

Web上のメタ情報を用いた画像の魅力値算出手法

高嶋 和毅¹ 石原 のぞみ² 伊藤 雄一²

受付日 2015年6月30日, 採録日 2016年1月12日

概要: 人が魅力的と感じる画像は利用価値が高いが, 魅力の程度は人の主観に左右されるため, その定義・抽出が困難である. そこで, 人が画像に対して感じる魅力の程度 (魅力値) を算出する研究が活発になされてきた. このような研究では, 画像の色などの低レベル特徴や画像共有サイトのメタ情報が使われてきたが, 主観評価との相関が十分議論されていなかった. そこで本研究では, Web上の主観評価およびメタ情報を用い, 主観評価とメタ情報の関係を解析することで, メタ情報に基づく新たな魅力値算出手法を提案する. メタ情報には, 画像共有サイト上のメタ情報と, メタ情報の平均値との差を用い, 人の感じる魅力である主観評価には, 独自に作成した Web アンケートサイトにより大量に収集した評価値を用いた. 生成した魅力値算出式による魅力値と主観評価との間には強い正の相関が見られ, 魅力値算出式の有効性が示された.

キーワード: 画像解析, 主観評価, 重回帰分析

Image Attractiveness Calculation Based on Metadata on the Web

KAZUKI TAKASHIMA¹ NOZOMI ISHIHARA² YUICHI ITOH²

Received: June 30, 2015, Accepted: January 12, 2016

Abstract: Defining image attractiveness is challenging because it is highly related to viewer's subjective preferences. Existing researches have used low level features or some metadata of the images on photo sharing web service. However, most of them do not address how the estimated attractiveness meets viewer's subjective assessments. We propose a novel method to calculate attractiveness scores of images based on relationships between viewer's subjective assessments and metadata of the images. We established a regression model to predict image's attractiveness score via its multiple metadata (e.g., days, the number of viewers and comments) that reflect viewer's subjective assessments. We collected numerous subjective evaluations to preset image sets through our experimental web application and confirmed that our model has potential to automatically calculate attractiveness scores of images correlated with actual subjective assessments.

Keywords: image analysis, subjective assessment, multiple regression model

1. はじめに

人はだれしも, 画像, 映像, 音楽といったコンテンツを収集するにあたり, 魅力的なものを欲する. 人が感じる魅力を理解, 定義することができれば, 広告などを筆頭に様々なサービスに応用することができる. しかし, 魅力とは,

人の主観に基づくものであり, かつ流行などにも左右されるため定義することがきわめて困難である.

一方で, 世界中に人々から愛される名作と呼ばれる絵画や映画, 音楽があるように, 多くの人々から魅力的と評価されるコンテンツが存在することも事実である. 最近では, Facebook, Flickr や YouTube のような SNS によってコンテンツを評価することが活発であり, その手順も「いいね」ボタンやお気に入り登録, コメントなど比較的手軽であるために多くの評価が集まりやすい. そのため, SNS 上でやりとりされるお気に入り数のようなコンテンツに付与されるメタ情報は, 多くの人の意見を反映しているといえ, そ

¹ 東北大学電気通信研究所
Research Institute of Electrical Communication, Tohoku University, Sendai, Miyagi 980-8577, Japan

² 大阪大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information and Science, Osaka University, Suita, Osaka 565-0871, Japan

の数や内容からコンテンツの魅力进行判断できる可能性が高い。たとえば、Pedro らは、画像共有サイト上のお気に入り数と画像の明るさやコントラストといった特徴量との関連から魅力进行算出する手法を提案している [1]。その他、画像に対するコメントによって画像の審美的な魅力进行判定する技術なども開発されている [10]。このように、SNS 上のメタ情報の有用性が確認されてきているが、単一のメタ情報にのみ着目しており、掲載時間、お気に入り、コメントなど様々な存在するメタ情報と人の感じる魅力の関係を総合的に調査し、魅力の算定モデルを構築した研究はない。

そこで、本研究は、画像を題材にして、Web 上の様々なメタ情報と人がコンテンツに対して感じる魅力の関係を調査することで、メタ情報からコンテンツの魅力进行算出する手法を検討する。複雑な画像処理に頼らずに、Web 上に存在する大量のメタ情報のみから人間の感じる魅力进行算出しようとするものである。これにより、画像だけではなく他の創造的な作品としてのイラストなど、その時々の流行などを反映した汎用的な魅力值推定モデル式への発展が期待できる。画像を最初の題材とした理由は、コンテンツに対して一般的によく用いられているメタ情報が充実していることと、さらに、そのコンテンツの魅力进行人間が判断しやすいためである。画像の魅力の算出には、既存手法では明るさやコントラストなどの低レベル特徴などから算出されている手法が多いが [2], [3], 本研究ではまったく違うアプローチをとっており、画像そのもののデータを使用せずに、画像に付与されたメタ情報のみからその魅力值进行推定する。

使用するメタ情報は、画像共有サイトとして代表的な Flickr [11] 上のアクセス数などに加えて、それらから生成した新たな変数も利用し、より精度の高い魅力值推定を目指す。人の感じる主観的魅力評価値は、我々が作成し運用した Web サイトによって収集する。収集する主観評価は、画像に対する絶対評価と画像間の相対評価の 2 種類である。画像に対する絶対評価は、魅力值の直接的な指標として扱うことができるため、これを従属変数とし、各種メタ情報を説明変数として魅力值算出式を生成する。さらに画像間の相対評価を用いることで、生成した魅力值算出式による魅力值の大小が、人間の感じる魅力の大小とどれくらい相関があるかを評価する。

本研究で得られた主な成果は以下である。

- 単一のメタ情報のみに着目するのではなく、各種メタ情報の情報量やメタ情報間の関連などを検証。
- 画像情報を用いずに、メタ情報から魅力值进行算出できる単純な重回帰式を導出。
- 独自のウェブアプリケーションを通して大量の画像魅力評価値を取得し、それを用いて導出した魅力值算出式の有効性を確認。

2. 関連研究

2.1 SNS 上のメタ情報によるコンテンツの解析

Web 上に様々なコンテンツがあふれるようになり、多くのコンテンツの中から効率的に価値の高いコンテンツを探す必要性が高まっている。これを支援するために、コンテンツの価値进行算出する手法が多く検討されており、特に近年、ソーシャルネットワークサービス (SNS) を対象とした研究が多くなされている。SNS においては、コンテンツに対して、様々なメタ情報が付加されている。その中でも、お気に入り数といったユーザの直接の評価が含まれるものもあり、こういったメタ情報はコンテンツの価値の推測に有効である。たとえば、ニュース SNS である Digg において、投稿された記事の価値进行算出するために、新しくアップロードされた記事の得票数の時系列変化を監視することで、その記事が最終的に得る得票数を推測する研究がされている [4]。また、Twitter 上の会話からおもしろいと思われる会話を推薦する手法も研究されている [5]。この手法では、会話の特徴量として、スレッドの長さ、トピック、会話に参加しているユーザとのソーシャル関係の強さを利用している。Li らは、SNS におけるタグを利用して、ユーザが使用しているタグの共起頻度パターンからユーザの興味のあるトピックを推測する手法を提案している [6]。このように、SNS 上のコンテンツでは、メタ情報からその価値进行推測できることが示されている。

2.2 画像の魅力值算出手法

画像の魅力值算出手法は、画像データ群の中から魅力的な画像を抽出するための基盤技術の 1 つであり、様々な研究がなされている。たとえば、画像の魅力として画像の鮮明さを使用しているものがある [2]。Obrador は、あらかじめ基準となる良い画像の構図を定義しておき、それに基づいて良い画像かどうかを判断して画像をランキングする手法を提案している [7]。この手法では良い画像の要素として、色の調和、視覚的バランス、画質などが考慮されている。

画像共有サイトのメタ情報に注目した例として、時間メタ情報と画像の視覚情報を解析することで、画像の魅力进行計算している手法もある [3]。Pedro らは、画像共有サイト上のメタ情報と低レベル特徴を用いたランキングシステムを提案している [1]。この手法では、画像共有サイト上のお気に入り数进行魅力の基準とし、画像の低レベル特徴から画像の期待されるお気に入り数进行予測するモデルを生成している。Pedro らは続いて、DPChallenge という画像 SNS における画像のスコア进行魅力值の目標值として扱い、画像に付加されたコメントの内容と画像の低レベル特徴から魅力值进行算出する手法を提案している [8]。しかし、これらは、それぞれ、お気に入り、コメント (および画像情報を

加えて) といった単一のメタ情報に着目しており, メタ情報そのものやその組合せに関する議論は少ない.

また, 相対評価データから画像をランキングする手法も Hacker らにより提案されている [9]. Hacker らは, 画像の相対評価データを収集するために, 提示された 2 枚の画像のうち相手がどちらを選ぶかを当てる対戦ゲーム式の Web サイトを公開し, 相対評価データを収集した. 収集したデータを用いて, 個人に応じたランキング手法を提案し, 既存手法と比較し, その有効性を示している. しかし, 個人ごとに評価モデルを事前に構築する必要があり, 既存の SNS 上のメタ情報からは評価値が求められず, 適用できる範囲が狭い.

3. Web 上のメタ情報による魅力値算出手法

人間の主観評価を考慮した魅力値算出手法を生成するためには, 人間の主観評価を反映しているメタ情報を用いる必要がある. しかし, 既存研究ではこれらについては詳細に検討されていないため, 本研究では使用するメタ情報の選択について議論することから始める. 対象とするのは, 画像共有サイト (Flickr) 上のアクセス数といった一般的なメタ情報に加え, 各メタ情報の平均値との差といった新たなメタ情報なども検討する.

3.1 使用するメタ情報の検討

魅力値算出式には一般的な SNS において使用されている次のメタ情報を用いる.

- アクセス数 (views)
- お気に入り数 (favorites)
- コメント数 (comments)
- 掲載日数 (days)

これらに加え,

- 各メタ情報の平均値との差

も使用する. メタ情報の平均値との差は, 魅力の大小がメタ情報の値の単純な大小だけでなく, ある集合内における平均値に対する差分にも現れるという偏差値などに代表されるような考え方の指標である. 図 1 に平均値と実際の値 (actual value) の関係を示す. この例では, 掲載日数が同じ画像群内でのメタ情報の平均値が $Ave(days)$ で表され, メタ情報の平均値との差は, 入力画像の掲載日数において平均的に付与されるメタ情報の値と実際のメタ情報の値との差で求められる. このメタ情報の平均値との差を算出する式は, 画像共有サイト上におけるメタ情報間の関係を調査して生成する.

メタ情報の平均値を求める式を生成するため, 画像共有サイト上における各メタ情報間の関係を調査する. 調査対象は 2008 年 1 月~2011 年 6 月に画像共有サイト Flickr にアップロードされた 2,094,850 枚の画像とそのメタ情報 (アクセス数, お気に入り数, コメント数, 掲載日数) であ

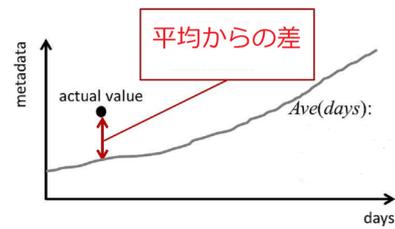


図 1 メタ情報の平均値との差

Fig. 1 Relationship between average and actual value.

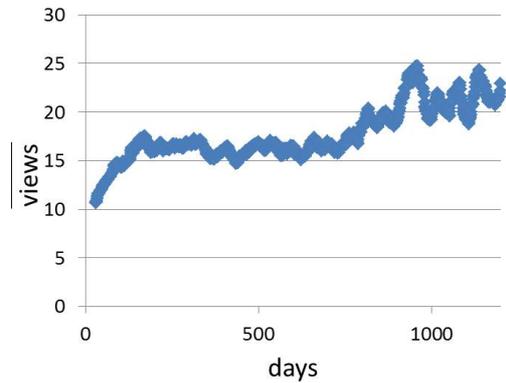


図 2 掲載日数に対する平均アクセス数

Fig. 2 Average views to days.

る. これらは, 収集した画像の掲載日数が一様に分布するように配慮し, かつ, だれからも見られていない画像を除外してランダムに収集したものである. ここで Flickr を利用したのは, 60 億枚を超える画像が存在し, メタ情報も豊富に提供されているためである.

収集したデータを用いて, まずアクセス数, お気に入り数, コメント数の掲載日数に対する関係を調査したが, お気に入り数, コメント数については, 大半の画像で値が 0 であった. これは Flickr という画像共有サイトの手軽さや普及度, 性質から考えると当然ではあるが, 一方で様々な閲覧者からのお気に入り登録やコメントを付加される写真も多く存在することが分かった. そこで, お気に入りとコメントがゼロの画像, すなわち掲載日数とアクセス数だけを持つ画像では投稿者や閲覧者の能動的かつ積極的な評定を持たず, 魅力を導く主観評価の参考情報が不十分であると判断した. いくつかのメタ情報を持つ写真のみを用いることでメタ情報間の関連性や効果なども議論するべきと考え, これらの画像を除いた 192,059 枚を調査の対象とした.

掲載日数が同じ画像群ごとに平均アクセス数, 平均お気に入り数, 平均コメント数を算出し, 掲載日数 30 日ごとの移動平均をとる. アクセス数の 30 日の移動平均を図 2 に示す. 各メタ情報間の相関関係を調査したところ, 掲載日数とアクセス数の間には正の相関 ($R^2 = 0.57$) が見られ, 掲載日数とコメント数の間には負の相関 ($R^2 = -0.53$) が見られた. この 2 つの組合せについて, 掲載日数を説明変数として平均アクセス数と平均コメント数を算出する式を重回帰分析により算出した. 式をそれぞれ式 (1), 式 (2) に

表 1 各メタ情報間の相関係数

Table 1 Correlation coefficient between metadata.

| | days | views | favorites |
|-----------|--------------|-------------|-------------|
| views | 0.57 | - | - |
| favorites | -0.18 | 0.70 | - |
| comments | -0.53 | 0.43 | 0.84 |

示す.

$$\begin{aligned} \overline{views} &= Ave_{v-d}(days) \\ &= -1.1 \times 10^{-4} days^2 + 5.5 \times 10^{-3} days \\ &\quad + 10.0 \quad (R^2 = 0.89) \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \overline{comments} &= Ave_{c-d}(days) \\ &= -1.4 \times 10^{-8} days^2 - 6.6 \times 10^{-4} days \\ &\quad + 5.0 \quad (R^2 = 0.61) \end{aligned} \quad (2)$$

Ave_{v-d} は掲載日数に対する平均アクセス数, Ave_{c-d} は掲載日数に対する平均コメント数を表す. 同様に, アクセス数に対するお気に入り数, コメント数の関係を調査したところ, アクセス数とお気に入り数に高い相関が見られたため, 同様の方法で, 平均お気に入り数を算出する式を算出すると, 式 (3) のようになった.

$$\begin{aligned} \overline{favorites} &= Ave_{f-v}(views) \\ &= -1.3 \times 10^{-5} views^2 + 2.0 \times 10^{-2} views \\ &\quad + 0.7 \quad (R^2 = 0.61) \end{aligned} \quad (3)$$

Ave_{f-v} はアクセス数に対する平均お気に入り数を表す. 最後に, お気に入り数とコメント数の関係を調査した. その結果, 高い相関が見られたため, お気に入り数に対する平均コメント数 Ave_{c-f} を算出する式を生成したところ, 式 (4) のようになった.

$$\begin{aligned} \overline{comments} &= Ave_{c-f}(favorites) \\ &= 1.7 \times favorites + 1.7 \quad (R^2 = 0.99) \end{aligned} \quad (4)$$

以上のように求めた各メタ情報間の相関係数を表 1 にまとめる. 表より各メタ情報間に相互に強い関連があることが分かる. そこで式 (1) から (4) で算出した Ave を用いて, 次に示すような各メタ情報の平均値との差を算出する式 D_{v-d} , D_{c-d} , D_{f-v} , D_{c-f} を生成し, 魅力値算出式を生成する際に用いるメタ情報として扱う.

$$D_{v-d} = views - Ave_{v-d} \quad (5)$$

$$D_{c-d} = comments - Ave_{c-d} \quad (6)$$

$$D_{f-v} = favorites - Ave_{f-v} \quad (7)$$

$$D_{c-f} = comments - Ave_{c-f} \quad (8)$$

3.2 画像に対する人間の主観評価の収集

メタ情報と人間の主観評価の関係から魅力値算出式を生成するためには, 画像に対する大量の主観評価が必要である. 特に, 魅力値の正解データとして扱える N 段階の絶対的な主観評価が必要となる. しかし, 多くの画像共有サイト上では, 画像に対する N 段階の主観評価は存在せず, 評価があるとしても各画像について十分な数ではない. そこで, 画像共有サイト上の画像に対して人間の主観評価を大量に付加するため, 本研究では, Web 上に主観評価収集用のサイトを公開し運用した. このサイトでは, アンケート形式で画像の絶対評価と, 画像間の相対評価値を収集できるような仕組みになっている. 絶対評価とは, 10 枚の画像それぞれに 7 段階評価をするものであり, 相対評価とは, 2 枚の画像のうち良いと思う方を選択するものである. このサイトを用いた実験では, 各ユーザに, 絶対評価を 1 回, 相対評価を 20 回行ってもらうように求めた.

3.2.1 アンケート用の画像の選定

アンケートを実施するにあたり, 使用する画像について検討する. アンケートでは前述のように 10 枚の画像に絶対評価を与えるものと, 2 枚を比較してより良い方を選ぶものと 2 種類を考えるが, どちらの場合でも, 一度に表示する画像は, 同じ種類の被写体やテーマを持った画像とした. テーマによっては, 評価が被写体に対する好みによって左右される可能性があるため, 本研究では, 個人の好みの影響が比較的小さいものを対象とし, そのようなテーマを選定する作業を行った. また, 好みが密接に評定に影響しやすく解釈が複雑になりやすい人間や動物が写っている画像や, それらがテーマとなるような画像についても除外した. 予備実験では, 自然や人工物などを取り上げ, 海, 山, 雲, 建物, 食べ物, 車, バイク, 船, 木, 部屋, 川, ボトルの 12 テーマを 10 枚用意し, 実験参加者 10 人 (平均年齢 23.9 歳) に評定を求めた. その評定データのばらつきや, 参加者のコメントから「海」, 「山」, 「雲」, 「建物」, 「食べ物」の 5 テーマ選定した. その主な理由は, 乗り物などは特に個人の趣味が強く現れる傾向があり, 単純にばらつきも大きかったからである. 食べ物についても評価のばらつきは大きかったものの, コメントをする参加者が多かったことと, 身近な情報であることから実験に取り入れる価値があると判断した. そのほかは風景や建物となり日常的なものとなった.

これらのテーマに該当する画像選定にあたっては, 使用する画像のメタ情報の分布が偏らないように配慮した. 前節の調査より, お気に入り数はアクセス数やコメント数との間で高い相関があることが分かっており, お気に入り数が均等に分布していれば, アクセス数もコメント数もおおむね均等に分布することが期待できる. そこで, 便宜上, お気に入り数が 0~11, 掲載日数が 0~365 日で均等に分布するように 5 つのテーマごとに 100 枚の画像を Flickr から



図 3 実験用ウェブアプリケーションのスクリーンショット
 Fig. 3 Snapshots of experimental Web application.

収集した。

3.2.2 画像に対する主観評価の収集

主観評価を収集する Web サイトは、2012 年 1 月 25 日に公開し、2012 年 1 月 30 日までのデータを利用して解析する。本研究では、魅力値という計測や評価が難しく、流行などにもよって左右されるものを対象としている。そのため、実験室実験によって統制された小さなサンプルに基づくのではなく、Web を使うことで、少々のノイズを覚悟しても大量の主観情報を取得するというアプローチをとっている。多くの人の主観評価を収集するため、図 3 に示すように、評価テストへのモチベーションを高めるために、「画像を評価することで自分の画像センス値が分かる」というゲーム性を持たせることで、この期間内に約 38,000 人分の主観評価を収集することができた。Web サイト上では、データは研究に利用することと、算出された魅力値は必ずしも正確ではない旨を注意事項として明記しており、画像センスが分かるというというゲーム性はユーザへのほど良いインセンティブであったと考えられる

3.2.3 画像に対する絶対評価

画像に対する絶対評価では、図 3 内の絶対評価画面で示すように、スクリーンに同じテーマの画像 10 枚が表示され、実験参加者にそのそれぞれを 7 段階で評価（1：非常に悪い，2：悪い，3：やや悪い，4：どちらでもない，5：

やや良い，6：良い，7：非常に良い）してもらう。これを 5 つのテーマ分繰り返す。この提示順はランダムであり、ある 1 つのテーマで使用される画像は、用意した 100 枚からランダムに 10 枚選択された。収集した絶対評価データは、魅力値算出式を生成する際と生成した魅力値算出式の評価に利用する。

3.2.4 画像間の相対評価

画像間の相対評価も同様に Web サイト上で実施する。図 3 の相対評価画面に示すように、同じテーマの画像 2 枚がスクリーンに表示される。実験参加者には、これらを比較して、良いと思う方を選ぶ試行を 20 回行ってもらう。テーマはランダムに選択され、テーマごとに、あらかじめ決められたペアの中からランダムに 20 ペアが選択される。収集した相対評価は、後に生成する魅力値算出式の評価で、各画像ペアにおいて、式により算出される魅力値がより高い画像と、ユーザがより良いと選んだ画像が一致しているかを調べる際に使用する。

3.2.5 主観評価データの整理と異常値処理

本手法は、多くのデータが取得できる反面、実験者がすべてを統制できないため、データの信頼性について注意した。たとえば、ユーザがゲームを楽しむ過程で魅力センスを上げようとして嘘を入力することもあり、また何度か繰り返すかもしれない。なお、同一ユーザによる複数回の回

表 2 ノイズ除去後の主観評価データ数

Table 2 Number of data after removing outlier.

| | 解析対象データ数 | 各イメージペアに対する平均評価データ数 | 各イメージに対する平均評価データ数 |
|------|----------|---------------------|-------------------|
| 絶対評価 | 33551 | - | 671.0 |
| 相対評価 | 36741 | 1861.2 | - |

答は Cookie を用いることで制限をかけたものの、ブラウザを変えることによって回避されてしまう。しかし、これは、それが魅力スコアを上げようとする行為と考えられ、そのデータは本研究の主旨と一致するために問題とはならない。

逆に、不自然に低い評価値や高い評価値があった場合のデータは除く必要があるために処理を施した。絶対評価についてはノイズ除去と外れ値除去を行い、ノイズ除去では、10 枚の画像すべてに同じ評価値がつけられているデータを除去する。外れ値除去では、各画像について付加された評価値の平均と分散を求め、(平均値) ± 2 × (標準偏差) の外にある外れ値の評価値を除去する。外れ値除去後の、絶対評価と相対評価それぞれのデータ数や評価数を表 2 に示す。絶対評価と相対評価で、それぞれ 10%、3%ほどのデータが異常値として処理された。相対評価に関しては実験実験でも見られる程度の除去率であるが、絶対評価は、図 3 に示すように、やや評価が煩雑であるために雑な試行が増えてしまったと考えられる。実験参加者がなんらかの悪意を持って、異常値判定でも検出できないような入力をした可能性はあるが、このようなオンラインスタディにおける潜在的ノイズとして解析に含めることはやむをえないと考える。しかし、画像に与えられた主観評価値は 7 段階評価中 4.63 (標準偏差; 0.79) であり、やや中間値よりも好印象な画像が多かったもののニュートラルを平均とした分布であり、自然で健全なデータが集まっていることがうかがえる。

こうして得た評価データのうち、絶対評価については、画像ごとに、付加された全評価値の平均値を算出し、その平均値を画像の最終的な絶対評価とする。この絶対評価を用いて、魅力値算出式の生成を行う。ただし、式の評価のために、画像 500 枚分の絶対評価のうち、無作為に選んだ 50 枚分の絶対評価をテスト用絶対評価として残し、残りの 450 枚分の絶対評価を学習用絶対評価として、魅力値算出式の生成に用いる。

3.3 魅力値算出式の生成

学習用絶対評価を用いて、魅力値算出式を生成する。メタ情報と絶対評価の全体的な傾向をつかむため、絶対評価の各値に対するメタ情報の値の変動を丸める。ユーザにより付加された絶対評価が同じ画像を 1 つのグループにまと

表 3 学習用絶対評価の付与された画像群のメタ情報を丸めた結果

Table 3 Rounding of data for learning.

| 絶対評価値 | 画像数 | 平均 views | ... | 平均 D_{v-d} | 平均 D_{c-f} |
|-------|-----|----------|-----|--------------|--------------|
| 2.5 | 1 | 84.0 | ... | -1.3 | 4.3 |
| 2.7 | 3 | 60.3 | ... | -1.5 | 0.1 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 6.1 | 5 | 120.8 | ... | 5.5 | -5.6 |

め、各グループ内での各メタ情報の平均値を求める。この操作の結果を表 3 に示す。たとえば、絶対評価が 2.7 の画像は 3 枚存在し、この 3 枚に付加された各メタ情報の平均値はアクセス数が 60.3、 D_{c-f} が 0.1 であることを示している。これらの値を用いて、絶対評価を目的変数、各メタ情報を説明変数として、重回帰分析で絶対評価を求める式を算出する。使用するメタ情報は、3.1 節で述べた、アクセス数、掲載日数、お気に入り数、コメント数、各 D_{v-d} 、 D_{c-d} 、 D_{f-v} 、 D_{c-f} とする。ここで、Flickr 上では、お気に入り数、コメント数が 0 である画像が非常に多いことが分かっている。こうした画像でも魅力値を算出できるように変数の組合せを対象として重回帰分析を行う。具体的には、アクセス数を含む組合せと、掲載日数に対するアクセス数の D_{v-d} を含む組合せを複数用意し、それらを用いてステップワイズ法により重回帰分析する。この方法により求めた、決定係数の最も高かった式を式 (9) に示す。

$$\text{魅力値} = 7.4 \times 10^{-3} D_{v-d} + 0.14 D_{c-d} + 0.18 D_{f-v} + 3.1 \quad (R^2 = 0.64) \quad (9)$$

生成された式は、アクセス数、お気に入り数、コメント数の平均値との差を変数とした式となった。また、各メタ情報のとりうる範囲と、各メタ情報の平均値のとりうる範囲を考慮して、標準化偏回帰係数を算出すると、第 1 項の寄与率は -0.1~6.2、第 2 項の寄与率は -0.7~1.3、第 3 項の寄与率は -1.4~1.9 となった。このように、第 1 項が最も寄与率が高く、アクセス数が魅力値に対して最も大きな影響力を持つことも明らかになった。

式 (9) はステップワイズ法により算出され、最も魅力値をよく説明できるものである。ここでは確認のため、各メタ情報が単体でどの程度魅力値を説明できるものであったのかを単回帰によって検証した。その結果、修正済み R^2 の値は、掲載日数: 0.03、アクセス数 0.39、お気に入り数: 0.56、コメント数: 0.57、 D_{v-d} : 0.40、 D_{c-d} : 0.56、 D_{f-v} : 0.53、 D_{c-f} : 0.13 であり、お気に入りやコメントなども魅力値を説明するために有望であることが分かったが、3 つの変数を持ち、現実的な式 (9) の $R^2 = 0.67$ が最も強力なモデルであることが分かった。さらに、比較的単純で一般的とされる画像への一定期間内のアクセス頻度 (view/days) の説明力についても、同様に単回帰により検証した。その結果、全テーマの平均値は 0.39 となり、提案

表 4 魅力値の高い画像と低い画像の例
Table 4 Images with high or low attractiveness scores.

| テーマ | 海 | 雲 | 食べ物 |
|-----------|---|--|---|
| 高い魅力値の画像例 |  [12] attractiveness score: 5.8 |  [13] attractiveness score: 4.6 |  [14] attractiveness score: 6.1 |
| 低い魅力値の画像例 |  [11] attractiveness score: 2.5 |  [11] attractiveness score: 2.4 |  [11] attractiveness score: 2.3 |

手法より著しく低い推定精度であることを確認した。したがって、本研究で想定するメタ情報を用いた場合は、式 (9) に示すような 3 つの代表的変数による線形結合により画像の魅力度を最も精度良く推定できることが分かった。

4. 評価実験

4.1 絶対評価を用いた魅力値算出式の評価

テスト用絶対評価 50 枚（これらは 500 枚の中からランダムに選ばれている）を用いて、魅力値と主観評価の相関係数を算出した。テーマごとの相関係数および無相関の検定結果を図 4 に示す。テーマ「雲」以外では相関係数が 0.5 を超え、やや不安定であるものの、10%の有意水準においては有意な相関であった（5%以下とした場合には、山と食べ物に関してのみ有意な相関）。これらの結果は、必ずしも明快なものではないが、主観評価結果を扱うものとしては、十分な相関傾向を見出すことに成功していると考えられ、また、式 (9) の説明精度から考えても妥当で理解できる結果といえる。この結果より、魅力値算出式は、一部苦手なテーマが存在することと、複数のテーマの画像に対して人の主観的魅力値を大まかに予測可能であることが分かった。

なお、3.3 節で説明した魅力値算出において、アルゴリズムはほぼ確立しており、メタ情報の意義を明確にできているが、データの丸めを半自動で施しているため、式を自動的に導出できないという制約がある。そのため、現時点では、このテスト用画像と算出式生成用の画像を入れ替えた交互作用の結果を示すことができない。今回のテスト画像 50 枚は無作為に選ばれたものであるため、450 枚のデータによって生成された魅力値生成式を未知のデータに対す

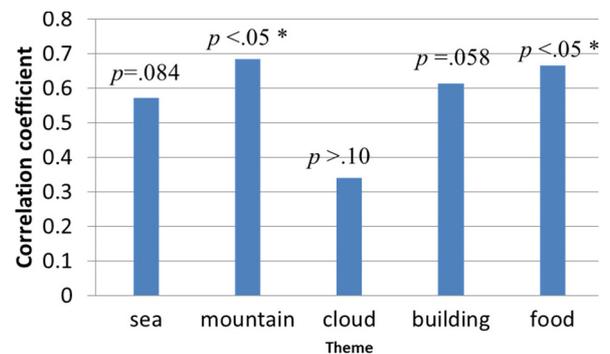


図 4 絶対評価における算出した魅力値と主観評価値の相関係数
Fig. 4 Correlation coefficient between subjective evaluation and calculated attractiveness score.

る適用を検証するという点では妥当であるが一例にとどまる。式の生成も含めて実用的な性能評価までに至っておらず、今後さらなる検証が必要である。ただ、実際の画像と魅力値の計算結果に強い関連がある傾向は見られている。表 4*1 は、実際に実験で用いた画像の魅力値を算出式によって計算したものである。ここでは、魅力値が高く算出された画像と低く算出された画像を数枚ずつ例を示す。これらも一例ではあり、個人差は当然あると考えられるが、今回算出した魅力度は、様々な要因、たとえば、色合い、構図、被写体などの様々な要因から構成される画像の魅力をおおむね的確にとらえていることが示されている。

*1 表 4 下段の 3 つの画像は 2012 年 1 月に画像共有サイト Flickr [11] より収集したものである。現在は同サイトから当該画像は削除済みであり撮影者が不明である。これらの撮影者または心当たりのある読者は第 1 著者高嶋 (takashima@riec.tohoku.ac.jp) まで連絡されたい。

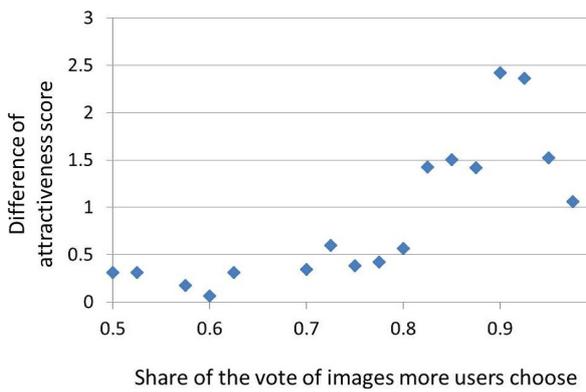


図 5 魅力値の差とユーザにより多く選ばれた画像の得票率
Fig. 5 Share of the vote of images more users choose against difference of attractiveness score.

4.2 相対評価を用いた魅力値算出式の評価

魅力値と絶対評価の間には正の相関が見られた。しかし、相関係数は、全体の傾向は確認できるものの、魅力値算出式の精度を完全に保証するものではない。そのためより厳しい条件で評価を行い、魅力値算出式の有効性をさらに検討する必要がある。そこで、2枚の画像を比較している相対評価を用いて、各画像ペアにおいて、魅力値がより高い方が、ユーザにより多く選ばれているかどうかを調べることで魅力値算出式の評価を行う。具体的には、各画像ペアにおいて、2つの指標を計算する。1つは、画像ごとの得票率である。これは、一対の画像比較の結果を評定者の数で割ったものである。すべての評定者が良いと判断した画像の得票率は1となり、意見が分かれ、評定者の半分ほどが良いと判断した場合（または、悪いと判断した場合）には、0.5となる。2つ目は、画像ペアそれぞれで魅力値を計算しその差を算出する。この2つの指標の関係を見ることで、意見が分かれた画像ペアには同じ程度の魅力値を与え、良いと判断される画像に魅力値判定式はより良い値を与えることができているのかを調査する。図5に得票率と魅力値の差の関係を示す。これは、相対評価において得られた全データの平均値を示している。この結果から、得票率が0.5に近く、ユーザの意見が分かれた画像対、すなわち魅力が同程度の画像対については、求めた魅力値算出式は2つの画像に同じ程度の魅力値を与えることができる。さらに、得票率が0.7から0.95と上がった場合、大勢のユーザが片方の画像を一貫して高く評価した画像対、すなわち魅力の程度に大きく差があった画像対については、魅力値にも大きな差が現れており、より高い評価を得た画像により高い魅力値が付与されたことが確認できる。0.9については特異的に高い値を示し、本研究ではその明快な理由を見つけることはできなかった。しかし、これらの得票率の範囲では、0.5から1までの得票率の差を1から2.5の間の魅力値で検出できるという解釈が可能である。以上のことから、主観評価であるため若干

の不安定な傾向は認められるが、求めた魅力値算出式が、ユーザの感じる魅力の大小に連動したものであることが確認できた。

5. 考察

5.1 生成した魅力値算出式と評価結果

生成した魅力値算出式は、アクセス数、お気に入り数、コメント数の平均値との差を説明変数とする式となった。画像の大半はお気に入り数とコメント数が0であるため、魅力値算出式の変数がお気に入り数とコメント数だけの場合は、ほとんどの画像の魅力値が同じになってしまうが、アクセス数の平均値との差が変数として魅力値算出式に組み込まれているため、お気に入り数とコメント数が0でも、アクセス数から魅力値を算出できる。また、各メタ情報の値がとる範囲と各メタ情報の平均値がとる範囲を考慮して、各変数の標準化偏回帰係数を算出すると、アクセス数の平均値との差の寄与率が最も大きい。大半の画像はお気に入り数とコメント数が0であることを考慮すると、アクセス数に基づいて魅力値を算出できるこの式は、結果的に利便性の高いものであるといえる。特に、今回利用したFlickrのデータに関していえば、お気に入りやコメントのみを用いている手法より高い利便性があることは確かである。

利便性が高くなる可能性はあるものの現段階では制約も多い。たとえば、本研究では、風景やモノなどの画像しか検討していないため、人や動物など、より人々の感情を刺激するような、そして魅力についてはより個人差が現れそうな画像については、本魅力値算出方式は適用できないと考える。可能性は十分考えられるが新たな重要指標や詳細な実験が必要である。また、評価結果からは、「雲」などの1枚の画像に複数の評価ポイント（この場合は空や地平線など）がある場合などは、魅力値の算出が正確にでない傾向も得られている。これについては、算出式そのものがそれらに対応していないためであり、本研究は画像の情報を使わない方針で進めてきた研究ではあるが、画像情報の併用も検討すべきかもしれない。

絶対評価を用いた式の評価では、「雲」以外のテーマにおいて0.5以上の正の相関が見られ、魅力値と人間の主観評価に相関があると確認された。一方、相対評価を用いた式の評価では、各画像ペアにおいて、より多くユーザに選ばれた画像の得票率と魅力値の差の関係を調べたところ、得票率が偏れば偏るほど魅力値に差が現れ、高い評価を得た画像により高い魅力値が与えられることが分かった。これは、得票率が0.5に近く、ユーザの意見が分かれた画像対、すなわち魅力が同程度の画像対については、2つの画像は同じ程度の魅力値が付加できており、逆に、得票率が0.9の場合のように、大勢のユーザが片方の画像を一貫して高く評価した画像対、すなわち魅力の程度に大きく差があった画像対については、魅力値にも差を与えられていること

を意味している。以上より、魅力値算出式が人間の主観評価を反映した評価値を与えられることを確認した。

5.2 今後の課題

本研究では、メタ情報とそこから算出される変数を用いて、それらの相関関係を考慮したうえで算出式を導出したため、各メタ情報の関連、位置づけや寄与率も明らかにすることができた。これは既存研究では触れられていなかった点であり、この研究成果はそれらのアルゴリズムに対しても良い知見を提供するものである。今後は、既存の画像の魅力値算定式との比較などが必要であるが、メタ情報の付け方（付けられ方）や、画像の解析あり・なしなど、条件の統一にやや困難がともなうことと考えられる。そのため、今後の方針としては、総合的評価ではなく、写真（コンテンツ）のメタ情報の持ち方による得意領域の差分化などをしていくことが重要と考える。

今回はデータが多いことから半自動で丸めを施してモデル化を導いており、システムの性能評価までに至っていない。しかし、リアルタイムにかつ動的に式が更新されていくようなシステムを作るためには、より安定的に高精度なデータ収集する方法（交差検定など）やそのための大量データを効率的に処理するアルゴリズムの開発も必要と考えられる。本研究における解析では、回帰分析の決定係数、相関係数ともに0.6程度のもが多く、我々はそれらを積極的に意味のある関連として評価し、モデル構築および議論を進めてきた。主観評価を扱う研究場面では取得データが不安定なことが多いために妥当な方針であると考えているが、より工学的な応用を考えた場合には、より明快で大きな効果を示すことが望ましい。それに向けた今後の課題としても、画像共有サイトと連動したリアルタイムデータ処理システムやモデル式の自動更新方法などが重要な研究課題となると考えられる。

提案手法は、画像の魅力値を付加されているメタ情報から直接算出するため、メタ情報の付加されていない画像の魅力値は算出できない。この問題に対しては、先行研究で提案されている手法 [10] と提案手法を組み合わせることにより解決できると考えられる。先行研究による魅力値算出の概要を図 6 に示す。先行研究では、まず入力画像の類似画像を画像共有サイト上から検索し、検索された各類似画像の魅力値を付加されているメタ情報から算出する。次に、全類似画像の魅力値を統合することで最終的に入力画像の魅力値を算出する。類似画像の魅力値を統合することで入力画像の魅力値を求めるこの手法は、入力画像自体にメタ情報が付与されていなくても評価が可能である。そこで、この手法を用い、参照する各類似画像の魅力値を本論文で求めた魅力値算出式で算出すれば、たとえ入力画像が、メタ情報の付加されていない画像でも、人間の主観評価を反映した魅力値を算出できると考えられる。あらゆる画像

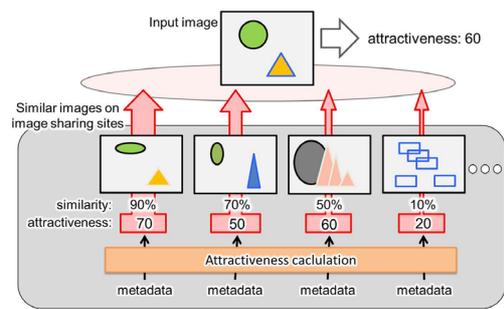


図 6 先行研究のシステム概要図

Fig. 6 System abstract of prior work.

の魅力値を算出できれば、カメラと組み合わせて、リアルタイムにフィルタに写る構図の魅力値を算出し、だれでも簡単に魅力的な写真を撮影できるソフトウェアも将来的には作成できると考えられる。そのため今後は、類似画像検索と組み合わせた魅力値算出手法を検討する必要があり、その中では、精度の高い類似画像検索の構築や、最終的に得られた魅力値の評価が課題となる。

6. むすび

本研究では、Web における大量の主観評価およびメタ情報を用い、主観評価とメタ情報の関係を解析することで、主観評価に基づく魅力値算出手法を提案した。メタ情報には、画像共有サイト上のメタ情報と、各メタ情報の平均値との差を利用し、主観評価には作成した Web サイトにより大量に収集した人間の主観評価を利用した。この主観評価については、絶対評価と相対評価の 2 種類の主観評価を収集した。各メタ情報を説明変数、収集した絶対評価の一部を目的変数として重回帰分析を行い、魅力値算出式を生成した結果、各メタ情報の平均値との差を説明変数とする式が得られた。生成した魅力値算出式の評価では、残りの絶対評価と相対評価を用いて、魅力値算出式による魅力値と人間の主観評価の相関を調査したところ、魅力値と主観評価の間には十分な相関があることが分かり、提案した魅力値算出式の有効性が示された。

参考文献

- [1] Pedro, J.S. and Siersdorfer, S.: Ranking and classifying attractiveness of photos in folksonomies, *Proc. Conference on World Wide Web*, pp.771–780 (2009).
- [2] Wee, C. and Paramesran, R.: Measure of image sharpness using eigenvalues, *Information Sciences*, Vol.177, No.12, pp.2533–2552 (2007).
- [3] Kormann, D., Dunker, P. and Paduschek, R.: Automatic rating and selection of digital photographs, *Proc. Conference on Semantic and Digital Media Technologies (SAMT)*, pp.192–195 (2009).
- [4] Lerman, K. and Hogg, T.: Using a model of social dynamics to predict popularity of news, *Proc. Conference on World Wide Web*, pp.621–630 (2010).
- [5] Chen, J., Nairn, R. and Chi, E.H.: Speak little and well: recommending conversations in online social streams,

- Proc. Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI)*, pp.217–226 (2011).
- [6] Li, X., Guo, L. and Zhao, Y.: Tag-based social interest discovery, *Proc. Conference on World Wide Web*, pp.675–684 (2008).
- [7] Obrador, P.: Document layout and color driven image retrieval, *ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pp.889–890 (2007).
- [8] Pedro, J.S., Yeh, T. and Oliver, N.: Leveraging user comments for an aesthetic aware image search reranking, *Proc. Conference on World Wide Web*, pp.439–448 (2012).
- [9] Hacker, S. and Ahn, L.V.: Matchin: eliciting user preferences with an online game, *Proc. Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI)*, pp.1207–1216 (2009).
- [10] 石原のぞみ, 伊藤雄一, 高嶋和毅, 岸野文郎: ウェブ上の類似画像に付加されたメタ情報に基づく画像スコアリング, 情報処理学会シンポジウム, インタラクシオン予稿集, pp.1–10 (2011).
- [11] Flickr, available from (<https://www.flickr.com/>)
- [12] available from (<https://www.flickr.com/photos/50510555@N02/6590912431>)
- [13] available from (<https://www.flickr.com/photos/barrypotter/6896547365/>)
- [14] available from (<https://www.flickr.com/photos/jtfisher/6031937992/in/pool-52240578442@N01/>)



高嶋 和毅

2006年大阪大学大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻博士前期課程修了。2008年同専攻博士後期課程修了。同年同大学院国際公共政策研究科助教。2011年より東北大学電気通信研究所助教。博士(情報科学)。



石原 のぞみ

2012年大阪大学大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻博士前期課程修了。同年レノボジャパンに入社, 現在に至る。



伊藤 雄一 (正会員)

2000年大阪大学大学院工学研究科博士前期課程修了。同年同大学院博士後期課程入学。2002年同大学院情報科学研究科助手。2008年より大阪大学クリエイティブユニット准教授。博士(情報科学)。