができたと判断した.

表 4.2: 通常のカラーヒストグラムを用いた実験結果

作風	再現率 (%)	適合率 (%)	F 値 (%)
少年向け	53	21	30
少女向け	50	81	62

表 4.3: LF-hist を用いた実験結果

$T_{rank}$	作風	再現率 (%)	適合率 (%)	F 値 (%)
64	少年向け	78	77	78
	少女向け	77	79	78
128	少年向け	82	80	81
	少女向け	81	82	82

表 4.4: vLF-hist を用いた実験結果

$T_{value}$	作風	再現率 (%)	適合率 (%)	F 値 (%)
0.002	少年向け	83	83	83
	少女向け	83	83	83
0.005	少年向け	81	84	83
	少女向け	81	80	83

#### 4.4 追加実験

本実験では、漫画単行本の表紙画像を実験データとして用いた。これらの画像には、同一作者によって描かれた漫画作品も含まれている。実験のために事前に収集できたイラスト画像は数が少なく、交差検定法を用いることにより実験データ数の不足を補った。しかし、これらの画像には、同一作者によって描かれた漫画作品も含まれている。そのため、分類実験中のいくつかのケースでは、訓練データとテストデータに同一作者のイラスト画像が混入していると考えられる。これにより、分類に成功したイラスト画像は、少年向け・少女向けという作風に基づいた分類以外にも、同一作者の作品であることを手がかりとして分類が行われた可能性がある。同一作者によって描かれたイラスト画像が作風による画像分類の実験に及ぼす影響について調査するため、我々は追加実験を行った。

追加実験について説明する。追加実験では、本実験で用いた実験データと同じ画像を使用する。また、本実験とは異なり交差検定手法を用いることなく、実験データをそれぞれ訓練デー

タとテストデータに分割した。追加実験で用いた実験データの内訳を表 4.5, 表 4.6 に示す。

この訓練データを基に本実験と同様に SVM による分類器を作成し, テストデータを対象として作風に基づいた分類実験を行う。追加実験では, 分類器作成のための特徴量に  $vLF-hist(T_{value}=0.005)$  を使用した。

表 4.5: 追加実験に用いた訓練データ数

少年向け漫画の表紙画像	548 枚
少女向け漫画の表紙画像	550 枚
合計	1,098 枚

表 4.6: 追加実験に用いたテストデータ数

少年向け漫画の表紙画像	61 枚
少女向け漫画の表紙画像	60 枚
合計	121 枚

## 4.5 追加実験の実験結果

追加実験の結果を表 4.7 に示す。追加実験において適合率はおよそ 60% から 70% であり, 表 4.4 の本実験での実験結果と比較すると分類性能は全体的に低下したことが分かる。この結果から, 本実験での分類結果には, 同じ作者によって描かれたイラスト画像の影響が現れていると考えられる。しかし少年向け・少女向け両方の分類結果の F 値はそれぞれ 60% から 70% となっており, これは通常のカラーストグラムを用いた分類結果である表 4.2 の場合と比較しても, 良い精度で分類が行えていることが分かる。このことから我々は, 提案手法により作成したカラーストグラムは作風に基づくイラスト画像の分類においてある程度有効であると判断した。また同一作者のイラスト作品が分類結果

に影響を及ぼすことについては，これを利用することで，未知のイラスト画像の作者同定を行う上での手がかりになるのではないかと考えている．

表 4.7: 追加実験結果

$T_{value}$	作風	再現率 (%)	適合率 (%)	F 値 (%)
0.005	少年向け	55	70	59
	少女向け	76	63	68

## 第5章 おわりに

### 5.1 まとめ

イラスト画像は近年多くの人に親しまれおり、その人気は国内にとどまらず国外にも広まっている。それに伴い、イラスト画像を対象としたウェブ上でのサービスの需要も大きくなってきている。我々はイラスト画像を見たとき、画像から様々な印象を受ける。またそれらの印象は組み合わせることでイラスト画像の持つ独特の雰囲気形成する。本研究ではこのようなイラスト画像から得られる印象や雰囲気を作風と呼ぶ。イラスト画像を見慣れた人々はこの作風という特徴を基にイラスト画像の作者が誰であるかを判断したり、それらのイラストが用いられている漫画作品のジャンルを判断していると考えられる。

イラスト画像を対象とした研究には、イラスト画像の絵柄をスタイルとして定義し、スタイルによる画像の分類を行うものや、画像中に出現したキャラクタの名前の推定を目的としたものがある。これらの研究では、特徴量として主に線分にまつわる情報を形状特徴量として取り出し活用している。本研究では色情報に関する画像特徴を扱うことで、感性的な特徴である作風を分類するためのモデルを作成した。これにより、イラスト画像の表現する作風を機械的に解析し、それを基にイラスト画像の分類を行うことを目的とした。

本研究では画像の分類にカラーヒストグラムを利用した。カラーヒストグラムとは、対象画像中に出現している色の統計分布の情報である。イラスト画像は共通する作風を持つ場合でも、そ

ここに描かれたキャラクタや構図は作品によって様々である。カラーヒストグラムを用いることで、構図や画像中の形状に左右されることなく、画像中の色合いのみに注目して画像の分類や識別が行えるため、本研究では画像特徴としてカラーヒストグラムを用いることにした。

我々は作風を分類する手がかりとして、イラスト画像中に表れた色以外に、イラスト画像中に表れなかった色について調べることを考えた。これはイラスト画像の作者が作品に用いる色を決定する際に、絶対的な色があるのではなく、相対的に使用色を決定しているのではないかという仮定から得られた手法である。我々は、イラスト画像中で出現頻度が低い色、言い換えると使用を避けられている色に作風を解析するための手がかりがあると考えた。そして先行研究にて、出現頻度の低い色に注目したカラーヒストグラムである「Low Frequency Histogram; LF-hist」を提案した。LF-hist はイラスト画像中における、色の階調間の出現頻度の大小に注目して作成されるカラーヒストグラムである。先行研究では、LF-hist を用いた少年向け・少女向けの作風分類実験にて、通常のカラーヒストグラムを用いた場合と比較して、よりよい分類結果が得られた。

しかしこのヒストグラムは、実際のヒストグラム値を参照しない手法で作成されたため、いくつかの条件下において、実際には低いヒストグラム値を持つ、出現頻度が低い色の情報を上手く抽出できない問題点があった。本論文ではこの問題点を改善する手法として、新たなヒストグラムである vLF-hist の作成を行った。vLF-hist では、出現頻度の低い色を決定する際に、相対的な差を比較するのではなく、ヒストグラム値に閾値を設定することで、絶対的な値の大小を元に色の出現頻度を決定した。これにより、従来の LF-hist と比較してより正確に色の出現頻度を

判定することが可能になり、誤ったヒストグラム値の操作が無くなった。

提案手法の評価するための、分類実験を行った。実験では漫画単行本の表紙画像を用いて、実験用画像が少年向けの漫画表紙画像か、少女向け漫画表紙画像かを分類することで、イラスト画像の表現している作風の分類実験を行った。また実験では特徴量として、提案手法である vLF-hist のほかに、ベースラインとして通常のカラーヒストグラムと、提案手法による改善率を評価するため、先行研究で提案した LF-hist を用いて分類を行った。実験の結果、新たに提案した vLF-hist を用いる事で、再現率と適合率ともに、分類性能は向上した。また追加で行った実験の結果、vLF-hist は作風に基づいたイラスト画像分類の他に同一作者によって描かれたイラスト画像の分類や、作者同定に関する研究について有効である可能性が得られた。

今後は、異なる種類の作風について分類実験を行う他に、イラスト画像の作者推定を目的とした研究にも挑戦していく。



## 謝辞

本研究を進めるにあたり、絶えず熱心に御指導、ご教授頂いた徳島大学大学院社会産業理工学研究部 北研二教授に心から感謝しお礼申し上げます。イラスト画像という一般的ではない研究テーマでしたが、北先生からご指導賜りましたお陰でこうして一つの研究として長年取り組むことができました。技術的には至らない部分も多く、未熟な私でしたが、こうして博士後期課程まで研究を続けることができたのも、ひとえに北先生からの時に厳しく、時に優しい、熱心な指導の賜物であると考えております。技術的なことだけでなく、研究者としての在り方を示して下さった北先生には、感謝の言葉が絶えません。

また、本論文の作成について主査、副査をご担当いただき、示唆に富んだご意見を賜りました徳島大学大学院社会産業理工学研究部 獅々堀正幹教授、泓田正雄教授に心から深く感謝いたします。

また、日々熱心に御指導、御教授頂いた徳島大学大学院社会産業理工学研究部 吉田稔講師、松本和幸助教に心から感謝、お礼申し上げます。博士後期課程へ進学した私に、丁寧な研究指導と、博士学生としての生活についてご指導いただいたこと、誠に感謝しております。研究がうまく進まなかったときや、研究室内でトラブルが発生したときなど、たくさんのご迷惑をおかけしましたが、そのような私にも辛抱強く見守ってくださり、ご支援いただきましたこと、本当にありがとうございました。卒業後の進路として、大学教員になることを選んだのも、ひとえに両先生から受

けた恩に報いるため、また自分が受けた恩を別の誰かに繋いでいきたいという考えから生まれたものでした。

本論分を支援いただいた、徳島大学北研究室の博士後期課程諸氏、博士前期課程諸氏、そして学部4年生諸氏の皆様に感謝し、心からお礼申し上げます。先輩として頼りなく、至らない部分も多かった私ですが、皆さんが笑顔で受け入れてくれたお陰で、私は北研究室の学生として、日々充実した気持ちで研究を行うことができました。

最後に、研究活動にご理解いただき、また研究者としての進路を選んだ私を暖かく見守り、支援くださった両親と祖父母に心から感謝いたします。

この研究に関わった皆様から頂いたご協力、ご支援のことは決して忘れず、これからの社会人生活に活かし、私自身もまた誰かの助力となれるよう精一杯尽力してまいります。ほんとうにありがとうございました。

## 参考文献

- [1] Pixiv, <http://www.pixiv.net/>.
- [2] 多田 昌裕, 加藤俊一, “階層的分類を用いた視覚感性のモデル化と類似画像検索への応用”, 情報処理学会論文誌. データベース 44(SIG\_8(TOD\_18)), pp37-45, Jun, 2003 .
- [3] 多田 昌裕, 加藤俊一, “類似する画像領域の特徴解析と視覚感性のモデル化”, 電子情報通信学会論文誌. D-II, 情報・システム, II-パターン処理 J87-D-II(10), pp1983-1995, Oct, 2004 .
- [4] 栗山 繁, “イラストスタイルの認知的分類に基づく識別モデルの構築”, IPSJ SIG Notes 2013-CG-152(3), pp.1-7, 2013 .
- [5] 栗山 繁, “イラスト画像のスタイル識別子生成”, 情報処理学会 論文誌 56(8), pp.1657-1666, 2015 .
- [6] 門倉健斗, 長名優子, “タッチの類似性を考慮したイラストの検索”, 情報処理学会全国大会講演論文集 75th, 2号, pp603-604, Mar, 2013
- [7] Masaki Saito, and Yusuke Matsui, “Illustration2Vec: a semantic vector representation of illustrations”, Proceeding SA '15 SIGGRAPH Asia 2015 Technical Briefs Article, no.5, Nov, 2015
- [8] 新井里美, 荒井正之, “目の特徴を用いた漫画キャラクタの認識”, 情報処理学会全国大会講演論文集 73th ,1号, pp.445-446, Mar, 2011

- [9] 辻麻美, 飯倉麻子, 小館亮之, 石井大祐, 下村道夫, “登場人物の瞳および顔要素の配置特徴に基づく漫画作品類似度評価”, 情報処理学会研究報告 オーディオビジュアル複合情報処理 80(2), pp.a-5, Feb, 2013
- [10] 藤澤 日明, 松本 和幸, 吉田 稔, 北 研二, “キャラクタの顔を用いたイラスト画像の作者識別”, HCG シンポジウム 2013, vol.HCG2013-I-2-1, pp.523-530, 2013 年 12 月
- [11] 塩澤秀和, 西山晴彦, 松下温, “人間のあいまいな感性を反映する絵画検索システム”, 情報処理学会研究報告. HI, ヒューマンインタフェース研究会報告 94(34), pp33-40, May, 1994
- [12] Dalal, N., Triggs, B. and Schmid, C. “Human detection using oriented histograms of flow and appearance”, IEEE European Conf. on Computer Vision (ECCV), Vol.2, pp.428-441, 2006
- [13] 藤澤日明, 松本和幸, 奥村紀之, 吉田稔, 北研二, “アスキーアートへの挑戦 - 画像特徴量によるアプローチ -”, 人工知能学会誌 32(3), pp.364-370, May, 2017 .
- [14] Kazuyuki Matsumoto, Akira Fujisawa, Minoru Yoshida, and Kenji Kita, “Emotion Recognition of Emoticon Based on Character Embedding”, Journal of Software, vol.12, no.11, pp.849-857, 2017 .
- [15] Akira Fujisawa, Kazuyuki Matsumoto, Minoru Yoshida, and Kenji Kita, “Facial Expression Classification Based on Shape Feature of Emoticons”, Proceedings of 1st International Conference on Machine Learning and Data Engineering (iCMLDE2017), pp.29-34, Sydney, Nov. 2017 .

- [16] 本田理絵, 鈴木康広, 大堀隆文, “画像における色ヒストグラムと感性の関係”, 情報科学技術フォーラム一般講演論文集 4(3), pp87-88, Aug, 2005 .
- [17] 渡辺隆志, 長谷川美紀, “色ヒストグラムを用いた類似画像分類に関する考察”, 映像情報メディア学会技術報告 30(55), pp37-40, 2006 .
- [18] 山本英典, 岩佐英彦, 竹村治雄, 横谷直和 “色情報の空間分布を考慮した類似画像検索”, 映像情報メディア学会技術報告 23(9), pp45-50, Feb, 1999 .
- [19] Akira Fujisawa, Kazuyuki Matsumoto, Minoru Yoshida, and Kenji Kita, “An Illustration Image Classification Focusing on Infrequent Colors”, International Journal of Advanced Intelligence (IJAI), Vol.8, No.1, pp.72-83, May, 2016 .
- [20] Akira Fujisawa, Kazuyuki Matsumoto, Minoru Yoshida, and Kenji Kita, “Improvement of the Histogram for Infrequent Color-Based Illustration Image Classification”, Fuzzy Systems and Data Mining II, Frontiers in Artificial Intelligence and Applications, vol.293, pp.299–305, Dec, 2016 .
- [21] LIBSVM, <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.
- [22] 楽天 Kobo, <https://books.rakuten.co.jp/e-book/>.
- [23] TrevorHastie, RobertTibshirani, JeromeFriedman 著 (杉山将, 井手剛, 神鷲敏弘, 栗田多喜夫, 前田英作 監訳) “統計的学習の基礎-データマイニング・推論・予測-”, 共立出版, ISBN:978-4-320-12362-5, Jun, 2014.
- [24] RichardSzeliski 著 (玉木徹, 福嶋慶繁, 飯山将晃, 鳥居秋彦, 栗田多喜夫, 波部斉, 林昌希, 野田雅文 訳) “コンピュータビジョ

ン-アルゴリズムと応用-’, 共立出版, ISBN:978-4-320-12328-1,  
Nar, 2013.

[25] David A.Forsyth, JeanPonce 著 (大北剛 訳) “コンピュータ  
ビジョン”, 共立出版, ISBN:978-4-320-12157-7, Jan, 2007.