閲覧者による印象を考慮した
イラスト投稿者の検索

筑波大学
図書館情報メディア研究科

２０１３年３月

宮嶋　清人

目 次

第 1 章　はじめに **1**
1.1　研究の背景 1
1.2　本研究における取組の概要 2
1.3　本論文の構成 4

第 2 章　関連研究 **5**
2.1　既存のイラストレータ検索とその問題点 5
2.2　SNS における人物検索 6
2.3　印象や嗜好を利用した検索 7
2.4　適合性フィードバックに関する研究 9
2.5　本研究の位置付け 11

第 3 章　提案手法：印象を利用したイラスト投稿者の検索 **12**
3.1　閲覧者の印象を利用したイラスト投稿者の検索手法 12
3.2　予備調査 1：検索に使用する印象の選定 13
3.2.1　調査目的 13
3.2.2　調査方法 14
3.2.3　調査結果 15
3.2.4　考察 15
3.3　予備調査 2：選定した印象に対する認識の一貫性の調査 19
3.3.1　調査目的 19
3.3.2　調査方法 19
3.3.3　調査結果 19
3.3.4　考察 20
3.4　予備実験：ランキングに採用する手がかりについての検証 21
3.4.1　実験目的 21
3.4.2　実験方法 21

3.4.3 実験結果 22
3.4.4 考察 22
3.5 まとめ 24

第 4 章 決定木を用いた印象の自動推定 25
4.1 実験目的 25
4.2 実験方法 26
4.2.1 決定木に用いる素性 26
4.2.2 訓練データとテストデータ 26
4.2.3 実験の手順 27
4.3 実験結果 27
4.4 考察 (1)：決定木による印象推定の有効性について 30
4.5 考察 (2)：決定木において利用された手がかりについて 30

第 5 章 情報要求に適合する投稿者の情報を用いた検索性能の向上 33
5.1 実験目的 33
5.2 提案：適合した投稿者の情報を用いた再ランキング 33
5.3 実験方法 34
5.4 実験結果 35
5.5 考察 35

第 6 章 まとめ 38
6.1 本研究のまとめ 38
6.2 今後の課題 39

謝辞 41

参考文献 42

第1章　はじめに

1.1　研究の背景

SNS のユーザ数は年々増加しており，様々な人物が情報を発信するようになってきている [23]。SNS の普及に伴い，SNS 上で活動している人物に注目して，書籍の執筆や，動画やイラストなどの作成を依頼するといった動きも見られるようになってきた。特に，イラストのように，制作物にその人の個性が明確に現れ，かつ求められるテーマが多様なコンテンツである場合，依頼者の目的に合うイラスト制作者を探索できる利益は大きい。このため，SNS 上において活動しているイラストレータを効率良く探索することは重要な課題である。

図 1.1: イラスト投稿者に仕事を依頼する

イラストレータを探索するための既存のサービスとしては，イラストレーターズ JP ネット [11]，e-space[2]，cubic[29] などが挙げられる。こうしたサービスでは，イラストレータをその人の得意とするモチーフやジャンル，テーマ，印象などにより検索することができる。しかし，既存のサービスでは，イラストレータの情報を人手で登録しているため，SNS に見られるような多数のイラスト制作者に対応することは困難である。

そこで，本研究では，イラスト共有 SNS に着目し，その人が描くイラストの印象とモチーフを利用して，SNS 上で活動している様々なイラスト投稿者を検索する。

日本におけるイラスト共有 SNS としては Pixiv[13]，TINAMI[9]，ニコニコ静画 [12] などのサービスが挙げられ，また，本年度においても，Yahoo!Japan が新たな画像投稿

SNS[10] を公開しており，今後も類似したサービスが増加していくとみられる。本研究では特に，Pixiv に焦点を当てて研究を行う。Pixiv においては，イラストを探すための機能として，キーワードやタグ[1]による検索，ブックマーク情報に基づいた推薦，イラストの評価点によるランキングなど，様々な手段が提供されている。一方で，イラスト投稿者を探す機能としては，ユーザ名や自己紹介文を対象として検索を行う機能があるものの，充分ではない。自己紹介文には好きなモチーフは書いても，印象に関する語はあまり書かれない。そのため,「緊張感や迫力のある戦闘シーンを描く人を探したい」といった要求を満たすことは難しい。

他の 2 つのイラスト共有 SNS においても，イラストにタグを付与して投稿スタイルを採用している。しかし，TINAMI においては，タグはイラスト投稿者のみが付与する仕組みであり，イラストを閲覧したユーザが付与することはできない。そのため，印象に関するタグが付与されることは非常に稀であり，本研究の目的とは合わない。また，ニコニコ静画においても，イラストを閲覧したユーザもタグを編集することが可能であり，本研究で提案する手法が利用できる可能性がある。

こうした背景を踏まえて，本研究ではイラスト共有 SNS に着目し，イラスト投稿者が描いたイラスト群に付与されたタグを用いてその投稿者の印象を推定し，検索に利用する手法を提案する。

1.2 本研究における取組の概要

本研究では，イラスト共有 SNS において，各投稿者が描いたイラスト群に付与されたタグから，その投稿者の印象を推定し (図 1.2)，検索に利用する。検索に使用する印象と，その推定方法については，3 章と 4 章で説明する。

提案手法では，図 1.3 のように，探したいイラスト投稿者の描くモチーフと，描いたイラストが与える印象を指定することで検索を行う。入力された検索条件から，検索者の要求を満たす可能性が高いイラスト投稿者の順にランキングを作成し，各投稿者を比較しながら適切な人物を探すことができる。投稿者の印象はレーダーチャートとして表示する。これにより，その人が描くイラストがどのような印象を与えるかを視覚的に表現し，他の投稿者との比較に利用する。また，印象の量だけではどのようなイラストを描くかが分からないため，その人の投稿イラストの例も同時に表示する。検索者は，これらの情報をもとに，イラスト投稿者を比較し，自分の要求を満たす人物を探すことが

[1]多数のユーザがそのコンテンツに対して自由に付与する短い文字列。主にコンテンツの分類や検索に利用される。イラストのモチーフや，ジャンル分け，印象，感想など様々なものが存在する。

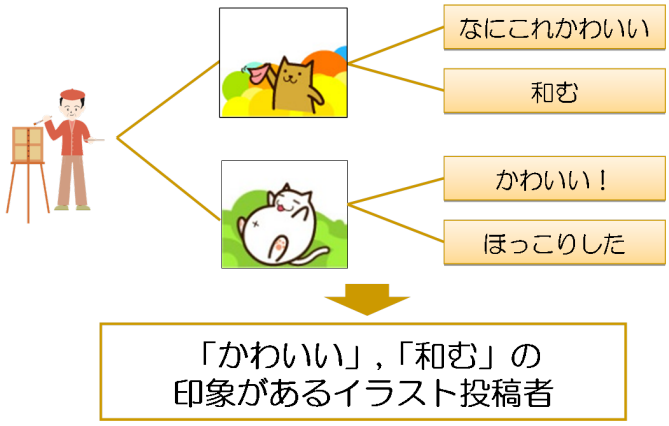

図 1.2: タグからイラスト投稿者の印象を推定

できる。

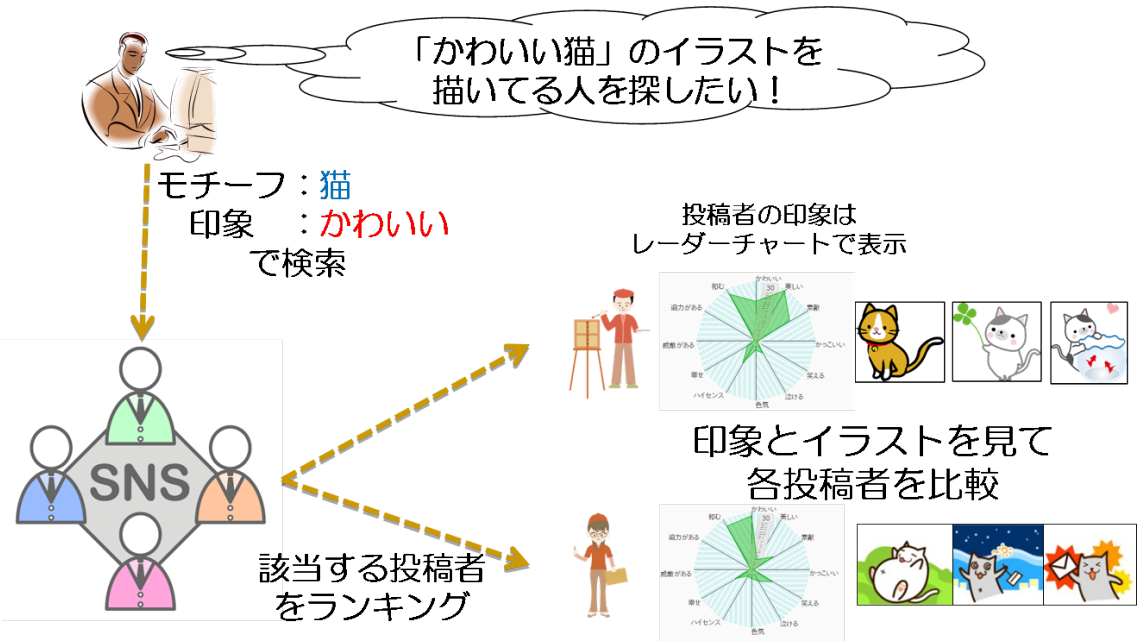

図 1.3: 提案するイラスト投稿者検索のイメージ図

イラスト共有 SNS を利用することにより，多数のイラスト投稿者を検索することができるようになるだけでなく，SNS における評価を比較することができるようになる。また，まだ知られていない将来性のある人物や，SNS 上のみで活動している人物の発見にも役立つ可能性がある。

1.3 本論文の構成

2 章では，関連研究を既存のイラストレータ検索，印象や嗜好を利用した検索，重みやクエリ拡張に関する研究の 3 つの項目に分けて紹介する。3 章では，提案手法の紹介と，イラスト投稿者の検索に用いる印象の選定や，選定した印象の妥当性を検証するための予備調査について述べる。4 章では，決定木によるイラスト投稿者の印象の自動推定について評価実験と考察を行う。5 章では，適合性フィードバックを組み込んだシステムの評価実験と考察を行う。最後に，6 章で本論文のまとめと今後の課題について述べる。

第2章　関連研究

本章では，本研究に関連する研究を，次の 4 つの側面に分けて紹介する。

1. 既存のイラストレータ検索
2. SNS における人物検索
3. 印象や嗜好を利用した検索
4. 適合性フィードバックに関する研究

2.1 節では，既存のイラストレータ検索システムを紹介し，本研究で提案するイラスト投稿者検索システムの利点について述べる。2.2 節では，SNS における人物検索に関する研究を紹介し，様々な SNS 上における人物検索の現状について触れ，イラスト共有 SNS において投稿者を検索する際に有効な方法について検討する。2.3 節では，印象や嗜好を利用した検索に関する研究を紹介し，それぞれを比較することでどのようにイラスト投稿者を検索する方法が適当であるかを検討する。2.4 節では，検索性能の向上のための適合性フィードバックに関する研究を紹介する。2.5 節では，関連研究を踏まえた本研究の位置付けについて述べる。

2.1　既存のイラストレータ検索とその問題点

既存のイラストレータ検索システムを表 2.1 にまとめる。

表 2.1 で挙げた既存のイラストレータ検索システムを見ると，いずれのシステムにおいてもイラストレータが得意とするモチーフにより検索を行なっている。また，e-space[2] や sugar[16] における「ジャンル」は，モチーフや印象から構成されるものである。そのため，既存のイラストレータ検索システムのほとんどは，モチーフと印象によりイラストレータを検索している。本研究においても，イラスト共有 SNS においてイラスト投稿者を検索する際には，モチーフと印象を利用する。

表 2.1: 既存のイラストレータ検索との比較

サービス名	投稿者のデータ登録	検索に使用する情報
本研究	タグによる自動推定	印象とモチーフにより検索
イラストレーターズ JP ネット [11]	人手で入力	モチーフや印象など
$e-space$[2]	人手で入力	モチーフやジャンルなど
$cubic$[29]	人手で入力	モチーフや画風
$sugar$[16]	人手で入力	モチーフ，ジャンル，仕事のキャリア

既存のイラストレータ検索システムは，いずれもイラストレータに関するデータを人手で登録する方式を採用している。イラスト共有 SNS を対象とする場合，既存のサービスのように人手でイラスト投稿者の情報を登録することは現実的ではない。そこで，タグからイラスト投稿者の印象を自動で推定し，検索に利用する。また，イラスト共有 SNS を対象とすることで，新たに活動を始めたイラストレータや，まだ注目されていない人物を発見することに役立つと考えられる。

そのほか，本研究で対象とするイラスト共有 SNS を利用する利点として，sugar で使用している仕事のキャリアのように，イラストレータの活動期間を把握することは難しいが，イラストの投稿枚数といった別の指標を利用することで評価できるといったことが挙げられる。また，本研究で手がかりとして利用するイラスト共有 SNS におけるタグには，画風に関するタグは幅広くは出現しない。ただ，その中でも，個性的な作品に対する「ハイセンス」など，タグとして出現する一部の画風を，印象としてカバーすることを試みる。

2.2 SNS における人物検索

SNS における人物検索に関する研究を表 2.2 にまとめる。

桑原ら [30] は，マイクロブログにおいて，ユーザの発言からシソーラスを半自動的に作成するシステムを作成し，3,500 名のユーザの発言を分析し，特徴的なトピックやそれに対する感情を抽出することで，興味・嗜好が類似したユーザを推薦している。マイクロブログの場合，投稿者は，トピックとそれに対する感情を直接表現する。一方，イラスト共有 SNS の場合は，イラスト投稿者以外のユーザもタグを付与することが可能で

表 2.2: SNS における人物検索

研究者	研究対象	手法
本研究	イラスト共有 SNS	投稿イラストに付与されたタグから投稿者の印象を推定 描いたモチーフと印象により投稿者を検索
桑原ら [30]	マイクロブログ	ユーザ間の交流とネットワーク情報により人物を推薦
後藤ら [22]	マイクロブログ	ユーザの発言における特徴的なトピックと それに対する感情から嗜好を表現し，人物の推薦に利用

ある。そのため，イラストに付与されるタグを利用して投稿者を検索する場合，その手がかりは，閲覧者が描いたイラストが，他者から受けた印象となる。本研究では，この印象に関するタグと，モチーフを表現するタグを利用してイラスト投稿者を検索する。

後藤ら [22] は，マイクロブログにおいて，ユーザの交流活動とユーザ間のネットワーク情報を利用して，ユーザの推薦を行なっている。ユーザの交流関係やブックマーク情報などを手がかりとする手法は，類似した趣味や嗜好を持つ人物を探索する場合に有用である。しかし，本研究のように，具体的な条件を満たすイラスト投稿者を探したい場合，ブックマークやユーザの交流関係を直接利用して推薦を行うことは困難である。一方，検索時にランキングする際に，検索者の要求に合致した投稿者と類似したイラストを描く人物を探索したいといった場合には，ブックマーク情報や交流関係を利用する手法は有用であるため，提案手法への組み込みを検討する。

2.3 印象や嗜好を利用した検索

印象や嗜好を利用した検索に関する研究を表 2.3 にまとめる。

椋木ら [15] は，11 の対となる印象語 (22 個) を利用して，これらを組み合わせることで様々な画像の印象を表現して検索に利用した。イラスト共有 SNS においては，あまり複雑な印象語をタグとして付与することがないため，椋木らのように基本となる印象語の組み合わせにより検索する方法が有効である。そこで，本研究では椋木らが使用した 22 の印象と，色のイメージ辞典 [28] や Pixiv に投稿されたイラストに付与されていたタグから，イラスト共有 SNS においても有用な印象を選定する。否定的な印象語は，イラスト共有 SNS においてタグとして付与されることがほとんど無いため，本研究では使用しない。そのため，本研究で使用する印象の数は椋木らの研究より少ない。印象の選定の詳細は，3 章で説明する。

表 2.3: 印象や嗜好を利用した検索に関する研究の一覧

研究者	検索対象	利用する特徴	使用する印象	取り組み内容
本研究	イラスト投稿者	文字列	12 個	モチーフと印象によりイラスト投稿者を検索。印象はイラストに付与されたタグから推定
椋木ら [15]	画像	文字列	22 個	印象語の組み合わせにより画像を検索
住元ら [20]	画像	文字列	—	ユーザのブックマークから嗜好を推定し，類似した嗜好を持つユーザの情報を利用して推薦
中村ら [24]	動画	文字列	5 個	動画に寄せられたコメントから印象を推定
北川ら [19]	画像	画像特徴	180 個	色彩情報から画像の印象を推定
福井ら [17]	画像	画像特徴	約 20 個	画像特徴量に応じて印象語の重みを設定
栗田ら [25]	画像	画像特徴	30 個	印象語と画像特徴量の相関関係により検索

住元ら [20] は，イラスト共有 SNS において，ユーザがブックマークしたイラスト群に付与されたタグからそのユーザの嗜好を推定し，イラストの推薦に利用した。イラストの推薦には，その人と嗜好が似ているユーザのブックマーク情報を利用する。その際，嗜好が似ているだけでなく，投稿イラストの評価が高いユーザ，ブックマークを多数している良質なユーザの情報を利用し，良質な推薦を行っている。複数のイラストに付与されたタグを利用するという点は本研究と共通しているが，本研究では，ある投稿者の投稿イラスト群に付与されたタグからその投稿者の印象を推定し，検索に利用する。

中村ら [24] は，動画に寄せられたコメントから,「Happy」「Sad」といった 5 つの印象を推定し，より興味深いコンテンツを検索するために利用した。この研究では，ひとつの動画に対して，印象を推定するための十分な手がかりが含まれていない場合に，うまく推定できないという問題点がある。本研究においては，イラスト投稿者の印象を推定する際に，1 つのイラストからではなく，複数のイラストに付与されたタグを利用することでこの問題へ対処する。

その他，印象を使った画像検索に関する研究として，北川ら [19]，福井ら [17]，栗田

ら [25] の研究が挙げられる。北川ら [19] は，画像の色彩情報をもとに画像の印象を推定し，検索に利用した。福井ら [17] は，画像から抽出した色彩特徴量，エッジ特徴量，テクスチャ特徴量などの画像特徴量と，様々な印象語との対応付けし，各印象語に使用する特徴量の重み付けを行なっている。栗田ら [25] は，絵画に対して付与された印象語と，画像特徴量の相関関係を利用して画像検索を行なっている。

画像特徴量による検索は，1 枚 1 枚の画像を検索する上では非常に効果的である。一方，画像特徴量からイラスト投稿者の印象を推定する場合，その人が描く様々なイラストから推定した印象を集積するため，描くモチーフや，色使いの個人差により，適切な結果が得られない可能性がある。本研究では，閲覧ユーザにより付与されたタグからイラスト投稿者の印象を推定することにより，イラスト投稿者ごとの色使いの差や，描くモチーフによらず，印象を推定することを試みる。

2.4 適合性フィードバックに関する研究

イラストに付与されるタグは，類似した内容のイラストであっても，付与するユーザや，扱う題材などに応じて表記が揺れることが多く，検索時に入力したクエリだけでは，同じモチーフや印象を描くイラスト投稿者であっても，検索漏れが発生する可能性がある。また，3 章で選定する 12 の印象の他にも，付与される頻度は低くても，検索に利用することで良い結果が得られる印象が存在する。こうした理由から，クエリを拡張する必要があると考えた。

そこで，本研究では，検索結果から適切なイラスト投稿者を選択し，フィードバックを行うことでクエリを拡張する。適合性フィードバックに関連した研究を表 2.4 にまとめる。

適合性フィードバックの代表的なアルゴリズムとして，Rocchio[7] の提案した手法が挙げられる。Rocchio は，検索結果から検索者の要求に適合する文書と適合しない文書を選択し，それぞれの文書集合に含まれる文書数を用いて検索クエリの重みを調整した。本研究においては，Rocchio の手法を踏まえて，選択したイラスト投稿者の投稿イラストに付与されたタグの重みを計算し，クエリを拡張することで，検索結果を再ランキングする。

適合性フィードバックを用いたクエリ拡張に関連した研究として，中山ら [26]，原島ら [21]，大石ら [27] の研究が挙げられる。中山ら [26] は，クエリ画像を入力し，類似した画像特徴量を持つイラストを検索している。発見した画像に対して，検索者の意図へ

表 2.4: 適合性フィードバックに関する研究の一覧

研究者	検索対象	フィードバックに使用する情報	フィードバック方法
本研究	イラスト投稿者	投稿イラストに付与されたタグ	選択した投稿者のイラストに付与されたタグから，モチーフに関連するタグや，印象に関連するタグを拡張する。
Rocchio[7]	文書集合	文書数	検索者の要求に適合する文書と不適合な文書に基づいて，検索クエリの重みを調整
中山ら [26]	画像	画像特徴量 画像への評価	クエリとなる画像を入力し，類似した画像を検索する。その際に，フィードバックにより検索者の意図を学習する。
原島ら [21]	文書	単語	テキストに含まれる単語だけでなく，潜在的に現れうる単語の情報を利用
大石ら [27]	Web ページ	単語	単語間の距離と, RSV によりクエリを拡張

の適合性をフィードバックすることで検索者の意図を学習させ，検索の精度を高めた。この研究では，画像の適合性を 1 枚ずつフィードバックすることで，検索の精度を改善している。本研究においては，前節の最後で述べたとおり，画像特徴量ではなく，タグを用いて検索を行うため，タグを特徴量としたフィードバックを行う。また，1 枚の画像の情報をフィードバックするのではなく，イラスト投稿者単位で，同じ人物が描いた複数のイラストに付与されたタグをフィードバックに利用する。原島ら [21] は，テキスト中に出現する単語に加えて，テキストに現れうる単語を推定し，フィードバックに利用している。大石ら [27] は，センテンス間の距離と RSV (Robertson's Selection Value) を組み合わせることで，重要な単語を抽出し，クエリ拡張に利用していた。ここで挙げた原島らと大石らは，どちらも単語をベースにフィードバックを行っている。本研究では，検索者の要求に適合するイラスト投稿者の投稿イラストに付与されたタグをもとに，検索に有用なタグを推定し，クエリを拡張する。

以上の研究を踏まえて，本研究では，検索結果から検索者の要求に適合するイラスト

投稿者，適合しないイラスト投稿者を選択し，選択した投稿者の投稿イラストに基づいて検索クエリを拡張し，再ランキングを行う。

2.5 本研究の位置付け

本研究では，本章で紹介した関連研究を踏まえて，イラスト共有SNSにおいて，イラスト投稿者をモチーフと印象により検索する手法を提案する。イラスト共有SNSを対象とすることで，データを人手で入力する既存のイラストレータ検索システムでは対応することが困難であった，新規に活動を開始したイラストレータや，まだ注目されていないような人物の発見に役立てることができる。また，イラスト共有SNSにおいて，印象とモチーフを手がかりとしてイラスト投稿者を探索することにより，具体的な要求を満たす人物を探索することが可能となる。3章と4章では，ソーシャルタグを利用してイラスト投稿者の印象を推定するために，有用な印象を選定することや，印象の推定精度を向上させるための工夫について，議論を行う。また，適合性フィードバックを利用した，イラスト投稿者の再ランキングに関する実験は，5章にて行う。

第3章　提案手法：印象を利用したイラスト投稿者の検索

本章では，本研究における提案手法の説明と，イラスト投稿者の検索に使用する印象の選定についての説明を行う。3.1 節では，本研究における提案手法を説明する。3.2 節では，イラスト投稿者の検索に使用する印象の選定について説明する。3.3 節では，被験者実験を通じて，3.2 節で選定した各印象が，人によらず共通して認識することができるかを検証する。3.4 節では，イラスト投稿者のランキング方式についての検討を行う。3.5 節では，本章のまとめを行う。

3.1　閲覧者の印象を利用したイラスト投稿者の検索手法

本研究では，イラスト共有 SNS において，あるイラスト投稿者が描いたイラスト群に付与されたタグから，その投稿者の印象を推定し，検索に利用する手法を提案する。

提案手法における検索の流れを図 3.1 に従って説明する。

1. はじめに，検索者が探したい投稿者の (1) 描くモチーフをクエリとして入力し，(2) 印象を選択する。

2. 1. のクエリを受け，システムは，(1) を満たし，(2) とタグから推定した印象が近い投稿者をランキングの上位に表示する。

3. 検索者は，2. の検索結果を見て，(3) 投稿者の印象を表すレーダーチャートと，(4) 投稿イラストを見て，自分の要求を満たす投稿者を選択する。

本手法により，特定の印象を与えるイラストを描く投稿者の探索や，同じ印象を与えるイラストを描く投稿者同士を用意に比較できるようになる。イラスト投稿者の印象は，3.2 節で選定する。投稿者のランキングについては，3.4 節で検討する。

図 3.1: 検索の流れ

3.2 予備調査 1：検索に使用する印象の選定

本研究でイラスト投稿者の検索に使用する印象は，椋木ら [15] の研究や，色のイメージ事典 [28] に記載されていた印象から幾つかの候補を用意した。

3.2.1 調査目的

予備調査 1 の目的は，イラスト投稿者の検索に使用する印象を選定することである。あるイラスト投稿者が描いたイラストを見て投稿者に対して判定した印象と，タグから推定したその投稿者の印象が合致するかにより，提案手法においてイラスト投稿者の検索に利用できるかを判定する。これにより，イラスト投稿者の印象をタグから自動推定する可能性を検証できる。

3.2.2 調査方法

1. 印象の選定方法
   本研究では，イラスト投稿者の検索に使用する印象を以下の手順により選定した。

   (a) 椋木ら [15] の研究で定義されていた 22 の印象から，イラスト共有 SNS においても有用な印象を選定する。

   (b) (a) の項目だけでは対応できない印象に関する項目を，色のイメージ事典 [28] に記載されていた印象語を利用して補足する。

   (c) (b) に加えて、Pixiv から収集した 60 名分のイラスト 1,800 枚に付与された印象に関するタグを集計し，幾つかのグループを作成した。

2. タグから推定した印象と目で見て判定した印象の比較
   「タグから推定したイラスト投稿者の印象」と,「その投稿者が描いたイラストを見て，投稿者に対して判定した印象」の 2 つを比較し，イラスト投稿者の検索に利用できる可能性がある印象を選択する。

   この際,「印象がある」と判定する基準を以下の様に設定した。

   (a) 目で見て判定した印象
   その投稿者が描いたイラスト 30 枚中に，該当する印象を含むと判定できるイラストが 2 枚以上ある。

   (b) タグから推定した印象
   そのイラスト投稿者が描いたイラスト 30 枚中に，その印象に関するタグが 2 枚以上付与されている。

   また，本研究における印象カテゴリとして利用する際の基準を，以下の様に設定した。

   (a) 目で見て判定した印象と，タグから推定した印象の一致率が 10%を超える。

   (b) 目で見て判定した印象と，タグから推定した印象の一致率が，一致しない確率の 2 倍以上である。

   調査に使用するデータは，イラスト共有 SNS の Pixiv[13] から収集した。2 日分の

デイリーランキング[1]にランクインしたイラストの投稿者から，次の 2 つの条件を満たす人物の投稿イラストを取得した。

(a) デイリーランキング上位 50 位以内

(b) イラストを 30 枚以上投稿している

上記の条件を満たした 60 名のイラスト投稿者に対して，各投稿者の最新の投稿イラスト 30 枚 (計 1,800 枚) に付与されたタグを取得した。

上記の条件は，イラスト共有 SNS 上で一定以上の評価がされており，ある程度継続してイラストを投稿している人物を検索対象とすることに加えて，描いている印象やモチーフを利用して投稿者同士を比較する際に，イラストの投稿枚数による影響を抑えるために設定した。

3.2.3 調査結果

1. 選定の候補となる印象
   3.2.2 節の手順により，椋木ら [15] の研究で定義されていた印象や，色のイメージ辞典 [28] に記載されていた印象，および Pixiv から取得した 1,800 枚のイラストに付与されていたタグから，イラスト共有 SNS においてイラスト投稿者を検索する際に有用な印象を選定した結果，表 3.1 の 17 の印象が候補となった。

2. タグから推定した印象と実際の印象の比較
   候補となる表 3.1 の 17 の印象に対して，各投稿者のイラストを見て判定した印象と，イラストに付与されたタグから推定した印象を比較してその一致率を計算したところ，表 3.2 のような結果が得られた。

3.2.4 考察

表 3.2 の結果から，表 3.1 で選定した 17 の印象を，以下の 3 つのグループに分類する。

1. 基準を満たした印象
   3.2.2 で設定した基準を満たした印象として，以下の 8 つが挙げられる。

[1]Pixiv では，投稿されたイラストに対してユーザが点数をつけて評価するシステムを採用しており，この点数を利用してイラストのランキングを生成している。デイリーランキングは前日に付けられた点数の合計により決定される。

表 3.1: イラスト投稿者の印象の候補

候補となった印象	該当タグの付与回数	椋木らの研究	色のイメージ辞典
かわいい	346	—	可憐な
美しい	258	—	きれい
色気	183	—	セクシーな
泣ける	165	—	悲しい
素敵	155	—	—
笑える	149	—	面白い
かっこいい	141	—	かっこいい
ハイセンス	99	シック 粋な	粋な
幸せ	41	—	幸せな
和む	21	穏やか	穏やか
迫力がある	21	躍動感	激しい
威厳がある	16	威厳のある	格調のある
温かい	16	温かい	やさしい
こわい	10	—	こわい
美味しそう	10	—	—
憂鬱	9	鬱陶しい	陰気な
爽やか	8	爽やか	爽やかな

表 3.2: タグから推定した印象とイラストを見て判定した印象の比較

印象	目で見て判定した印象と タグから推定した印象が一致	目で見て判定した 印象のみ存在	タグから推定した 印象のみ存在
かわいい	80.0%	5.0%	5.0%
美しい	46.7%	5.0%	3.3%
色気	36.7%	5.0%	1.7%
泣ける	36.7%	1.7%	5.0%
素敵	46.7%	11.7%	5.0%
笑える	38.3%	1.7%	5.0%
かっこいい	41.7%	1.7%	3.3%
ハイセンス	21.7%	6.7%	1.7%
幸せ	11.7%	5.0%	1.7%
和む	6.7%	3.3%	0.0%
迫力がある	6.7%	0.0%	1.7%
威厳がある	6.7%	3.3%	0.0%
温かい	1.7%	3.3%	3.3%
こわい	1.7%	0.0%	3.3%
美味しそう	3.3%	0.0%	0.0%
憂鬱	1.7%	3.3%	0.0%
爽やか	0.0%	5.0%	1.7%

- かわいい
- 美しい
- 素敵
- かっこいい
- 笑える
- 泣ける
- 色気
- ハイセンス

2. 基準を満たさないが，検索に利用できる可能性がある印象

   - 幸せ
   - 威厳がある
   - 迫力がある
   - 和む

   これらの印象は,「素敵」と「幸せ」,「威厳がある」と「迫力がある」,「かわいい」と「和む」のように，1 枚のイラスト中に同時に含まれている頻度が高かった。そのため，どちらか一方の印象のみタグとして付与されている場合が多く，基準を満たさなかった。しかし，これらの印象があると目で見て判定することができる投稿者も多数見られるため，イラスト投稿者の検索に採用する。

3. 採用しない印象

   以下の 5 つの印象は，タグからイラスト投稿者の印象を推定して検索に利用する事が困難であると判断した。

   - こわい
   - 美味しそう
   - 温かい
   - 憂鬱
   - 爽やか

以上のことから，本研究でイラスト投稿者の検索に使用する印象として，表 3.3 の 12 の印象を選定した。

表 3.3: 予備調査 1 を通じて選定した 12 の印象

かわいい	美しい	素敵	かっこいい
笑える	泣ける	色気	ハイセンス
幸せ	威厳がある	迫力がある	和む

3.3 予備調査 2 : 選定した印象に対する認識の一貫性の調査

本節では，被験者実験を通じて，3.2 節で選定した 12 の印象に対する認識の共通性を検証する。

3.3.1 調査目的

予備調査 2 の目的は 2 つある。まず，3.2 節で選定した 12 の印象に対して，人によりどの程度共通した認識があるか調査することで，イラスト投稿者の検索に利用できるか確認する。次に，タグからイラスト投稿者の印象を自動推定する際の精度を評価し，本研究における提案手法の実現可能性を示す。

3.3.2 調査方法

4 名の被験者それぞれに対して，28 名の投稿者のイラストを 10 枚ずつ提示し，3.2 節で選定した 12 の印象カテゴリを用いて，イラスト投稿者と，各イラストに対して抱いた印象を回答させた。

1. 各印象に対する認識の調査
   被験者間で，投稿者と，イラストに対して抱いた印象の一致度 (κ 係数 [1]) を算出し，投稿者ごとに印象の一致度を計算した場合と，イラストごとに印象の一致度を計算した場合とを比較した。

2. 印象の自動推定の精度の調査
   タグから推定した投稿者の印象について，各被験者が投稿者に対して抱いた印象を正解として，分類の正確さ (Classification Accuracy) のマクロ平均を計算した。

3.3.3 調査結果

調査の結果，図 3.2，図 3.3 のような結果が得られた。

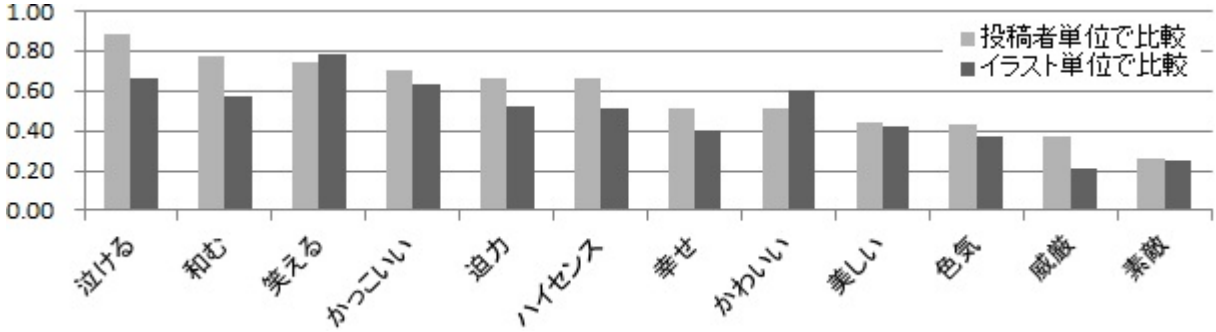

図 3.2: 投稿者の印象の被験者間での一致度 (κ 係数)

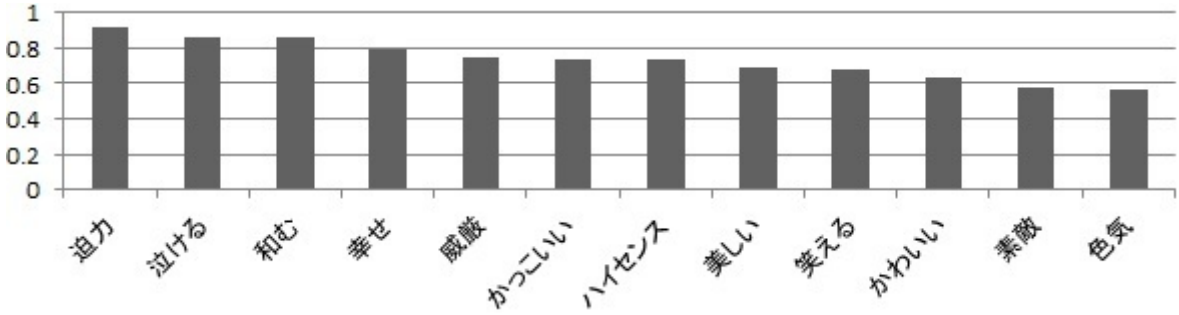

図 3.3: タグを用いた投稿者の印象の自動推定の精度

3.3.4 考察

図 3.2 を見ると，投稿者単位の κ 係数は，イラスト単位の κ 係数よりも高い。両者には，t 検定 (有意水準 5%，両側検定) で有意差が認められた。これは，同じ投稿者のイラストを複数見ることで，その人の特徴的な印象が明確になることによると考えられる。

次に，投稿者単位で印象を見た場合の κ 係数を見ると，ほぼ完全な一致 (almost perfect，$0.8<\kappa \leqq 1.0$) [4] の 1 カテゴリと，高度の一致 (substantial，$0.6<\kappa \leqq 0.8$) [4] の 3 カテゴリは，被験者間で共通した認識があるといえる。中程度の一致 (moderate，$0.4<\kappa \leqq 0.6$) [4] の 6 カテゴリも，モチーフを用いて検索候補を絞り込むことで，認識のずれを抑えることができると考えられる。軽度の一致 (fair，$0.2<\kappa \leqq 0.4$) [4] の 2 カテゴリについて，“威厳がある” は，被験者の 1 人 (女性) が他の被験者 (男性) よりも「印象がある」と判断した投稿者数が極端に低かった。この被験者を除いた 3 人の間での κ 値は，0.74 となることから，印象の判断には性差がある可能性が考えられる。“素敵” は，共通して「印象がある」と判断された投稿者も複数見られたが，特定の人しか「印象がある」と判断しなかった投稿者も多い。“素敵” と感じるものが，見る人の嗜好に影響されるためと考えられる。

図 3.3 を見ると，分類による正確さは，12 カテゴリすべてで 0.5 以上となり，平均は

0.733 となった。“素敵” や “色気” のように，図 3.2 において κ 係数が低いカテゴリは，自動推定の精度も低い。タグを付与する際の認識が人によって異なるため，精度が低くなると考えられる。

3.4 予備実験：ランキングに採用する手がかりについての検証

3.4.1 実験目的

予備実験の目的は以下の 2 つである。

1. 投稿者をランキングする際に，検索条件として入力した「投稿者の描いているモチーフ」と「印象」の両者をスコア計算に組み込むべきかを検証する。
2. スコア計算の際に,「モチーフ」と「印象」のどちらを重視するべきかについて検証する。

3.4.2 実験方法

実験 1：モチーフと印象を含むイラストの枚数を利用したランキング

検索者が指定したモチーフと印象を含むイラストの枚数をスコアとしてランキングする方法について比較実験を行なった。まず，様々なモチーフや印象を描く投稿者を検索する課題を 20 個作成し，以下の 3 つの方針で検索結果をランキングした[2]。付録 A に課題を示す。

1. 指定したモチーフを含むイラストの枚数
2. 指定した印象を含むイラストの枚数
3. 指定したモチーフを含むイラストの枚数 ＋
   指定した印象を含むイラストの枚数

[2]本提案システムでは，ある投稿者の最新の投稿イラスト 30 枚に対して，検索者が指定したモチーフや印象を含むイラストを推定する。そのため，モチーフによるスコア，印象によるスコアともに 30 が最大値となる。

次に，得られた結果に対して，正規化減損累積利得 (Normalized Discounted Cumulative Gain)[3] を上位 5 件 (nDCG5)，および上位 10 件 (nDCG10) について計算し，比較を行った。

実験 2：モチーフと印象の重み付けの検証

「指定したモチーフを含むイラストの枚数」と「指定した印象を含むイラストの枚数」をどのようにスコアに反映させるかについて検討するために，実験 1 と同様の課題に対して得られた結果から，以下の 4 つのランキング方針に対して nDCG を計算し，比較を行った。

1. 実験 1 のランキング方針 3
2. 指定したモチーフを含むイラストの枚数×重み ＋
   指定した印象を含むイラストの枚数
3. 指定したモチーフを含むイラストの枚数 ＋
   指定した印象を含むイラストの枚数×重み
4. 課題に応じて，各方針のうち最も良い結果が得られた重みを利用してスコアを計算

方針 2 と 3 は，指定されたモチーフと印象で検索した際に，どちらか一方によるスコアが極端に大きく，モチーフまたは印象による影響力が小さくなりすぎることを避けるために，一方に重みをつけて計算するという方法である。本発表では，重みを暫定的に 3 倍とした。

3.4.3 実験結果

実験 1 により，表 3.4 の結果が得られた。
また，実験 2 より，図 3.4 の結果が得られた。

3.4.4 考察

表 3.4 を見ると，モチーフと印象を利用してスコアを計算するランキング方針は，他の方針よりも nDCG5，nDCG10 共に高く，t 検定 (有意水準 1%，両側検定) で有意差が

表 3.4: 実験 1 の各方針における nDCG

ランキング方針	nDCG5	nDCG10
指定したモチーフを含むイラストの枚数	0.61	0.65
指定した印象を含むイラストの枚数	0.50	0.52
指定したモチーフの枚数＋ 指定した印象の枚数	0.79**	0.82**

** 有意水準 1%，両側検定で他の方針に対して有意差有り

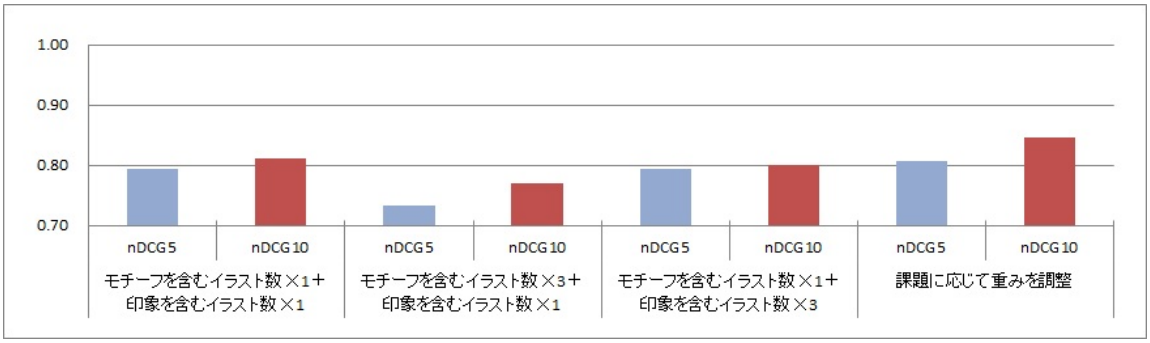

図 3.4: 重みを導入したランキング方針の比較

認められた。このことから，モチーフと印象を組み合わせることにより，イラスト投稿者を効果的に検索できることが明らかとなった。

図 3.4 を見ると，モチーフと印象の重みを 1 : 1 とした場合の方が，モチーフと印象のどちらか一方の重みを 3 倍にした場合よりも，nDCG5，nDCG10 共に高い値となった。特に，モチーフの重みを 3 倍にした際の nDCG が大幅に低下している。

検索の課題に応じて適切な重みを設定した場合は，重みを 1:1 とした時よりも nDCG5，nDCG10 共に高い値となった。また，特に，印象とモチーフの組み合わせが一般によく見られるもの（「かわいい」印象の「女の子」など）の場合は，印象の重みを高く設定したほうが良い結果が得られ，印象と組み合わせた場合に，モチーフが少ない組み合わせ（「かわいい」印象の「男子」）の場合は，モチーフの重みを高く設定したほうが良い結果が得られた。これらのことから，入力されたモチーフに応じて重みを調整するような仕組みを組み込むことで，検索の精度を向上させることができる可能性があると考えら

れる。

3.5 まとめ

3 章では，本研究で提案するイラスト投稿者の検索手法の紹介と，検索に使用する印象の選定および，選定した印象が人によらず共通して認識できるかについての検証実験，イラスト投稿者をランキングする際の手がかりについて検討を行った。

3.3 節の予備調査の結果から，選定した表 3.3 の印象は，人によらず共通した認識があることが確認できた。また，3.4 節の予備実験の結果から，イラスト投稿者の検索には，手がかりとして印象とモチーフの両者を利用する必要があることが分かった。

4 章では，機械学習を利用してイラスト投稿者の印象の推定を行うことで，より多様なタグを印象推定の手がかりとして利用することについて検証する。

第4章　決定木を用いた印象の自動推定

イラスト共有SNSにおいては，SNSの中で生まれた独自の表現や，その時々の流行に応じて様々なタグが生まれる。こうしたタグにも，印象推定に有効な手がかりが多数含まれている。しかし，ルールベースにより印象を判定する方法では，新たに発生したタグを手がかりとして印象を推定することは難しい。

そこで，本章では，機械学習の1つの手法である決定木を利用して印象を推定する。こうすることで，あらかじめルールに含んでおくことのできないタグも印象推定の手がかりとして利用することが可能になる。

4.1　実験目的

3章の結果より，イラスト投稿者の印象は，ルールベースである程度推定できる事がわかった。しかし，ルールを手動で構築する場合，新たに発生したタグに対応するには，労力がかかる。そこで，クラウドソーシング[8]的なアプローチで，手がかりとなるタグを収集することを考える。Pixivにおいては,「評価タグ」[14]と呼ばれるタグが多数存在する。評価タグとは，イラストを見て感銘を受けたユーザが付与するタグであり，多数のユーザが様々なイラストに対して付与している。評価タグには，印象の推定に有用な手がかりが含まれおり，イラスト共有SNSにおいてイラスト投稿者の印象を推定する際に有効であると考えられる。評価タグは，一覧が作成されており，様々なユーザが編集を続けている。

そこで，評価タグを手がかりして，機械学習により自動で印象を推定するルールを構築することを目指す。機械学習の1つの手法である決定木は，こうしたルールを視覚的に分かりやすい形で構築することができるため，決定木を利用する。

また，評価タグ以外にも印象の推定に有用なタグが多数存在するため，評価タグに他の品詞を組み合わせることで，より正確に印象が推定できるかを検証する。得られた結果から，印象の推定に適切な組み合わせを検証する。

4.2 実験方法

4.2.1 決定木に用いる素性

決定木に用いる素性として，4.1 節で述べた評価タグ [14] を利用する。また，評価タグとして一覧が作成されていないタグにも，有用な手がかりとなるものが存在するため，形容詞，副詞のような印象語を含む品詞に関しても素性として検証する必要がある。そこで，形態素辞書の UniDic[18] に含まれている様々な品詞に関する語を抽出し，印象の推定に利用できるか調査する。UniDic には，形態素を細かく分解できる，他の形態素辞書では扱っていない「形状詞」の辞書が定義されているといった特徴がある。タグのように短い文字列の場合，より短い単位で定義された辞書の方が有効と考えられる。また，形状詞は，形容動詞の語幹に当たるものであり，口語における出現頻度が高い。そのため，口語を多数含むタグから印象を推定する際に有効であると考えた。

以上を踏まえて，本実験で使用する属性は，表 4.1 の 4 種類とした。これらを用いて，イラスト投稿者の印象を推定する決定木を構築する。

表 4.1: 印象の推定に使用する属性

評価タグ	427 個
形容詞	705 語
副詞	2,321 語
形状詞	2,100 語

4.2.2 訓練データとテストデータ

訓練データとして，Pixiv のイラスト投稿者 3,300 名のデータを準備した。そして，投稿者一人につき 30 枚のイラストを取得し，付与されているタグを収集した。これらの投稿者に対する印象を，人手ですべてクラス分けすることは，時間と労力の面で現実的でないため，ルールベースによりクラスを自動判定した。判定に使用したルールには，3.2.2 節の予備調査において収集した 1,800 枚のイラストに付与されていたタグから抽出した 520 の手がかり語を利用している。

テストデータには，3.3 節において被験者実験により印象を判定した 28 名のイラスト投稿者のデータを利用した。これらの投稿者に対する各印象の有無は，4 人の被験者のうち，誰か 1 人でも印象があると判定していれば印象があるものとした。

4.2.3 実験の手順

4.2.1 節で挙げた素性について，次の組み合わせで印象を推定し，得られた結果を比較する。評価尺度として，精度と再現率の調和平均である F 値を利用する。

1. 評価タグ，形容詞，副詞，形状詞のそれぞれ単体での推定
2. 評価タグ＋他の品詞 1 つ
3. 評価タグ＋他の品詞 2 つ
4. 評価タグ，形容詞，副詞，形状詞のすべてを使用
5. ルールベースによる判定

上記の組み合わせに対して，作成した決定木により推定した印象の F 値を計算する。まずは，評価タグや各品詞を単体で印象の推定に使用した場合に得られる F 値を計算し，評価タグや，他の品詞の有用性を検討する。次に，評価タグと，他の品詞を組み合わせた場合の F 値を計算し，評価タグ単体での F 値との比較を行う。また，ルールベースによる印象推定との比較を通して，決定木による印象推定の有効性について検討する。なお，ここで挙げたルールベースによる判定は，4.2.2 節で挙げた 1,800 枚のイラストに付与されたタグから抽出した 520 の手がかりを利用して行なっている。

決定木の構築には，フリーのデータマイニングツールである Weka[5] を利用する。また，決定木の作成には，J48 を用いた。J48 は，C4.5[6] を利用したライブラリであり，決定木の作成とデータの更新，枝刈りなどの処理を一括して行う。

4.3 実験結果

実験により，表 4.2，表 4.3 のような結果が得られた。

表 4.2 から，評価タグや他の品詞をそれぞれ単体で印象の推定に使用した場合，評価タグを使用した場合の F 値が最も高い。また，形容詞や副詞における「かわいい」の F 値が，評価タグにおける F 値よりも高いが，これは，決定木に枝分かれが発生せず，全て印象があるかないかのどちらか一方に判定されてしまったためであり，印象を上手く推定できているとはいえない。一方で，形状詞による印象推定は,「かわいい」,「美しい」,「素敵」など 6 つの印象において，決定木による印象推定を行うことができていた。決定

表 4.2: 評価タグや品詞を単体で使用した場合の F 値

印象	評価タグ	形容詞	副詞	形状詞
かわいい	0.741	**0.756**	**0.756**	0.700
美しい	**0.783**	0.000	0.000	0.353
素敵	**0.370**	0.000	0.000	0.353
かっこいい	**0.750**	0.000	0.000	0.333
笑える	**0.462**	0.000	0.000	0.000
泣ける	**0.400**	0.000	0.000	0.000
色気	**0.556**	0.444	0.444	0.471
ハイセンス	**0.706**	0.000	0.000	0.167
幸せ	**0.333**	0.000	0.000	0.000
威厳がある	**0.400**	0.000	0.000	0.000
迫力がある	0.000	0.000	0.000	0.000
和む	**0.364**	0.000	0.000	0.000

太字は，各手がかりを用いた推定結果のうち，最良の F 値を示している。

木による印象推定を行うことができており，手がかりとして有効である素性が含まれていると考えられる。

また，表 4.3 から，評価タグと他の品詞を 1 つ組み合わせた場合には，評価タグに形容詞や，副詞を組み合わせた場合の F 値は，評価タグ単体での F 値と変化がない。形状詞と組み合わせた場合は,「素敵」の F 値が向上している。

評価タグと他の品詞を 2 つ以上組み合わせた場合には，評価タグに形容詞と副詞を組み合わせた場合に,「泣ける」の F 値が向上している。また,「色気」の印象は，形状詞を含む組み合わせが，含まない組み合わせよりも F 値が少し低い。

表 4.3: 評価タグに品詞を組み合わせた場合の F 値

印象	評価タグ 形容詞	評価タグ 副詞	評価タグ 形状詞	評価タグ 副詞 形状詞	評価タグ 形容詞 副詞	評価タグ 形容詞 形状詞	全項目 使用	評価タグ	ルールベース
かわいい	0.741	0.741	0.741	0.741	0.741	0.741	0.741	0.741	0.857
美しい	0.783	0.783	0.783	0.783	0.783	0.783	0.783	0.783	0.857
素敵	0.370	0.370	**0.483**	**0.483**	0.370	**0.483**	**0.483**	0.370	0.778
かっこいい	0.750	0.750	0.750	0.750	0.750	0.750	0.750	0.750	0.833
笑える	0.462	0.462	0.462	0.462	0.462	0.462	0.462	0.462	0.400
泣ける	0.400	0.400	0.400	0.400	**0.667**	0.400	0.400	0.400	0.444
色気	0.556	0.556	0.471	0.471	0.556	0.471	0.471	0.556	0.455
センス	0.706	0.706	0.706	0.706	0.706	0.706	0.706	0.706	0.720
幸せ	0.333	0.333	0.333	0.333	0.333	0.333	0.333	0.333	0.556
威厳	0.400	0.400	0.400	0.400	0.400	0.400	0.400	0.400	0.500
迫力	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.600
和む	0.364	0.364	0.364	0.364	0.364	0.364	0.364	0.364	0.615

太字は，評価タグ単体の F 値より改善しているものを示す。

4.4 考察 (1)：決定木による印象推定の有効性について

まず，評価タグや各品詞単体での印象推定のF値に注目する。表4.2から，評価タグを利用した推定が最も良いF値が得られていることがわかる。形状詞による推定は，決定木に枝分かれが生じる印象も見られたが，評価タグによる推定を超えるF値は得られなかった。以上のことから，決定木によるイラスト投稿者の印象の推定には，評価タグが有効であるといえる。

次に，表4.3において，評価タグと他の品詞を1つ組み合わせた場合は，評価タグと形状詞を組み合わせた際に,「素敵」のF値が向上していることが確認できた。評価タグに，形容詞または，副詞を加えたものについては，評価タグが与える影響が強いためか，評価タグ単体の時と同じ結果であった。この結果から，評価タグだけでなく，他の品詞を加えて推定することでF値が向上する印象があることを確認できた。

また，タグと他の品詞を2つ以上組み合わせた場合は，評価タグに形容詞と副詞の両者を組み合わせた際に,「泣ける」のF値が向上している。一方で，形状詞と他の品詞との組み合わせでは,「色気」のF値が形状詞を含まない組み合わせよりも低い。これは，形状詞に影響力の強い素性が含まれており，その影響を受けた可能性がある。この点に関しては，決定木を構築する前に適切な素性を選択することで，F値の向上が期待できる。

最後に，ルールベースとの比較について考察を行う。

評価タグに様々な品詞を加えて推定を行うことで,「かわいい」から「ハイセンス」までの8つの印象については，決定木による推定がルールベースに近いF値か，それ以上のF値が得られることが確認できた。特に,「笑える」,「泣ける」,「色気」の印象に関しては，ルールベースによる推定よりもF値が高い。一方で,「幸せ」以降の4つの印象については，ルールベースと比較してF値が高くなく，今後改善していく必要がある。

4.5 考察 (2)：決定木において利用された手がかりについて

作成した決定木全体を通じて，判定条件の大半が評価タグに依存していた。その他の品詞は，決定木の端で一部が使用されている。判定に使用されたものとして，形状詞の「オリジナル」や，副詞の「自然」が挙げられた。しかし，これらのタグは，印象ではなく，描いたイラストのモチーフとして付与されている場合が多く，印象を直接推定しているとは考えにくい。

図4.1の，評価タグを利用した「笑える」に関しては，どの組み合わせにおいても同じ決定木が生成された。この決定木は，全て評価タグにより判定が行われている。以上

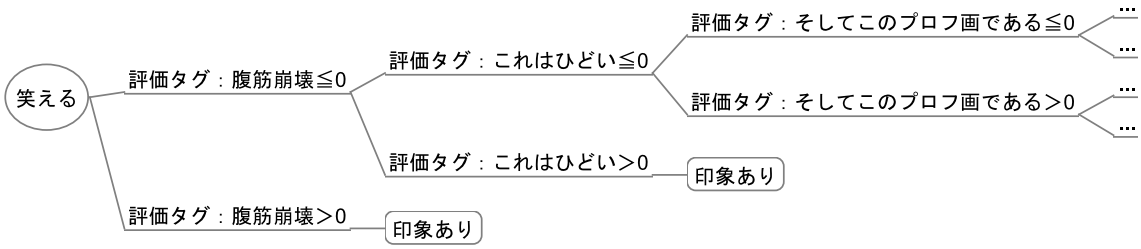

図 4.1: 評価タグ単体を用いた「笑える」に関する決定木

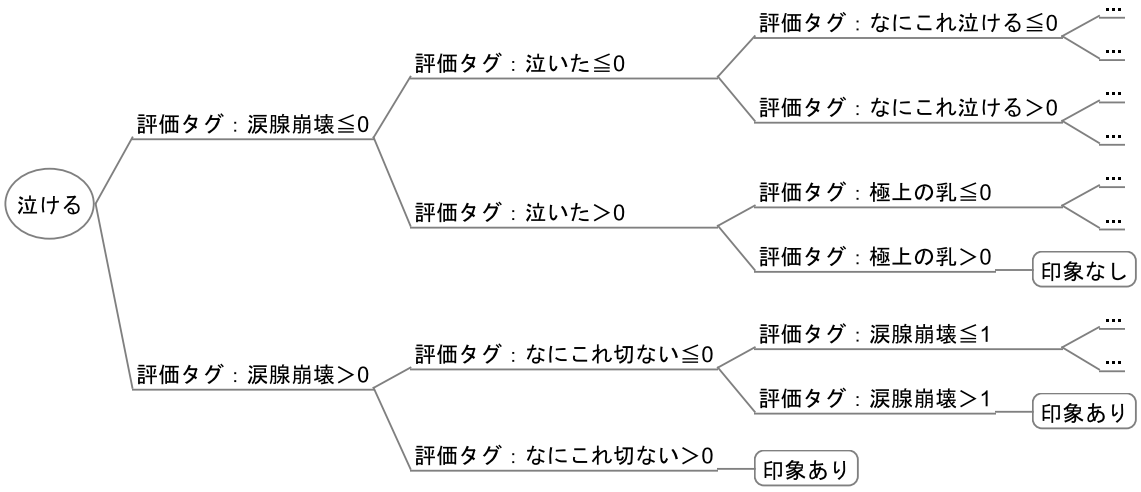

図 4.2: 評価タグ+形容詞+副詞を用いた「泣ける」に関する決定木

ことから，印象の推定には，評価タグによる印象の推定が有効であることが確認できた。

図 4.2 は,「泣ける」印象を推定しているが,「色気」に関する評価タグが判定に使用されていた。この他にも,「美しい」に関する決定木において,「ハイセンス」のタグが判定条件に含まれている場合や,「和む」の印象の判定に,「かわいい」に関するタグが複数使用されていた。以上のことから，同じ人が描きやすい印象の組み合わせや，同じ人が描くことが稀である印象の組み合わせがあることが考えられる。

第5章　情報要求に適合する投稿者の情報を用いた検索性能の向上

本章では，ユーザの情報要求に適合したイラスト投稿者を指定し，フィードバックに利用することで，より適切な検索結果を得ることを目指す。

5.1　実験目的

3章の実験を通じて，イラスト投稿者をその人が描くイラストに含まれるモチーフや，印象を利用することで，検索することができることが分かった。

しかし，探したいモチーフや印象によっては，検索者の要求を上手くクエリに表現することが困難な場合や，検索結果の上位にノイズとなる投稿者が表示されることがある。

そこで，適合性フィードバックを利用することで，検索結果の再ランキングを行うことを考えた。適合性フィードバックを利用することで，クエリとして表現することが難しい要求であっても，検索結果の中から適切なイラスト投稿者を選択し，類似した投稿者を探索することが可能になる。また，検索者の要求に合わない投稿者に対して，負のフィードバックをかけることで，ノイズを減らすことも可能となる。

以上のことから，実験を通じて適合性フィードバックの有用性の検証を行う。

5.2　提案：適合した投稿者の情報を用いた再ランキング

イラストに付与されるタグは，類似した内容のイラストであっても，付与するユーザや，扱う題材などに応じて表記が揺れることが多い。このため，検索時に入力したクエリだけでは，同じモチーフを描いているイラスト投稿者であっても，上手く検索できないという事があるという問題がある。

また，印象についても，3章で選定した12の印象の他にも，あまり頻繁には使われていないが，検索に利用できれば便利な印象が存在する。以上のことから，何らかの手法によりクエリを拡張する必要があると考えた。

そこで，検索結果から，適切なイラスト投稿者を選択し，フィードバックを行うことでクエリを拡張する方法を提案する。適合性フィードバックの代表的なアルゴリズムとして，Rocchio[7] の提案した手法がある。Rocchio は，式 5.1 のように，検索結果から検索者の要求に適合する文書と適合しない文書を選択し，それぞれの文書集合に含まれる文書数を用いて検索クエリの重みを調整していた。

$$q' = \alpha q + \frac{\beta}{|D_R|} \sum_{d_i \in D_R} d_i - \frac{\gamma}{|D_N|} \sum_{d_j \in D_N} d_j \tag{5.1}$$

本研究でも，この考えに基づいて，式 5.2 を定義し，選択したイラスト投稿者の投稿イラストに付与された様々なタグの重みを計算し，検索結果の再ランキングを行う。

$$\text{タグの重み} = \frac{\text{該当タグを含む適合ユーザ数}}{\text{全適合ユーザ数}} - \frac{\text{該当タグを含む不適合ユーザ数}}{\text{全不適合ユーザ数}} \tag{5.2}$$

5.3 実験方法

前節で定義した，式 5.2 を用いて，イラストのモチーフに関連するタグの拡張と，印象に関連するタグの拡張を試みる。そこで，以下の 4 つのフィードバック方法を比較する。1 は，比較のベースラインとする，指定したモチーフや印象と，その重みによるランキングである。ここで使用する重みは，3.4.2 節の実験 2 において，最良の結果が得られたものを用いる。2 は，1 の結果にモチーフに関連するタグを拡張し，再ランキングする方針である。ここで挙げたモチーフに関連するタグは，4 章において説明した評価タグ [14] 以外のタグとする。3 は，1 の結果に印象に関連するタグを拡張し，再ランキングする方針である。ここで挙げた印象に関連するタグは，評価タグ [14] とする。4 は，1 の結果にモチーフと印象に関連するタグを拡張し，再ランキングする方針である。

1. (ベースライン) 指定モチーフを含むイラストの枚数×モチーフの重み＋指定印象を含むイラストの枚数×印象の重みにより，ランキングする。

2. (モチーフのタグ拡張) 1 のスコアに，選択した投稿者のイラストに付与されたモチーフに関連するタグについて，5.2 式で重みを計算し，そのタグを含むイラスト数にかけてスコアを再計算し，再ランキングする。

3. (印象のタグ拡張) 1 のスコアに，選択した投稿者のイラストに付与された印象に関連するタグについて，5.2 式で重みを計算し，そのタグを含むイラスト数にかけてスコアを再計算し，再ランキングする。

4. (モチーフと印象のタグ拡張) 1 のスコアに，選択した投稿者のイラストに付与されたすべてのタグについて，5.2 式で重みを計算し，そのタグを含むイラスト数にかけてスコアを再計算し，再ランキングする。

比較の際の評価尺度としては，nDCG[3] を利用する。検索課題としては，3.4.2 節の予備実験と同様の，様々なモチーフや印象を描く投稿者を検索する 20 個の課題を用意した。検索課題の具体例は，付録 A に示す。各課題の検索結果の上位 5 件，および上位 10 件を対象として nDCG を計算する。

5.4 実験結果

実験の結果，表 5.1, 表 5.2 のような結果が得られた。

表 5.1: 各フィードバック方針における nDCG

フィードバック方針	nDCG5	nDCG10
1. ベースライン	0.81	0.81
2. モチーフのタグ拡張	0.90*	0.89*
3. 印象のタグ拡張	0.85	0.85
4. モチーフと評価タグのタグ拡張	0.90*	0.90*

* 有意水準 5%，両側検定でベースラインに対して有意差有り

表 5.1 より，各フィードバック方針の，平均の nDCG を比較すると，モチーフと印象を拡張した場合の nDCG が最も高く，次いでモチーフの拡張，印象の拡張，ベースラインという結果となった。また，モチーフと印象を拡張した場合，およびモチーフを拡張した場合の nDCG と，ベースラインの nDCG との間には，t 検定 (有意水準 5%，両側検定) で有意差が認められた。

表 5.2 より，課題ごとの nDCG に注目すると，nDCG が大きく向上した課題は，課題 10, 13, 19, 20 であった。また，nDCG10 が，ベースラインより低下した課題は，課題 5, 11, 14, 15 であった。

5.5 考察

表 5.1 より，モチーフと印象の両者を拡張した場合の nDCG の向上率が最も高く，次いでモチーフのみを拡張した場合の向上率が高いという結果となった。このことから，

表 5.2: 課題ごとの nDCG の比較

課題	1. ベースライン		2. モチーフの拡張		3. 印象の拡張		4.モチーフと印象の拡張	
	nDCG5	nDCG10	nDCG5	nDCG10	nDCG5	nDCG10	nDCG5	nDCG10
1	**1.00**	0.85	**1.00**	**0.98**	**1.00**	0.94	**1.00**	0.94
2	**1.00**	**1.00**	**1.00**	**1.00**	**1.00**	**1.00**	**1.00**	**1.00**
3	**0.68**	0.69	**0.68**	0.73	0.55	0.61	**0.68**	**0.82**
4	**1.00**	0.83	**1.00**	**0.98**	**1.00**	0.92	**1.00**	0.96
5	**1.00**	**0.94**	0.81	0.85	0.96	0.93	0.81	0.85
6	0.81	0.84	0.91	0.89	0.81	0.87	**0.94**	**0.92**
7	0.95	0.94	0.91	0.93	**0.96**	**0.97**	0.91	0.93
8	0.85	0.93	**1.00**	**1.00**	0.91	0.97	**1.00**	**1.00**
9	**1.00**	0.92	**1.00**	0.96	**1.00**	**0.98**	**1.00**	0.94
10	0.56	0.65	0.82	0.86	0.67	0.71	**1.00**	**0.97**
11	**1.00**	**0.96**	**1.00**	0.91	**1.00**	0.93	**1.00**	0.91
12	0.95	0.88	0.95	0.84	0.91	0.79	**1.00**	**0.89**
13	0.45	0.64	**0.92**	**0.93**	0.79	0.79	**0.92**	**0.93**
14	0.69	**0.77**	**0.81**	0.76	0.65	0.69	0.68	0.74
15	**1.00**	**0.96**	**1.00**	0.95	0.92	0.95	0.92	0.95
16	0.81	0.87	**0.92**	**0.90**	0.81	0.83	0.88	**0.90**
17	0.94	0.94	0.94	0.96	**1.00**	**1.00**	**1.00**	0.98
18	0.63	0.57	**0.91**	**0.87**	0.81	0.76	0.76	0.78
19	0.50	0.59	**0.83**	**0.80**	0.57	0.68	**0.83**	**0.80**
20	0.32	0.37	0.63	0.64	0.66	0.70	**0.74**	**0.75**
平均	0.81	0.81	**0.90**	0.89	0.85	0.85	**0.90**	**0.90**

太字は，各フィードバック方針の中で，それぞれの課題のうちで最も高いものを示す。

モチーフと印象に関連したタグのどちらも拡張に利用することで，より適切な検索結果を得られることが分かった。特に，モチーフによる拡張を行った場合に nDCG が向上している課題が多い。これは，適合する投稿者の情報を利用することで，表記揺れによりスコアに加算することができなかったタグや，入力したクエリに関連したモチーフを含むタグが拡張されたことが理由と考えられる。

表 5.2 より，nDCG が大幅に向上している課題としては，課題 10, 13, 19, 20 が挙げられる。課題 13 は,「格好良く，強そうな印象のあるロボットを描く投稿者」を探すという課題であった。この際，モチーフである「ロボット」を表現するタグには,「ロボ」,「メカ」,「機械」など，様々な表記が存在していた。そのため，フィードバックによりモチーフに関連するタグを拡張した結果，これらのタグを利用してランキングを行うことが可

能となり，nDCG が向上したと考えられる。課題 19 についても，同様の理由で，入力クエリと関連性の高いモチーフに関連するタグが拡張されたことにより，nDCG が向上している。課題 13, 20 は,「感動的なストーリーのマンガを描く投稿者」,「二次創作以外で，見ていて和むような人や動物を描く投稿者」を探すといったといった漠然とした要求に基づいて検索を行う課題である。これらの課題は，適合する投稿者の情報をフィードバックすることで，検索者の要求が具体化されるため，nDCG が大幅に向上したと考えられる。

nDCG10 が，ベースラインより低下した課題のうち，課題 5, 11, 15 については，フィードバックを行う以前の段階で，検索結果の上位のほぼすべてが適合するイラスト投稿者であった。このような場合，クエリを拡張する以前の段階で，既に検索者の要求を満たす投稿者を多数発見できているため，クエリ拡張を行う必要性が低い。フィードバックを行うことで，本来の要求から外れたモチーフや印象も拡張されてしまったことにより，nDCG が低下したと考えられる。また，課題 14 については，モチーフのみを拡張した場合を見ると，nDCG5 が向上している。一方で，印象に関連するタグを拡張した場合は，nDCG が低下した。この課題は,「色気を感じさせる男性を描く投稿者」を探す課題であったが，印象に関連するタグを拡張したところ,「かわいい」や「笑える」など，要求と異なるタグが拡張されてしまった。こういった事例に対しては，フィードバックの戦略を検索者に選択させることにより，対応する。

第6章　まとめ

6.1　本研究のまとめ

本研究では，イラスト共有SNSにおいて，投稿者のイラストに付与されたタグから印象を推定し，イラスト投稿者を検索する手法を提案した。

既存のイラストレータ検索システムでは，人手によりデータを登録しているため，新たに活動を始めたイラストレータを発見することは困難である。本研究では，イラスト共有SNSを対象とし，SNS上で活動する様々なイラスト投稿者を検索する手法を実現した。イラスト投稿者の検索には，モチーフと印象を利用した。イラスト投稿者が描くモチーフや，その投稿者のイラストが与える印象は，イラストに付与されたタグから推定した。

検索に使用する印象は，印象を定義している関連研究を参考に，イラスト共有SNSにおいて特に利用されているものを3.2節において選定した。その中から，印象推定を実現するために，タグから推定した印象と，イラストを見て判定した印象が一致する12の印象を選定した。選定した12の印象について，被験者間での一致度 (κ係数) を計算したところ，12の印象すべてで$\kappa \geqq 0.5$となり，人によらずある程度共通して認識できることを確認した。

印象の推定の手がかりを人手で選定すると，新たに生じたタグを手がかりとすることが困難である。こうしたタグを印象推定の手がかりとして利用するために，機械学習を利用して12の印象を推定する手法について検証した。4章においては，印象推定の手がかりの効果を視覚的に判断できる決定木を用いて実験を行った。結果から，評価タグ [14] や，他の品詞を属性とした決定木により，人手で構築したルールと同程度に印象を推定できること，ならびに印象の推定には評価タグ [14] が有効であることを明らかにした。

また，印象とモチーフを，イラスト投稿者のランキングに適切に反映させるための実験を行った。まず，3.4節の実験を通じて，イラスト投稿者のモチーフと印象の両方を手がかりとして用いることにより，適切にイラスト投稿者を検索できることを明らかにした。また，タグには，表記ゆれが発生するため，クエリとして入力したモチーフだけで

は，検索漏れが発生する。さらに，選定した 12 の印象以外にも，様々な印象語がある。これらの情報を活かして，イラスト投稿者を適切にランキングするために，5 章では，イラスト投稿者の情報をフィードバックすることにより，再ランキングする手法について検証した。その結果，モチーフや印象に関するタグを拡張することで，より適切な検索結果を得られることが確認できた。

最後に，本研究の貢献は以下のようにまとめられる。

1. イラスト共有 SNS を対象とし，SNS 上でソーシャルタグを利用することにより，検索者の要求に適合する作品を公開している人物を検索する手法を提案した。

2. イラスト投稿者検索の手がかりとして用いる印象を定義し，その自動推定の手法を提案し，実験を通して有効性を確認した。

3. モチーフや印象を用いて検索する上で，手がかりとなるタグの表記ゆれの問題に対応するために，情報要求に適合するイラスト投稿者の情報のフィードバックを利用することで，より適切な投稿者を検索できることを明らかにした。

6.2 今後の課題

本研究では，イラスト共有 SNS を対象として投稿者を検索したが，提案手法は，ユーザによるタグ付けを採用しているサービスであれば，イラスト以外の様々なコンテンツに対しても応用することが可能であると考えられる。例えば，イラスト以外にも，動画や小説など，様々な作品の投稿者を印象により検索することが可能になれば，より活発に有用な人材を発掘できることが期待される。

実験結果から得られた様々な考察により，今後以下の様な点を改善することで，より効果的な検索が実現できると考えられる。

1. 入力されたクエリと印象の組み合わせに応じて，モチーフと印象の重みを最適な値に自動で調節する仕組み

2. 決定木による自動推定の正確さが十分でなかった 4 つの印象についてのさらなる検証

3. フィードバックに用いるタグの選定

1 については，3.4 節の実験結果を踏まえて，頻繁に出現するモチーフと印象の組み合わせを利用して，印象の重みを調節したり，付与される頻度が稀で特定性が高いモチーフについて，重みを増やすことにより，より適切な検索結果が得られると考えられる。

2 については，4 章の実験において，印象の推定に利用する決定木が上手く作成できなかった印象について，その他の品詞や顔文字といった手がかりを追加して検証を行い，推定の正確さを向上させることを試みる予定である。

3 については，5 章の実験では，評価タグ [14] 以外のタグをモチーフに関連するタグとして拡張し，評価タグを印象に関連するタグとしてクエリを拡張していた。この際に，モチーフに関連するタグを，人名や作品名のような固有名詞に絞り込んで拡張に利用したりすることで，再ランキングすることの有効性について検証を続ける予定である。

謝辞

本研究を遂行するうえで，多大なご指導とご鞭撻を賜った筑波大学図書館情報メディア系関洋平助教，および，佐藤哲司教授に深く感謝致します。さらに，忙しい時期にもかかわらず，本研究の被験者実験に協力していただいた方々に深い感謝の意を表します。また，審査にあたっていただいた上保秀夫准教授に深く感謝致します。そして，日頃から本研究に関して様々な助言を頂いた大山 鉄郎，堂前 友貴ならびにコミュニケーション理解研究室の諸氏に厚く感謝します。

参考文献

[1] Jacob Cohen. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1):37–46, 1960.

[2] e space. Illustrator e space. `http://www.i-e-space.com/`, 2012.

[3] Kalervo Jarvelin and Jaana Kekalainen. Cumulated Gain-Based Evaluation of IR Techniques. *ACM Transactions on Information Systems*, 20(4):422–446, 2002.

[4] J. Richard Landis and Gary G. Koch. The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *Biometrics*, 33:159–174, 1977.

[5] University of Waikato. Weka. `http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/`, 2011.

[6] J. R. Quinlan. *C4.5: Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann Publishers.* Morgan Kaufmann Publishers, 1993.

[7] Rocchio, J. J. Relevance Feedback in Information Retrieval. In Salton, G, editor, *The SMART Retrieval System - Experiments in Automatic Document Processing*, pages 313–323, New Jersey, 1971. Prentice Hall.

[8] Rion Snow, Brendan O'Connor, Daniel Jurafsky, and Y. Ng Andrew. Cheap and Fast - But is it Good? Evaluating Non-Expert Annotations for Natural Language Tasks. In *Proceedings of EMNLP 2008*, pages 254–263, Waikiki, Honolulu, Hawaii, October 2008.

[9] TINAMI 株式会社. Tinami - navigator of manga artists -. `http://www.tinami.com/`, 2012.

[10] Yahoo!JAPAN. Wonder! `http://thewonder.it/`, 2012.

[11] イラストレーターズ JP ネット. イラストレーターの専門分野別検索. `http://www.illustrators-jp.net/index.shtml`, 2012.

[12] ニワンゴ. ニコニコ静画. http://seiga.nicovideo.jp/, 2012.

[13] ピクシブ株式会社. イラストコミュニケーションサービス [pixiv]. http://www.pixiv.net/, 2012.

[14] ピクシブ百科事典製作委員会. Pixiv 百科事典「評価タグの一覧」. http://dic.pixiv.net/a/評価タグの一覧, 2012.

[15] 椋木 雅之, 田中 大典, and 池田 克夫. 対義語対からなる特徴空間を用いた感性語による画像検索システム. **情報処理学会論文誌**, 42(7):1914–1921, 2011.

[16] 株式会社シュガー. Illustrators' club sugar. http://www.sugarinc.net/?p=user.index, 2012.

[17] 福井 啓祐 and 村上 伸一. 印象語に基づく絵画検索法に関する一検討. **電子情報通信学会総合大会講演論文集**, (2):146, 2010.

[18] 伝 康晴, 山田 篤, 小椋 秀樹, 小磯 花絵, and 小木曽 智信. UniDic version1.3.12. http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h23/html/nc213120.html, 2010.

[19] 北川 高嗣, 中西 崇文, and 清木 康. 静止画像メディアデータを対象としたメタデータ自動抽出方式の実現とその意味的画像検索への適用. **情報処理学会論文誌. データベース**, 43(12):38–51, 2002.

[20] 住元 宗一, 中川 博之, 田原 康之, and 大須 賀昭. 未知性と意外性を考慮したイラスト推薦システムの提案 : 3D 表示を用いたイラスト推薦インターフェース. **インタラクション** *2011*, 2011.

[21] 原島 純 and 黒橋 禎夫. テキストの表層情報と潜在情報を利用した適合性フィードバック. **自然言語処理**, 19(3):121–142, 2012.

[22] 後藤 清豪 and 高田 秀志. ソーシャルメディア上での行動に基づく「意外な情報」の提供者になり得る人物の推薦手法. **情報処理学会研究報告*:*データベースシステム研究会**, (41):1–8, 2010.

[23] 総務省. 平成 23 年版 情報通信白書 特集 共生型ネット社会の実現に向けて. http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h23/html/nc213120.html, 2011.

[24] 中村 聡史 and 田中 克己. 印象に基づく動画検索. **情報処理学会研究報告*:*ヒューマンコンピュータインタラクション研究会**, (5):77–84, 2009.

[25] 栗田 多喜夫, 加藤 俊一, 福田 郁美, and 坂倉 あゆみ. 印象語による絵画データベースの検索. **情報処理学会論文誌**, 33(7):1373–1383, 1992.

[26] 中山 大輔, 保坂 忠明, and 浜本 隆之. ユーザフィードバックを利用した逐次的学習による検索意図に即した画像検索. **電子情報通信学会論文誌**. *D,* **情報・システム**, 94(12):1979–1982, 2011.

[27] 大石 哲也, 倉元 俊介, 峯 恒憲, 長谷川 隆三, 藤田 博, 越村 三幸, and 堀 憲太郎. 関連単語抽出アルゴリズムを用いた Web 検索クエリの生成. **情報処理学会研究報告*:*情報学基礎研究会**, (56):33–40, 2008.

[28] 日本流行色協会. **色のイメージ事典**. 同朋舎出版, 1991.

[29] 有限会社キュービック. cubic ++illustrator search++. `http://www.cubic333.com/index.html`, 2012.

[30] 桑原 雄, 稲垣 陽一, 奉章 草野, 中島 伸介, and 張 建偉. マイクロブログを対象としたユーザ特性分析に基づく類似ユーザの発見および推薦方式. **情報処理学会研究報告*:*データベース・システム研究会**, (18):1–3, 2009.

付録A：評価に用いた検索課題の一覧

nDCG により，検索結果の比較を行う実験に使用した 20 の課題を以下に示す。これらの課題は，12 の印象のうち，1〜3 個の印象と，モチーフを組み合わせて検索を行う状況を想定したものである。

1. かわいさを感じさせる男性を描く投稿者
2. かわいい女の子を描く投稿者
3. かわいい猫を描く投稿者
4. 美しい男性を描く投稿者
5. 美しい女性を描く投稿者
6. 美しい風景を描く投稿者
7. 行ってみたいと思わせるような素敵な景色を描く投稿者
8. いい雰囲気のある，素敵な人間関係を描く投稿者
9. 格好いい男性キャラを描く投稿者
10. 格好良く，強そうな印象を与えるロボットを描く投稿者
11. 笑えるネタを描く投稿者
12. 面白いパロディを描く投稿者
13. 感動的なストーリーのマンガを描く投稿者
14. 色気を感じさせるような男性を描く投稿者
15. 色気を感じさせる女性を描く投稿者

16. ボーカロイドを題材として，個性的でセンスの良いイラストを描く投稿者

17. 幸せそうなカップルを描く投稿者

18. 威厳やカリスマ性を感じさせるような一次創作のイラストを描く投稿者

19. ファンタジーものを題材として，かつ威厳や迫力を感じさせるような壮大なイラストを描く投稿者

20. 二次創作以外で，見ていて和むような人や動物を描く投稿者

発表一覧

1. 宮嶋 清人, 関 洋平：閲覧者による印象カテゴリを用いたイラスト投稿者の検索手法の提案, ARG 第 1 回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会, 2012, p.53-54.

2. Miyajima, Kiyoto and Seki, Yohei. *Illustrator Search System based on User's Impression Categories*, *Information Science Workshop 2012*, December, 2012.

3. 宮嶋 清人, 関 洋平：閲覧者による印象のフィードバックを用いたイラスト投稿者の検索, 情報処理学会 第 89 回デジタルドキュメント研究会・第 110 回情報基礎とアクセス技術研究会, 2013, 発表予定.