

対話型遺伝的アルゴリズムを用いた多人数参加型印象評価システム および印象評価集計結果の可視化システム

五味恵理華¹⁾(非会員) 齊藤優理¹⁾(非会員) 伊藤貴之¹⁾(正会員)
萩田真理子¹⁾(非会員) 高塚正浩²⁾(非会員)

1) お茶の水女子大学 2) シドニー大学

Crowd-Powered Impression Evaluation Applying Interactive Genetic Algorithm and Visualization of Ranked Evaluations

Erika Gomi, Yuri Saito, Takayuki Itoh, Mariko Hagita¹⁾
Masahiro Takatsuka²⁾

1) Ochanomizu University 2) The University of Sydney

{erika53, yuri}@itolab.is.ocha.ac.jp, {itot, hagita}@is.ocha.ac.jp, masa.takatsuka@
sydney.edu.au

概要

本論文では、多人数参加型の印象評価工程を効率化するシステム、および印象評価結果を順位付けして可視化するシステムを提案する。印象評価システムでは評価対象となる多数の画像を提示し、ユーザにその評価を入力してもらうことで、印象評価の集計結果につながる情報を収集する。ユーザの評価が高い（または低い）画像に対する回答が重要な回答であるという前提に基づき、対話型遺伝的アルゴリズムを用いて評価が高い（または低い）と推測される画像を積極的にユーザに提示する。可視化システムではユーザ評価が高い（または低い）画像を提示するために、評価対象となる全ての評価画像を順位付けする。しかし我々の開発する印象評価システムでは、参加者の誰にも提示されない画像が存在する可能性がある。そこで本論文では、印象評価実施時に参加者に全く提示されていない画像の評価を推定する手法、および印象評価集計結果から全ての画像を順位付けする手法を提案する。さらに本論文では、女性の装いに関する画像群を例題にして提案システムを実行した事例を紹介する。

Abstract

This paper presents a crowd-powered efficient impression evaluation system, and a visualization system for ranked impression evaluation results. The former system shows a lot of content images to participants and consumes their inputs as impression evaluations. Here, this system preferentially selects images which are estimated as to be highly or poorly evaluated, by applying interactive genetic algorithm. The latter system visualizes the content images as ranked based on the impression evaluation results, so that users can easily find a set of highly or poorly evaluated images. This paper presents a method for estimation of evaluations of images which are shown to no one by the former system. This paper also presents a method to calculate the scores of images while normalizing the evaluation results. Finally, this paper demonstrates the effectiveness of the presented systems with our case study on appearances of women.

1 はじめに

一般消費者の評価を収集した集合知としての情報が、近年ではインターネットに広く公開されている。例えばレストラン等を紹介するウェブサイトでは各店舗の評価が数値化されて表示されていることが多い。また自動車などの商品カタログのウェブサイトでも、同様に各商品の評価が数値化されて表示されていることが多い。これらの情報において、一般消費者は全ての店舗や商品に対して評価を入力しているわけではない。むしろ、全ての店舗や商品に対して評価を求めるのは非現実的である。逆に言えば、一般消費者の各々はごく一部の店舗や商品に対してのみ評価を入力していたとしても、大人数による評価の集合によって有益な情報の構築が可能であることを意味する。本研究はこの点に着目し、個々のユーザからの少ない入力情報の集合により有益な評価収集を実現できるシステムの構築を目指す。

一般消費者の評価収集において、その質問数は回答者のモチベーションを左右する要因に成り得る。特に、印象評価や嗜好調査では多様なパターンの質問があり、回答者への大きな負担になる場合が多い。また、一被験者の評価、嗜好には傾向があると考えられる。印象評価や嗜好調査での質問には多様な属性を組み合わせたものが多く [1][2][3]、これが質問数を増大させる一因となる。そこで我々は、回答者の負担を軽減しながら有効な知見を得る評価収集方法について模索してきた。

本論文の前半では、大人数参加型の印象評価のための効率的な評価収集システムを提案する。このシステムでは、対話型遺伝的アルゴリズム (interactive Genetic Algorithm: iGA) を用いた最適化により、参加者の評価が高い(または低い)と予想される画像を積極的に提示する。印象評価では多くの場合において、回答の評価が高い(または低い)画像が何であるか重要な情報である。言い換えれば、評価が中程度であるという情報はさほど重要ではない。参加者の評価が高い(または低い)という回答を多く集めることで、少ない回答数で効率よく有益な情報を得ることができると考えられる。

本論文の後半では、印象評価集計結果の可視化を目的として、未評価画像に対する評価推定手法、および全ての評価画像を順位付けする手法を提案する。我々が提案している印象評価収集システムでは、参加者に提示され

る画像はそれぞれ異なる。そのため、評価数の単純加算では各画像への評価数のばらつきが考慮されない。よって我々は、相対的な評価件数に応じて各画像の得点を算出し、画像を順位付けをする手法を開発している。また我々は、いずれの参加者にも一度も提示されていない画像を対象として、自己組織化マップ (Self-Organizing Map: SOM) を用いて評価を推定する手法をあわせて開発している。これらの手法を用いて評価対象となる全ての画像を順位付けし、上位または下位となる画像を優先的に提示することで、印象評価集計結果を効果的に可視化できると考えられる。

本論文では女性の装い印象評価を題材として、提案手法の実装および実験結果を示す。近年では化粧や髪型のシミュレーションサイトやアプリが普及し、さまざまな装いの画像を容易に生成できる。しかし、どのような化粧や髪型が自分に似合っているか、あるいは世間の評価が高いかを把握するのが苦手な人がいれば、どのような装いを選ぶかに関する自己決定が苦手な人もいる。そこで、装いに関する世間の印象評価を提示することで、自己の装い決定の促進につながるのではないかと考えた。我々の実装では、顔の輪郭やパーツ、化粧、髪型などの組み合わせを「装い」と称し、その組み合わせによって合成される 1536 枚の画像を順次参加者に提示する。そして、その各々が似合っているかを「Good」「Soso」「Bad」の 3 段階で回答させる。最後に、多数の参加者による回答結果から評価画像を順位付けし可視化する。

提案手法の概要は既に我々自身の国際会議講演 [4][5] でも提案されている。本論文ではそれに加えて、実装内容やユーザテスト結果を詳細化して論じる。

2 関連研究

クラウドソーシングは集合知を得るための手段としても有効であることが近年の研究で実証されている。具体的な例として、ウェブデザイン [6]、二次元画像 [7] や三次元モデリング [8] など多くの分野で、クラウドソーシングは大人数参加型の主観評価を得る手段として適用されている。この考え方を一般化した研究の例として、小山ら [9] はクラウドソーシングによりパラメタ空間における参加者の嗜好分布をモデル化する手法を提案している。この研究では、デザインの「良し悪し」の評価する際に、コンテンツのパラメータと評価結果の関係を解いて

いる。我々の提案手法はこれとは異なり、連続数値となるパラメータを評価対象物の特徴づけに用いていない。

対話型遺伝的アルゴリズムはマルチメディア分野の多様なアプリケーションに活用されている。具体的な例として、画像検索 [10]、音楽推薦 [11]、コーディネイト提案 [12] などがある。これらの研究と比較して提案手法は、嗜好個体と非嗜好個体を同時に探索するために島モデルを拡張している点、また印象評価収集システムに特化して開発されている点、などにおいて異なっている。

3 iGA を適用した印象評価収集システム

本章では、参加者による印象評価を収集するために対話型遺伝的アルゴリズムを適用したシステムを提案する。

3.1 印象評価収集システムの設計思想

多数の画像を参加者に印象評価させることを考える。印象評価における多くの場面にて、回答収集結果のうち重要な情報は、どの画像への評価が「高い」のか「低い」のかの両極であると考えられる。そして、少ない質問数でこの両者の回答を集中して得られれば、参加者の負担も少なく、効率的に知見を得られると考えられる。そこで我々は、評価が高い（または低い）と予想される画像を積極的に提示するために、iGA を適用した印象評価収集システム [4] を開発している。このシステムを用いることで、個々の参加者が限られた時間の中で少数の画像に対して評価を入力したとしても、多数の参加者による回答結果の集合によって有用な印象評価集計結果を得ることが期待できる。

iGA とは、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) の遺伝的操作をベースとし、人間の嗜好、印象といった感性を適合度関数として求める解を導き出す手法である。素材空間を散策するための遺伝子選択を繰り返すため、非線形探索空間の探索に優れている。親個体から子個体に要素が受け渡される iGA を用いることで、参加者それぞれの嗜好を引き継ぐ画像が積極的に提示されると予想した。

しかし一般的な iGA は適応度の高い解を求める手法であり、適応度の高い解と低い解を同時に求めるものではない。そこで本システムでは島モデル (islandmodel) [13] の考え方を採用する。島モデルは全体の個体群を複数の島に分割し、各島で独立して交叉を行うアルゴリズムの

ことである。本論文ではこの島モデルを拡張し、2つの島を同時に用いる iGA の実装を提案する。この実装では、個体群を2つの島に分割し、個々の島に所属する個体間でのみ交叉を行う。島ごとに独立した遺伝的操作を適用することで、「評価が高い個体群の島」「評価が低い個体群の島」を形成し、2種類の解を同時に求める。

3.2 印象評価収集システムのアルゴリズム

我々が提案する印象評価収集システムのアルゴリズムを以下に示す。また、そのフローチャートを図1に示す。

なお本論文では提案手法での印象評価に3段階評価を仮定し、その3段階を「Good」「Soso」「Bad」と称する。原理的には3段階評価以外の印象評価を仮定して提案手法を実装することも可能であるが、現状では3段階評価のみを実装している。

【Step1】初期集団の生成 初期集団として、母集団の中からランダムに一定枚数を選出する。

【Step2】提示 個体に対応する画像を参加者に提示する。

【Step3】評価・移住 提示された画像に対し、被験者の主観に基づき評価をし、適応度を与える。我々の実装では「Good」「Soso」「Bad」の3個のボタンを表示し、いずれかを押すことで評価を入力させる。

ここで我々の実装では「Good」「Bad」の2つの島を用意する。「Good」と評価された画像に対応する個体を「Good」の島に置き、「Bad」と評価された画像に対応する個体を「Bad」の島に置く。この結果、親個体が「Good」に属していても子個体が「Bad」と評価された場合（あるいはその逆）には、子個体は必ず別の島に移住することになる。

なお、各島に属する個体数は評価に応じて変動するものとする。また、「Soso」と評価された画像に対応する個体はどちらの島にも置かれない。

【Step4】選択 参加者が「Good」または「Bad」と評価した個体の中から、Step5の操作の対象となる親個体を選択する。我々の実装では

(a) 「Good」の島にある個体2個

(b) 「Bad」の島にある個体2個

のいずれかをランダムに選出してペアとする。このペアを実装時指定の数だけつくって Step5 に継承する。なお (a) のペアと (b) のペアの比は各々の島に

属する個体の数から算出する。

- 【Step5】交叉 それぞれの島ごとに独立して、親個体 2 個体から特徴を受け継いだ子個体 2 個体を生成する。これにより、親個体と同じ評価を受ける子個体が生成されやすくなる。
- 【Step6】突然変異 個体の多様性を維持するため、突然変異率を設定し子個体の各々に適用する。
- 【Step7】終了判定 設定した世代数を満たした時、終了とする。



図 2 印象評価収集のための入力ユーザインタフェース

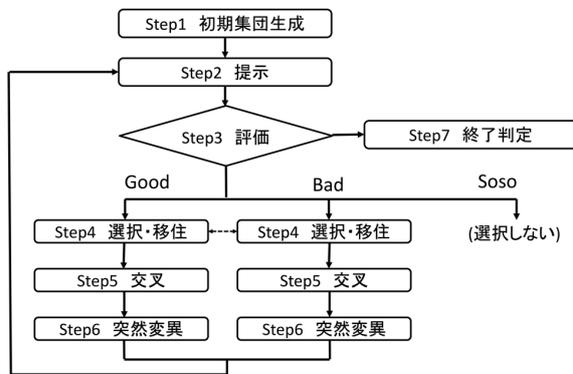


図 1 印象評価収集システムのアルゴリズム

なお現時点での実装は、交叉と突然変異によって生じる全ての遺伝子に対応する画像が存在することを前提としている。この前提が成立しない場合には、対応する画像が存在しない遺伝子が生成されたら交叉と突然変異をやり直す、といった例外処理を実装する必要がある。

印象評価収集のために我々が開発した入力ユーザインタフェースの画面を図 2 に示す。アルゴリズムの【Step3】でも述べた通り、本実装では「Good」「Soso」「Bad」の 3 個のボタンを表示し、いずれかを押すことで評価を入力できる。

本画面の開発にあたり、我々は何通りかのユーザインタフェースを実装して予備実験を実施した。その結果として、多くの参加者が「2 枚の評価画像を並べて表示し 1 枚ずつ評価入力するユーザインタフェースが使いやすい」と言及したことから、このユーザインタフェースを採用した。

4 印象評価結果に基づく評価画像の順位付けと可視化

本章では、前章で提案した印象評価収集システムによる回答結果をもとにして、全ての画像を順位付けするために未評価画像の評価を推定する手法を提案する。続いて、評価画像を公平に順位付けするために印象評価結果を正規化した上で各画像の得点を算出する手法を提案する。さらに、以上の手法によって順位付けされた結果を可視化するためのユーザインタフェースを提案する。以下、各手法の設計方針と処理手順を説明する。

4.1 未評価画像への評価推定手法

我々が開発した印象評価収集システムでは、参加者の誰にも提示されない画像が存在する場合がある。一方で、印象評価に用いた全ての画像を順位付けするためには、全ての画像に対して統一された基準で得点がつけられる必要がある。そこで参加者に全く提示されていない画像の評価を推定するための一手法として、本章では自己組織化マップ (Self-Organizing Map: SOM) [14] を適用した手法を提案する。

SOM とは教師なしのニューラルネットワークアルゴリズムで、多次元ベクタを有する標本群を低次元へ非線形写像するデータ解析手法である。SOM に適用されるニューラルネットワークは入力層と出力層の 2 層により構成されており、入力層は入力ベクタの次元数と同じ数のノードを持ち、出力層では標本群が格子状に配置される。また多次元ベクタを低次元に非線形写像することで、特徴の似た標本がマップ上の近い位置に配置される。SOM を用いた評価推定手順を以下に示す。

1. 評価件数の設定: 画像の属性を表現する遺伝子に等価なベクタと、その画像の「Good」「Soso」「Bad」の各々の評価件数とで、各画像の多次元ベクタを構成する。ここで「Good」「Soso」「Bad」の評価件数には、総評価件数で割ることで合計が1になるように正規化した値を用いる。少なくとも1人の参加者から評価を受けている画像すべてに対して、この処理を適用する。
2. SOM マップの作成: 少なくとも1人の参加者から「Good」「Soso」「Bad」の評価を受けている全ての画像を SOM に学習させることで、マップを生成する。
3. 未評価画像に SOM 上で近隣する画像の評価件数検索: 生成したマップを用いて、未評価画像の評価件数を推定する。総評価件数ゼロの画像の遺伝子について、SOM マップ上のノードで最も類似度が高いものを検索する。そして、検索されたノードに対応する画像の「Good」「Soso」「Bad」の評価件数を未評価画像の評価件数とみなすことにより、未評価画像の評価を推定する。

4.2 順位付けのための得点算出手法

評価件数推定が終わったら続いて、全ての画像を順位付けする。順位付けに際して、印象評価集計結果から得られる各画像の評価件数を単純加算するのではなく、評価件数の相対差に応じた重みづけを適用する。それぞれの評価件数をそのまま考慮した場合、各画像間の「Good」「Soso」「Bad」評価件数の相対的な差は考慮されない。そこで、各画像間の「Good」「Soso」「Bad」評価件数の差を考慮して各画像の得点を算出し、その得点から各画像の順位を決定する。

本手法では、画像 i の画像 j に対する得点差を以下の通り定義する。

$$(p_{gi}(p_{sj} + p_{bj}) + p_{si}p_{bj}) - (p_{gj}(p_{si} + p_{bi}) + p_{sj}p_{bi}) \quad (1)$$

ここで p_{gi} , p_{si} , p_{bi} はそれぞれ、画像 i が「Good」「Soso」「Bad」と評価された件数を示す。

画像 i と画像 j を比較するにあたり我々は、「Good」と評価された画像 i は「Soso」または「Bad」と評価された画像 j よりも価値があるとし、「Soso」と評価された画像 i は「Bad」と評価された画像 j の「Bad」価値があるとした。以上により、 i の j に対する得点差を式 (1)

のように定義する。そしてこの値を画像 i, j 間の比較回数の総和で割ることで、得点差を正規化する。

以上の処理を画像 i 以外の各画像 j に対して適用して得点を累算する。つまり本手法では、画像 i の得点 $Score_i$ を以下の式で定義する。

$$Score_i = \sum_{i \neq j} \left(\frac{(p_{gi}(p_{sj} + p_{bj}) + p_{si}p_{bj})}{(p_{gi} + p_{si} + p_{bi})(p_{gj} + p_{sj} + p_{bj})} - \frac{(p_{gj}(p_{si} + p_{bi}) + p_{sj}p_{bi})}{(p_{gi} + p_{si} + p_{bi})(p_{gj} + p_{sj} + p_{bj})} \right) \quad (2)$$

この得点が高い画像を評価が高い画像であるとし、各画像を順位付けする。

4.3 印象評価集計結果の可視化

印象評価集計結果を可視化するために我々は、前章までの処理で順位付けされた評価画像を一覧表示するユーザインタフェースを開発した。そのスナップショットを図3に示す。

このウィンドウの左上部にはユーザが画像属性を選択するためのチェックボックス群が表示される。図3では5.1節にて後述する9種類の画像属性を選択するチェックボックスが表示されている。このチェックボックス群によってユーザが画像属性を指定すると、提案手法はその画像属性を有する評価画像のみを対象としてその順位を計算する。そして本画面は順位の高いものから順に画像を一覧表示する。

また、画像の下には各画像に対する評価件数の割合を表す帯グラフを表示する。「Good」が青、「Soso」が緑、「Bad」が赤で示される。さらに、画像をダブルクリックすると、その画像を拡大表示するとともに詳細情報を表示する。

5 ケーススタディ：女性の装い画像に対する印象評価

本章では女性の装い画像を題材とした我々のケーススタディを示す。以降、女性の顔、化粧、髪型の組み合わせを「装い」と表記する。

5.1 評価画像の生成

我々は多数の評価画像を以下の手順で生成した。まず20代女性18人の顔画像を撮影し、これらの中から任意の2画像に対してモーフィングを適用することで中間顔画像群を生成した。続いてこのケーススタディでは、輪郭や顔パーツの特徴に関する以下の4種類の画像属性を

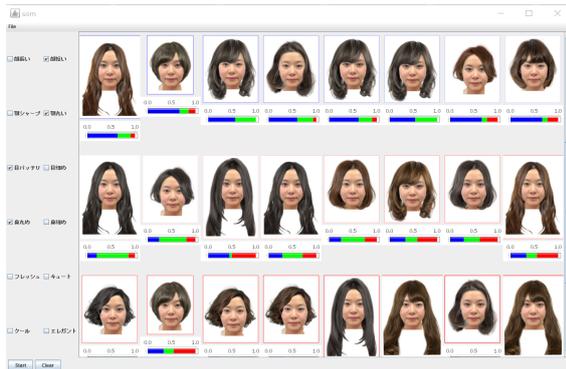


図3 印象評価の集計に沿ってその順位付け結果を可視化した画面の例

設定した.

- 顔の長さ: 「長い」「短い」の2種
- 顎周りの形状: 「細い」「丸い」の2種
- 目の形状: 「二重」「一重」の2種
- 鼻の形状: 「細い」「丸い」の2種

これらの画像属性の組み合わせは合計 16 通りある. 我々は上述の中間顔画像群の中から任意の 2 画像を選んでもう一度モーフィングを適用することで, この 16 通りの各々に対応する 16 枚の中間顔画像を生成した.

続いて我々は, 化粧シミュレーションサービス*1 および髪型シミュレーションサービス*2 を用いて, 化粧と髪型に関する以下の加工のいずれかの組み合わせを適用した. 提案手法ではこれらの加工を 5 種類の画像属性として扱う.

- 化粧系統: 「フレッシュ」「キュート」「クール」「エレガント」の 4 種
- 髪の長さ: 「ロング」「ミドル」「ショート」の 3 種
- 前髪: 「有る」「無い」の 2 種
- 髪の形状: 「直毛」「パーマ」の 2 種
- 髪色: 「茶」「黒」の 2 種

以上の結果として 1536 枚の装い画像を生成した. これらの各画像は顔パーツ・化粧・髪型に関する合計 9 種

類の画像属性に対応する 9 次元の遺伝子型を保有する. またユーザインタフェースにはこれら 9 種類の画像属性がチェックボックスとして表示される. 例えば「顔の長さ」という項目に対して「長い」「短い」の 2 個のチェックボックスが表示される. ユーザは各項目に対して 1 個以上のチェックを入れる必要がある.

生成された装い画像の例を図 4 *3 に示す.



図4 装い画像例

5.2 印象評価

我々は上述の装い画像群を題材として, 20 代女性 30 人を参加者として印象評価を実施した. 本実験では iGA の条件を以下のように設定した.

- 装い画像の総数: 1536 枚
- 一世代の数: 12 枚
- 交叉率: 1.0
- 突然変異率:
 - (if $n_{Soso} < 4$): 0.05
 - (if $n_{Soso} \geq 4$): $0.05(n_{Soso} - 2)$ n_{Soso} : 前世代での「Soso」の評価数
- 反復処理: 20 世代

1 人の参加者に提示されて評価をさせた装い画像の平均枚数は 169 枚であった. これは装い画像の総数の 11% である. つまり各参加者は装い画像群のごく一部のみを評価したことを意味する. 一方で, いずれの被験者にも提示されていない装い画像は 54 枚であった.

*1 資生堂 ビューティーチェックポイントメーカー
<https://www.shiseido.com.jp/sw/check/makeup/>

*2 ChouChou ヘアスタイル・シュミレーター「シュシュ」
<https://itunes.apple.com/jp/app/chouchou-heasutairu-shimyureta/id573854005?mt=8>

*3 この画像の属性は「顔の長さ: 短い」「顎周りの形状: 丸い」「目の形状: 二重」「鼻の形状: 丸い」「化粧系統: キュート」「髪の長さ: ミドル」「前髪: 有る」「髪の形状: 直毛」「髪色: 茶」である.

参加者 30 人のうち 7 人が「Good」と評価した装い画像が 1 枚、6 人が「Good」と評価した装い画像が 4 枚あったが、この 5 枚のうち 3 枚が同じ髪型の装いであった (図 5)。このことから、参加者の多くには髪型に対して共通の嗜好があることが示唆される。一方で、6 人に「Bad」と評価された装い画像は 5 枚みられたが、これら 5 枚の装い画像に共通する属性は特になかった。

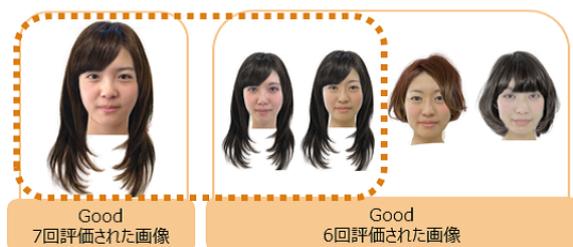


図 5 多くの参加者に「Good」と評価された装い画像の例

図 6 はある参加者について、「Soso」と評価した装い画像数が世代が進むとともにどのように推移しているかを示したものである。ここで縦軸が評価数、横軸が世代数を表す。各参加者の回答を各世代について集計したところ 30 人中 14 人について、ある世代の装い画像への評価が全て「Good」または「Bad」であることが、言い換えれば「Soso」と評価した画像が 1 枚もない世代が存在することがわかった。また 30 人中 8 人について、世代が進むとともに「Soso」と評価する装い画像数が減少する傾向が見られた。逆に世代とともに「Soso」と評価する装い画像数が増加する参加者は全くいなかった。以上の結果より、進化計算によって「Soso」と評価する装い画像数が減少し、「Good」または「Bad」と評価すると予想される装い画像を優先的に提示できている傾向があることが示唆される。



図 6 ある参加者が「Soso」と評価した装い画像数の推移

図 7 は式 (2) によって算出された 1536 枚の装い画像の得点分布をソートして棒グラフで表示したものである。全ての画像について評価が推定されていることから、得点ゼロの装い画像が 1 枚もなくなっていることがわかる。また、このケーススタディに関していえば、最高得点から最低得点まで得点がなめらかに分布しており、順位付け結果をベースにした可視化に一定の意義があると考えられる。

5.3 順位付け結果に対する検証とフィードバック

前節までに示した順位付け結果を可視化した結果を被験者に提示し、その妥当性について検証した。この検証では、印象評価実験に参加した 30 名とは別の 20 代女性 12 名に被験者として参加していただいた。

SOM による評価推定結果の妥当性. 提案手法によって順位付けられた 24 枚の画像を表示して被験者に提示した。この 24 枚のうち 3 枚は、いずれの印象評価参加者にも評価されなかったため SOM によって評価を推定したものである。被験者にこの 24 枚を閲覧してもらい、SOM によって評価を推定した 3 枚を当ててもらおうクイズを出題した。もし SOM による推定結果が不自然であれば、多くの被験者がクイズを正解できであろうと考えた。本検証ではこのクイズを 2 組の画像群 (いずれも 24 枚・うち 3 枚に対して評価推定) に対して実施した。結果は 2 組とも、12 人の被験者のうち 1 名が 3 枚のうち 1 枚を正解しただけで、残りの 11 人は全く正解できなかった。このことから SOM による評価推定結果に不自然さはなかったことが示唆される。

順位付け全体の妥当性. 1536 枚の装い画像を読み込んだ状態で可視化ユーザインタフェースを被験者に自由に触らせて、属性を設定しながら順位を確認する、という操作を反復させた。その上で順位付けの妥当性について 5 段階評価させた。結果は

- 4 人: 5(妥当である)
- 7 人: 4(どちらかといえば妥当である)
- 1 人: 3(どちらともいえない)

となり、順位付け結果に否定的な意見はなかった。代表的なコメントとして「自分の主観評価にあっている」「全体的にみて顔の特徴に合った髪型が上位に提示されるように感じた」というものも多く、総じて順位付け結果に被験者が共感していることがわかった。

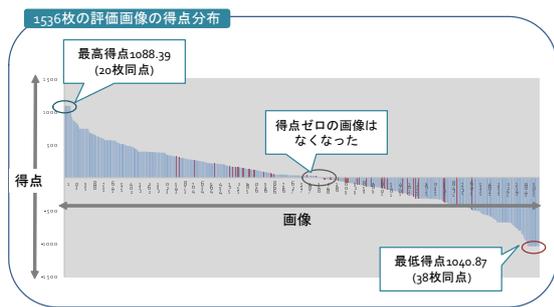


図7 得点分布

意思決定ツールとしての効果。被験者に可視化ユーザインタフェースを自由に触らせた後に、属性をどのように選んだかを質問した。結果として12人中9人が「自分の顔に近い顔形状や顔パーツを選んだ」「気になる顔形状や顔パーツを選んだ」と回答した。このことから提案手法のユーザインタフェースが、自身の興味に従って装いの印象評価結果を探索するツールとして効果があることが示唆される。また「自分の装いの意思決定に役立つと思うか」という質問に対して12人全員が肯定した。代表的なコメントとして「24通りもの髪型に対する評価を確認できて参考になった」「こういう装いはやめよう」という意思決定につながった」などがあった。

6 まとめと課題

本論文の3章では、対話型遺伝的アルゴリズムを用いた多人数参加型の印象評価収集システムを提案した。続いて4章では、印象評価対象となった全ての画像を順位付けする手法、および誰からも評価されていない画像の評価を推定する手法を提案し、順位付け結果を可視化するシステムを提案した。さらに5章では、女性の装いに関する画像群を用いたケーススタディを示した。この実行結果から、参加者が高く（または低く）評価すると予測される画像を印象評価収集システムが優先的に提示できていることを示した。また順位付け結果の可視化システムを被験者に探索してもらい、その順位が被験者からみて自然なものであり納得できる結果であることを実証した。

今後の課題として、対話型遺伝的アルゴリズムの実装の改善があげられる。5章で紹介したケーススタディでは30人の参加者中8人に対して「Soso」と評価した画

像数の減少が見られたとしている。これはこれで一定の成果とはいえ、本来なら参加者全員に対して「Soso」と評価した画像数が減少することを我々は期待している。これを実現するためには、本論文で提案した拡張島モデルに関する実装の改善、各種パラメータの再調整などが必要であると考えられる。

長期展望としては、まず3段階評価以外の印象評価にも対応できるように実装を拡張したい。その上で、女性の装い以外の題材に対してもケーススタディを実行したい。さらに、数百人、数千人といった大規模な印象評価実験によって提案手法の有効性を検証したい。

謝辞

本研究の一部は、日本学術振興会科学研究費補助金の助成に関するものです。

参考文献

- [1] 伊藤, 廣安, 三木, 横内, 対話型遺伝的アルゴリズムにおける嗜好の多峰性に対応可能な個体生成方法, 人工知能学会論文誌, 24(1), 127-135, 2009.
- [2] 楨, 乾, 中村, 街路景観の評価構造の安定性, 日本建築学会計画系論文集, 458, 27-33, 1994.
- [3] 桐谷, 牛窪, 高野, 化粧品配色の印象評価と表現媒体の関係, 感性工学研究論文集, 5(1), 27-32, 2004.
- [4] E. Gomi, Y. Saito, T. Itoh, Visualization of Crowd-Powered Impression Evaluation Results, 18th International Conference on Information Visualisation (IV2015), 89-94, 2015.
- [5] E. Gomi, Y. Saito, T. Itoh, M. Hagita, M. Takatsuka, A Technique for Ranking and Visualization of Crowd-Powered Subjective Evaluations, 20th International Conference on Information Visualisation (IV2017), 52-56, 2017.
- [6] K. Reinecke, K. Z. Gajos, Quantifying Visual Preferences around the World, ACM SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 2014.
- [7] Y. Gingold, A. Shamir, D. Cohen-Or, Micro Perceptual Human Computation for Visual Tasks. ACM Transactions on Graphics, 31(5), 119:1-119:12, 2012.

- [8] A. Secord, J. Lu, A. Finkelstein, M. Singh, A. Nealen, Perceptual Models of Viewpoint Preference, *ACM Transactions on Graphics*, 30(5), 109:1-109:12, 2011.
- [9] Y. Koyama, D. Sakamoto, T. Igarashi, Crowd-powered Parameter Analysis for Visual Design Exploration, *ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, 65-74, 2014.
- [10] H. Takagi, S. Cho, T. Noda, Evaluation of an IGA-based Image Retrieval System Using Wavelet Coefficients, *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 1775-1780, 1999.
- [11] Y. Saito, T. Itoh, MusiCube: A Visual Music Recommendation System featuring Interactive Evolutionary Computing, *Visual Information Communication and Interaction (VINCI)*, 2011.
- [12] S. Cho, Towards Creative Evolutionary Systems with Interactive Genetic Algorithm, *Applied Intelligence*, 16(2), 129-138, 2002.
- [13] D. Whitley, S. Rana, R. B. Heckendorn, The Island Model Genetic Algorithm : On Separability, Population Size and Convergence, *Journal of Computing and Information Technology*, 7(1), 33-47, 1999.
- [14] 宗本, 自己組織化マップによる評価パターンの可視化分析を用いた空間嗜好の類型化の研究: 企画展の展示計画を対象として, *日本建築学会計画系論文集* (609), 231-237, 2006.

五味恵理華



2014 年お茶の水女子大学理工学部情報科学科卒業。2016 年お茶の水女子大学大学院人間文化創成科学研究科理学専攻博士前期課程修了。

斉藤優理



2010 年津田塾大学学芸学部情報科学科卒業。2012 年お茶の水女子大学大学院人間文化創成科学研究科理学専攻博士前期課程修了。同年ソニー(株)入社。2017 年お茶の水女子大学大学院人間文化創成科学研究科理学専攻博士後期課程修了。

伊藤貴之



1990 年早稲田大学理工学部電子通信学科卒業。1992 年早稲田大学大学院理工学研究科電気工学専攻修士課程修了。同年日本アイ・ビー・エム(株)入社。1997 年博士(工学)。2000 年米国カーネギーメロン大学客員研究員。2003 年から 2005 年まで京都大学大学院情報科学研究科 COE 研究員(客員助教授担当)。2005 年日本アイ・ビー・エム(株)退職, お茶の水女子大学理学部情報科学科助教授。2011 年同大学教授。ACM, IEEE Computer Society, 芸術科学会, 他会員。

萩田真理子



2000 年慶應義塾大学理工学研究科数理科学専攻博士課

程修了。博士（理学）。慶應義塾大学環境情報学部専任講師，名古屋工業大学工学部講師を経て 2004 年お茶の水女子大学理学部情報科学科助教授。現在，同大学基幹研究院自然科学系准教授。日本数学会，日本応用数理学会会員。

高塚正浩



Masahiro Takatsuka received his Ph.D in Electrical and Computer Systems Engineering from Monash University in 1997. He is Director of the High-Performance Visualization Research Laboratory (ViSLAB) at the University of Sydney. He has been active researcher in the area of Scientific Visualization and Visual Analytics since 1998. He was a Senior Research Faculty at GeoVISTA Centre, the Pennsylvania State University between 1998 and 2002. He joined the University of Sydney in 2002 and was also a researcher at National ICT Australia between 2004 and 2007.