〔特集論文〕 「Web インテリジェンスとインタラクションの新展開」

オノマトペと質感印象の結び付きに着目した商品検索への画像・テキスト情報活用の可能性

Possibility to Use Product Image and Review Text Based on the Association between Onomatopoeia and Texture

土斐崎 龍一
Ryuichi Doizaki

電気通信大学大学院情報理工学研究科
Graduate School of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications
r.doizaki@uec.ac.jp

飯場 咲紀
Saki Iiba

(同 上)
i1130005@edu.cc.uec.ac.jp

岡谷 貴之
Takayuki Okatani

東北大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Sciences, TOHOKU University
okatani@vision.is.tohoku.ac.jp

坂本 真樹
Maki Sakamoto

電気通信大学大学院情報理工学研究科
Graduate School of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications
sakamoto@inf.uec.ac.jp

keywords: onomatopoeia, texture, product image, review text, SIFT, color, text

Summary

With the widespread use of online shopping in recent years, consumer search requests for products have become more diverse. Previous web search methods have used adjectives as input by consumers. However, given that the number of adjectives that can be used to express textures is limited, it is debatable whether adjectives are capable of richly expressing variations of product textures. In Japanese, tactile and visual textures are easily and frequently expressed by onomatopoeia, such as “ fuwa-fuwa ” for a soft and light sensation and “ kira-kira ” for a glossy texture. Onomatopoeia are useful for understanding not only material textures but also a user’s intuitive, sensitive, and even ambiguous feelings evoked by materials. In this study, we propose a system to rank FMD images corresponding to texture associated with Japanese onomatopoeia based on their symbolic sound associations between the onomatopoeia phonemes and the texture sensations. Our system quantitatively estimates the texture sensations of input onomatopoeia, and calculates the similarities between the users’ impressions of the onomatopoeia and those of the images. Our system also suggests the images which best match the input onomatopoeia. An evaluation of our method revealed that the best performance was achieved when the SIFT features, the colors of the images, and text describing impressions of the images were used.

1. は じ め に

1.1 インターネットショッピングの現状と商品検索

近年、インターネットの爆発的な普及に伴い、我々の消費行動は大きく変化している。2013 年度にアイブリッジ株式会社^{*1}が、全国 20 歳から 99 歳の男女 300 名に対して実施した調査によると、「インターネットショッピングを利用したことがない」と回答したユーザは 4.0%であり、残りの 96.0%は「利用経験がある」と回答している。また、その利用頻度は年々増加傾向にあり、月に 1 回程度の利用が 25.7%、月に 2, 3 回程度の利用が 27.7%、週に 1 回以上の利用が 6.7%であった。さらに、経済産業省^{*2}の統計によると、2012 年度の消費者向け電子商取引

引 (Electronic commerce, 以下 EC) の市場は、対前年比 12.5%増の 9.5 兆円となり、拡大の一途を辿っている。実際にユーザの 45.8%は「インターネットショッピングの方が実店舗よりも消費意欲が増加している」と回答している。このように EC サイトを利用する消費者が増える一方で、多種多様な商品を取り扱う Amazon^{*3}などの EC サイトでは、無数の商品の中からユーザの好みに合う商品を見つけることの難しさが指摘されている [高玉 13]。したがって従来研究では、ユーザが所望する商品を効率的に推薦する様々な手法が提案されており [醍醐 95, 清水 08, 加藤 05, 高玉 13, 中辻 13]、その検索性能は年々高まっている [Broder 06]。これまでに提案されてきた推薦手法の多くは、商品の価格や機能等とユーザの好みを記したプロファイルを比較して商品を推薦する内容ベース

*1 <http://www.ibridge.co.jp/>

*2 <http://www.meti.go.jp/>

*3 <http://www.amazon.co.jp/>

フィルタリング [神島 08] と、ユーザと類似した好みを持つ別のユーザの購入商品を推薦する協調フィルタリング [Resnick 94, Linden 03] のふたつに分類することができる [Herlocker 04, Adomavicius 05, Riecken 00]。これら従来の手法を EC サイトに適用する場合、ユーザの興味に即したプロフィール作成が難しいことや [土方 04]、潜在的に興味を持っている情報が推薦されにくいといった問題がある [加藤 05]。また [服部 11] によると、現在多くの EC サイトで採用されている協調フィルタリングに関して、ユーザにとって既知のアイテムが推薦されることが多く、満足な推薦結果を得ることができない場合があることが指摘されている [Ziegler 05, 清水 08]。ユーザの好みを把握することの難しさに関して、情報に対する人間の要求は単純ではなく、ユーザをも推薦システムの系の一部として利用することの必要性や [土方 07]、人は必ずしも明確な商品イメージを持ってはおらず、ぼんやりとした願望の寄せ集めのようなものを心の中に持って購買を行うことが指摘されている [醍醐 95]。

実際、2007 年度にボーダーズ株式会社^{*4}が、全国の 16 歳から 59 歳の男女 475 名に対して実施した調査によると、「購入したい特定の商品が決定した段階で EC サイトを訪れる」と回答したユーザは全体の 42.5 %であり、「目的とする具体的な商品は決まっていなかったが EC サイトを訪れることがある」と回答したユーザは 26.3 %であった。したがって、ユーザの 4 人に 1 人が EC サイトにおける商品購入に明確な目的を持っていないことが示されている。漠然としたイメージのみで商品を探すユーザにとって、商品の具体的な特徴を入力とする現在の検索方法では、商品の選択の幅を狭めてしまい、新しい商品と出会う機会が減る可能性がある。現在一般的に用いられている特定の商品特徴を入力とするキーワード検索方法は、ユーザの多様化したニーズや曖昧なイメージに対しては十分に機能していないと考えられるため、ユーザにとって未知でかつ意外性のある多様なアイテムを推薦することは、情報推薦手法にとって解決すべき重要な課題と言える [服部 11]。

また、消費者が商品購入を決定する要因について、2007 年度に独立行政法人中小企業基盤整備機構^{*5}が、全国 20 歳以上の男女 2000 名に対して実施した調査によると、商品購入を決定する際に重視するポイントとして、1 位が「色・柄・模様・形などのデザイン」、2 位が「手触りや見た目からの風合いなどの質感」であり、消費者は、商品に対してデザインや質感といった感性的な側面を重視する傾向が強いことが示されている。

消費者は商品購入の決定において、商品の手触りや風合いといった「質感」を重視する傾向にあるが、現状のインターネットショッピングでは、商品の質感を正確に捉えることは難しいため、ユーザが求める質感イメージ

に相応しい商品を提案することにより、従来よりも満足度の高い購買行動を実現できると考えられる。

1.2 人の感性を考慮した情報検索

近年、マルチメディアコンテンツのイメージや印象といった主観的な基準に対応して、個人に適したコンテンツを検索する「感性検索」と呼ばれる研究が盛んに行われている [今中 98, 荻野 06]。感性検索とは、感覚や感性を表現する言語を入力することで、目的とする商品情報を検索できる技術である [吉川 98]。先に述べたように、既存のキーワード検索では、具体的な商品特徴を入力しなければ、目的とする情報を取得することが難しいとされる。その一方で、感性検索は、求める商品の曖昧なイメージから情報を取得することができ、求める情報の知識が乏しいユーザでも使いやすく、目的が定まっていなかったユーザの潜在ニーズを掘り起こすことができる [吉川 98]。Web ページを対象とした感性検索の多くは、形容詞を検索クエリとし、入力された形容詞と Web テキストに含まれる単語とのマッチングによって、その人の感性に適した Web ページの検索を行っている [Yanbe 07, Heymann 08]。

形容詞を入力とした画像検索に関する従来研究では、色彩と感性の結び付きの強さから、画像が持つ視覚的特徴として色特徴を扱う研究が多く [木本 99, 黒田 07, 栗田 92]、結果として、画像にマッピングされる形容詞は、「明るい・ゴージャスな」といった視覚的な印象を表すものが多く見られる。その一方で、画像に写る物体の触感を表す表現（「湿った」「滑らかな」など）を入力とした画像検索は少なく、質感から喚起される視覚印象と触覚印象の両方を画像と対応させた検索手法は見られなかった。そこで本研究では、質感評価システム [清水 14]（後述）が持つ、43 対の形容詞尺度による質感印象の定量化を通して、質感から喚起される視覚印象と触覚印象をもとに抽出する手法を検討する。

1.3 質感認識におけるオノマトペの有効性

1.2 節にて概観してきた従来の検索手法では、主として、形容詞を検索クエリとしていることはすでに述べたとおりである。複数の印象に対してその度合いをユーザが入力し、商品を検索する方法も提案されているが [村上 10]、これはユーザが求める商品のイメージを細かく捉えることができる反面、ユーザの負担が大きくなってしまう。

そこで本研究では、ユーザの自由な表現による入力を可能とし、それらの表現からユーザが所望する質感を微細に捉えることができる検索手法として、「さらさら」といったオノマトペ（擬音語・擬態語の総称）に着目する。オノマトペは、物体の状態や構造、音の響きなどの感覚イメージを直感的に表現できる言葉であり [寛 93]、形容詞よりもオノマトペの方が、各素材の微細な質感を多様

*4 <http://borders.jp/>

*5 <http://www.smrj.go.jp/>

に表現できるということも示されている [坂本 13]。例えば「やわらかい毛布」といっても、実際には「ふわふわした毛布」「ももこした毛布」「ふかふかした毛布」など様々に存在する。このように、人はオノマトペを用いることで、質感の微細な違いを短く簡潔に表現している可能性がある。さらに、オノマトペの方が、具体的に特定のイメージを共通認識として想起しやすいことも報告されている [小野 11]。そして、オノマトペは感覚的な言葉であるがゆえに、その意味が直感的に理解し易いとされている [田守 98]。

オノマトペを構成する音韻とその感覚イメージに関して、日本語を母語とする我々の間には共通の認識があり、ある共通のイメージを持った文字の組み合わせで、そのイメージに関連する音や様子を表している。このような現象は「音象徴」と呼ばれ、音象徴によって喚起される意味を「音象徴的意味」という [Hamano 98]。また、人の快不快の評価がオノマトペの音韻に反映されるという報告もある [渡邊 11]。例えば、音韻/s/は快（例：さらさら）と、音韻/z/は不快（例：ざらざら）と強く結び付く。したがって、オノマトペを利用することで、ユーザの快不快を含む視覚や触覚的な印象を抽出することができる。

そこで本研究では、従来研究で指摘されているオノマトペの特長に基づき、ユーザが所望する質感をもつ商品を直感的に検索するためのクエリとして、オノマトペに着目する。そして、オノマトペの音韻に音象徴的に結びつく質感イメージを検索クエリとして応用する。本研究は、形容詞よりもオノマトペの方が検索クエリとして有効性が高いことを示すことを主眼とするものではないが、オノマトペの強みを生かした手法の提案を目指す。

1.4 オノマトペの工学的応用

近年、オノマトペが表す意味情報を定量的に捉えようとする研究があり、オノマトペの工学的応用を図る取り組みがなされている。具体的には、素材の質感が、色彩の影響を強く受けるという報告 [丹野 10] を考慮し、オノマトペ質感印象に適した色彩の提案も行われている [Iiba 12a, Iiba 12b, 土斐崎 13]。また、オノマトペの概念理解を目的とし、Web テキストなどを用いて、オノマトペと共起する単語を抽出し、これを基にオノマトペの意味情報を推定している研究事例も見られる [奥村 03, 中部 10]。さらに、テキストデータ（Web 上にあるレシピやレビューテキスト）に含まれるオノマトペを用いて、ユーザのクエリオノマトペとテキストのオノマトペとのマッチングによって、オノマトペに適したテキストを検索結果として返す情報検索システムも提案されている [カンウィパー 10]。

著者らは、オノマトペの音韻特徴とその質感印象との間には強い関連性があるという従来知見 [荒田 10, 渡邊 11] に基づき、オノマトペの音象徴性を利用し、オノマトペが表す質感情報、すなわち、対象物の材質感やその

感性的印象を定量的に評価するシステムを提案している [清水 14]。このシステムは、オノマトペを構成する全音韻を網羅しており、例えば「ふわ」と「わふ」のように、同じ音であっても 1 モーラ目と 2 モーラ目で喚起される印象が異なるといったオノマトペ特有の性質も的確に反映することができる。さらに、ユーザが創作した新たな表現についてもその質感印象を定量化することができる。このシステムを応用することで、人が視覚や触覚に関して抱く、快不快を含む質感印象を、一言のオノマトペを通して定量的に把握することができる。したがって本研究では、著者らが提案しているオノマトペの質感評価システム [清水 14] を応用した新たな手法を提案をする。

2. 本提案手法の概要

本研究では、商品検索システムへの将来的応用のための基礎技術として、任意のオノマトペが表す質感印象を定量化する技術を応用し、画像の SIFT 特徴量（後述）、画像の色特徴量、画像に対する印象を記述したテキストを活用する手法を検討する。これにより、ユーザが商品に対して求める材質感だけでなく、ユーザの感性的印象や情動も直感的に把握することを試みる。

商品検索手法が抱えるユーザの要求の詳細な理解という課題に対して、本研究では、多感覚で感性的な情報を含む質感 [小松 12] を表すオノマトペに着目することで対処し、ユーザが所望する質感をクエリとした手法を提案する。

大手ショッピングサイトのひとつである楽天市場^{*6}の商品ページには、商品画像とレビューテキストが含まれていることが多く、このふたつは顧客が商品を検索する上で重要な要素であると考えられる。そこで本研究が扱う検索対象として、画像と画像の印象を記述したテキストを想定している。したがって、ユーザのクエリ文字列に対し、画像と画像の印象を記述したテキストが持つ質感情報を同時に考慮した検索手法を目指す。

本研究が提案する手法では、画像から質感に関する情報を抽出するが、このとき、画像の特徴抽出として一般的に用いられる SIFT 法（Scale Invariant Feature Transform）[Lowe 04] を採用した。本研究では、クエリとして言語を用いるため、画像の意味内容を把握し、言語（クエリ）と画像のマッチングを行う必要がある。SIFT 法の利用により、画像の意味内容を表す特徴ベクトルが抽出されることから、これと質感を表す言語を割り当てることで、言語と画像の対応付けを容易に行うことができる。また、SIFT 特徴量と他の特徴量を組み合わせることで、画像検索精度が向上したと報告されていることから [Weijer 06, Varma 07]、画像の色特徴量と SIFT 特徴量を組み合わせることで画像の特徴ベクトルを抽出し、それらを質感を表す言語に対応づけることで、画像およびテキストが持つ

*6 <http://www.rakuten.co.jp/>

質感情報の抽出を行う。さらに、1.1 節でも述べたとおり、独立行政法人中小企業基盤整備機構が実施した調査により、商品購入において色が重視されていることが明らかとなったことから、本研究では画像特徴量として、色特徴量も採用することとした。本研究では、オノマトペが表す質感印象を強調する色彩の推定手法 [Iiba 12a, Iiba 12b, 土斐崎 13] を応用し、オノマトペと画像の色特徴量との類似度を算出することにより、オノマトペに適した画像のランク付けを行う。

一般的な商品ページには、商品の画像とともに商品のレビューテキストが含まれている。レビューテキストには、商品の仕様などの具体的な属性に加え、商品購入の判断材料や、ユーザの選好情報なども含まれているため、商品の質感に関する情報が多く、有用性が高いと考えられる。

また、著者らが提案している、オノマトペの質感評価システム [清水 14] を用いることで、ユーザが入力したクエリオノマトペに対し、そのオノマトペが表す質感印象を 43 対の形容詞ごとに数値的に推定することができる。形容詞対に対するそれらの値と、画像の印象を記述したテキストに含まれる形容詞とのマッチングを図ることにより、オノマトペの印象に適した画像の検索を行う。したがって、本研究で提案する手法では、画像やテキストにあらかじめオノマトペをタグ付けする必要がなく、オノマトペを入力するだけで、画像が検索される。本研究では、オノマトペが表す質感印象と強く結びつく形容詞も同時に利用できるため、オノマトペが含まれていないテキストであっても検索が可能となり、テキスト内の形容詞が持つ情報までも有効に活用することができる。

さらに、オノマトペの質感評価システム [清水 14] は、オノマトペを構成する音韻に着目し、ユーザが自由に創作した新たなオノマトペに対しても評価が可能であるため、このシステムを応用することで、質感印象に適した画像を検索できる。

以上のように本研究では、オノマトペが表す質感印象を定量化する手法 [清水 14] を基盤とし、画像や画像の印象を記述したテキストから抽出された質感印象を用いて、入力したオノマトペが表す質感印象との類似度を算出することにより、オノマトペが表す質感印象に合致した画像をランク付けする。したがって本システムは、クエリオノマトペが表す質感印象の定量化（機能 1）、画像が持つ質感印象の抽出（機能 2）、オノマトペの質感印象と画像の質感印象の類似度算出（機能 3）の 3 つの機能で構成される。本システムの構成概要を図 1 に示す。各機能の詳細については、次節以降で述べる。

2.1 オノマトペが表す質感印象の定量化

本システムにおける 1 つ目の機能は、ユーザが入力したクエリオノマトペが持つ質感印象の定量化である。本機能は、[清水 14] が提案するシステムを基盤とする。オ

図1 本システムの構成図

ノマトペによる質感評価システム [清水 14] の実行画面を図 2 に示す。

図2 オノマトペによる質感評価システム（入力例：ふわふわ）

[清水 14] は、オノマトペを構成する各音韻に関して、その音韻がオノマトペが表す質感印象に与える影響の程度を（以下、これを各音韻の“カテゴリ数量”と呼ぶ）を心理実験によって定量的に収集し、その後、数量化理論の分析により形容詞尺度ごとに数値化している。それら数値の線形和によってオノマトペそのものが表す質感印象を定量的に推定している。評価尺度は、オノマトペと結びつく質感印象を評価できる尺度であることが望ましいことから、『日本語語彙大系 [池原 97]』、『日本語大シソーラス [山口 03]』、そして触覚認知および視覚認知に関する従来研究を参考に、触覚に関する評価尺度 43 対を選定している。

[清水 14] が提案する、各音韻特性の印象予測モデルは次のものである。

$$\hat{Y}_i = X_{i1} + X_{i2} + X_{i3} + \dots + X_{i13} \quad (1)$$

式(1)において、 $\hat{Y}_i$ はある形容詞尺度 ($i = 1, 2, \dots, 43$) の印象予測値、 $X_{i1} \sim X_{i13}$ は各音韻要素のカテゴリ数量（各音韻特性が印象に与える影響の大きさ）を表し、 $X_{i1} \sim X_{i5}$ は第 1 モーラの子音行、濁音・半濁音、拗音、小母音、母音、語中標識の数量を、 X_{i6} は第 1 モーラに付く特殊語尾（撥音「ん」・促音「っ」・長音「ー」）の数量である。また、 $X_{i7} \sim X_{i11}$ は第 2 モーラの子音行、濁音・半濁音、拗音、小母音、母音、語末標識の数量、 X_{i12}

は第 2 モーラに付く特殊語尾であり, X_{i13} は反復の数量を表す [清水 14] .

また, 印象予測モデル式 (1) とカテゴリ数量の精度を評価するために, 43 対の評価尺度での実測値と予測値を比較した結果, 被験者の印象評価を高い精度で予測できることが示されている [清水 14] . さらに, 新たに選定した, 慣習的オノマトペ 30 語および新奇的オノマトペ 18 語に関して, 被験者の印象評価値とシステムの印象評価値を比較した結果, 提案システムが人の印象評価を高い精度で推定できることを示している [清水 14] .

したがって, [清水 14] が提案するシステムを用いることで, オノマトペが表す質感印象を評価尺度 43 対によって定量的に推定することができる. また, [清水 14] が提案するシステムは, 新奇的オノマトペについても人の印象に近い推定値を提示できることから, このシステムを応用することで, ユーザが自由に創作した新たなオノマトペに対しても画像の検索が可能となる. 次節では, 画像および画像の印象を記述したテキストが持つ質感印象の抽出手法について述べる.

2.2 画像および画像の印象を記述したテキストが持つ質感印象の抽出

本システムにおける 2 つ目の機能は, 画像および画像の印象を記述したテキストが持つ質感印象の抽出を行うことである.

ここで本システムは, 将来的には実際の商品ページに含まれるデータを活用することを前提としているが, 今回は, 商品画像およびレビューテキストを想定したデータを予め構築することとした. 本研究では, 画像として, 一般的な材質を揃えた素材画像を扱う『Flickr Material Database (以下 FMD)』における「Metal/ Glass/ Plastic/ Stone/ Wood」の 5 つの材質カテゴリからそれぞれ 100 枚ずつ抽出し, 計 500 枚を使用することとした. 商品に使用される材質はこれら以外にもありうるが, 後述する各画像の印象を回答する被験者負担などを考慮し, 本研究ではこれら 5 つの材質カテゴリのみを対象とすることとした. 例えば「ツルツルした感じの家具が欲しい」とユーザが考えた際「ツルツル」したものは, 金属, ガラス, プラスチック, 石, 木など複数のカテゴリにまたがっているため, 本提案手法の検討においては, カテゴリごとに分けて画像を扱う. また本研究では, ユーザがシステムに入力するクエリとして, 所望する商品の質感印象を表すオノマトペを想定している. よって, 本研究の提案手法は, アクセサリなど質感が重要な商品については有効性が高いが, 質感よりも性能が重要なコンピュータ製品などにおいては有効性が低いと思われる. このように, 将来的に実際の商品ページに応用する際には, 検索対象として質感印象が購買に影響を与えやすい商品を想定する.

また本研究では, 選定したこれらの画像を見て, その

画像の印象を自由記述させる調査を行い, テキストを収集した. テキスト収集に関する詳細は 2.2.3 節で述べる.

§1 画像の SIFT 特徴量を用いた質感印象抽出

500 枚の画像から取り出す画像特徴の設計, およびその画像特徴を介した画像と形容詞のマッピングを次のようにして行った.

画像特徴には, 物体やテクスチャの画像認識で最も一般的な, SIFT 特徴 [Lowe 99] に基づく Bag-of-Features 表現 [Sivic 03] を用いた. 具体的には, 各画像 (512 × 384 画素) をグレースケールに変換した後, 画像上で規則正しくとった格子の各点にて, SIFT 特徴量 (128 次元) を抽出する. 次に各点の特徴量を, 予め求めておいた同特徴空間上のビジュアルワードのうち最近傍のものに分類し, そのときの各ビジュアルワードの出現頻度を, この画像 1 枚の特徴量とする. なおビジュアルワードは, 学習用の画像集合に対し, 上と同じ方法で各画像から取り出した SIFT 特徴の集合に, k 平均クラスタリングを適用し, 512 個を選定する. 以上の手続きにより, 1 枚の画像の画像特徴は, 512 個の成分を持つベクトルとなる.

このように抽出する画像特徴と対応づける形容詞尺度として, 43 対の形容詞尺度のうち, 5 対の尺度 (「明るい - 暗い」「暖かい - 冷たい」「印象の強い - 印象の弱い」「かたい - やわらかい」「自然な - 人工的な」) を選んだ. これらの尺度は, 画像の SIFT 特徴量と一般に対応が付き易いと考えられる質感印象 (「明るい - 暗い」「かたい - やわらかい」) と, 必ずしもそうではないと思われるもの (「暖かい - 冷たい」「印象の強い - 印象の弱い」「自然な - 人工的な」) の両方を含むように選定を行った.

これら形容詞尺度と画像 (の画像特徴) とのマッピングは, 人の手で作成した比較情報を用いた学習によって求めた [Parikh 11]. 比較情報とは, 画像 2 枚の組み合わせに対し, 各形容詞についてどちらの画像がより「妥当か」を与えるもので, 例えば, 形容詞尺度「明るい - 暗い」の場合, 2 枚の画像のうちどちらがより「明るい」かを表す. 500 枚の画像の半分にあたる 250 枚を学習用画像とし, この中の任意の 2 枚の組み合わせ多数に対し, 人手で上述の 5 つの形容詞尺度の比較情報を作成した. この作業には, 『Amazon Mechanical Turk』*7 を用いた.

このように収集した学習用データを用い, 画像 (から取り出した画像特徴) と 5 つの形容詞尺度間の関係を学習させた. 学習は, 上述の画像特徴 512 次元の空間において, 学習データが与える比較情報になるべく忠実に再現するような同特徴空間の方向を, ランキング SVM によって求めることで行った. この方法で, 各形容詞につき一つの特徴空間のベクトルが定められる. このベクトルは, 各形容詞尺度の強弱を表現した画像特徴空間の方向である. したがって, 新たな画像 (例えば残り 250 枚のうちの 1 枚) の形容詞尺度を, この画像から同じやり

*7 <https://www.mturk.com/mturk/welcome>

方で画像特徴を取り出した後、これら5つのベクトルとの内積計算により取得することができる。

このように定めた画像と形容詞尺度のマッピングを使い、検索時には、入力したオノマトペから求まる上述の5つの形容詞尺度と、データベースの画像(FMDの画像集合)それぞれに対して求めた形容詞尺度との距離を求めることで、オノマトペが表す質感印象と最も良く整合する画像を選び出すことができる。

§2 画像の色特徴量を用いた質感印象抽出

本研究では、オノマトペが表す質感印象を強める色彩を定量的に推定する手法 [Iiba 12a, Iiba 12b, 土斐崎 13] を採用することで、画像の色特徴量からオノマトペが表す質感印象に適した画像を検索することができると考えた。まず、オノマトペが表す質感印象を強める色彩の選定方法について述べる。

色彩サンプルとして、色彩とその色彩から想起される印象が言語で対応付けられた『カラーイメージスケール [小林 01]』に掲載されている色彩130色から選定を行った。これらの色彩を、11種の色相および4種の色調の合わせて44群に分類した [小林 01]。各群には2~4色の色彩が含まれている。各群から代表色を決定するための予備調査として、被験者5名の判断により、それぞれの群に割り当てられた色相および色調に相応しいと思われる色彩を各群から1色ずつ回答させた。この結果、43群で1色、1群で2色が代表色として選定され、計45色を使用することとし、これらの色彩を、オノマトペと対応付ける色彩サンプルとした。

オノマトペが表す質感印象に適した色彩を選定するためには、各色彩が持つ質感印象値を収集する必要がある。そこで、各色彩の質感印象を調査するための心理実験を行った。被験者20名を対象に、色彩を1色ずつ提示し、本研究で使用する43対の形容詞尺度を用いて、提示した色彩から想起される質感印象を7段階SD法で回答させた。各色彩に対して20名の被験者回答が得られ、各色彩の評価値の被験者間平均を算出し、色彩の質感印象値(色彩45色×評価尺度43対)を収集した。

本システムが推定するオノマトペが表す質感印象値と、心理実験を介して得た45色の各色彩の質感印象値との類似度を算出することにより、入力されたオノマトペに対して各色彩との類似度が与えられる。類似度の高い色彩であるほど、オノマトペが表す質感印象と合致していることになる。なお、本研究では、類似度としてコサイン類似度を採用した。この理由は、オノマトペおよび各色彩の質感印象値をそれぞれ43個の要素を持ったベクトルとして扱い、43次元の同一ベクトル空間上でオノマトペと各色彩の距離を測定する際に、コサイン類似度が有用であると判断したからである。

先行研究により、オノマトペが表す質感印象に適した色彩の選定するシステム [Iiba 12a, Iiba 12b, 土斐崎 13] が開発され、このシステムの認知的妥当性が検証されて

いる。まず、オノマトペから想起される色彩を心理実験によって収集し、このデータとシステムから得られた色彩(オノマトペに適した色彩)の比較を行っている。被験者10名を対象に、30語の各オノマトペに適した色彩を22個の色彩系統から3個を回答させた。ここで、22個の色彩系統とは、45色の色彩サンプルをその色彩が持つ質感印象値に基づいてクラスタ分析(Ward法)し、22系統に分類したものを指す。システムを介して30語のオノマトペに適した色彩系統の上位5個を計算し、これらの色彩系統に被験者が回答した3個の色彩系統のうちいずれかが含まれている場合、被験者回答とシステムの選定色彩が一致したと判断した。オノマトペ30語に対し、システムの選定色彩が被験者の回答とどの程度一致するかを確認した。その結果、30語中19語のオノマトペで、7名以上の被験者がシステムによる選定色彩と一致しており、8語のオノマトペでは、4~6名の被験者、残り3語のオノマトペでは、1~3名の被験者がシステムの結果と一致していた。したがって、30語の全オノマトペで、システムの結果と被験者回答による色彩がほぼ一致しており、このことから、オノマトペが表す質感印象に適した色彩選定手法の認知的妥当性が見られたと報告している [Iiba 12a, Iiba 12b, 土斐崎 13]。以上により、ユーザが入力したオノマトペが表す質感印象に適した色彩が類似度と共に定量的に推定される。

続いて、使用する500枚の画像の色特徴量を抽出した。まず、45色の色彩サンプルをRGB表色系で表現し [小林 01]、各画像に関して、画素の色情報に45色のRGB値を割り当てることで、ある画像について45色の画素出現頻度が算出される。ある画素に45色のRGB値を割り当てる方法として、ある画素のRGB値と45色の各色彩のRGB値とのユークリッド距離を算出し、45色の中で最も距離が近い値を持った色彩を、その画素の色情報として割り当てた。画像のある画素XのRGB値が (X_R, X_G, X_B) 、45色のある色彩YのRGB値が (Y_R, Y_G, Y_B) であるとき、画素Xと色彩Yのユークリッド距離 $d(X, Y)$ は、以下の式(2)により求められる。

$$d(X, Y) = \sqrt{(Y_R - X_R)^2 + (Y_G - X_G)^2 + (Y_B - X_B)^2} \quad (2)$$

以上の手続きにより、500枚の全ての画像について、45色の画素出現頻度が与えられる。これを各画像の色特徴量として収集した。これらのデータを用いることで、オノマトペが表す質感印象と最も良く整合する色彩の値を持つ画像を選び出すことができる。

§3 画像の印象を記述したテキストに含まれる形容詞を用いた質感印象抽出

本システムでは、オノマトペと強く結びつく形容詞が定量的に選ばれる。したがって、画像の印象を記述したテキストに含まれる形容詞を抽出することで、形容詞を介してオノマトペの印象に適した画像の検索が可能となる。本研究では、商品のレビューテキストを想定したデー

表 1 テキスト 1 件あたりの単語情報

文字数	155.10 字
延べ単語数	43.84 語
形容詞の延べ語数	9.27 語
オノマトペの延べ語数	1.33 語
形容詞の出現割合	22.79%
オノマトペの出現割合	3.58%

タを予め構築することとした。そこで、画像 500 枚について、その印象を自由に記述したテキストデータを収集するための実験を行った。

画像 500 枚に関する印象を調査することを目的とし、20 歳から 24 歳の被験者 60 名（男性 49 名、女性 11 名）を対象に以下の心理実験を実施した。画像 500 枚を 25 枚ずつの 20 グループに分け、被験者 1 名当たり 25 枚の画像の印象を回答させた。具体的には、画像を 1 枚ずつ提示し、その素材の様子から感じたことを自由に記述させた。画像の提示順は、被験者毎にランダムとした。実験の結果、500 枚の各画像に対し、被験者 3 名分のテキストデータを得た。各画像に対するテキストは、3 名分のデータを統合したものとする。したがって、テキストは全部で 500 件である。

実験を介して収集したテキスト 500 件について、各テキストに含まれる形容詞の抽出を行った。形態素解析ソフト『Mecab』^{*8}を用いて、それぞれのテキストに含まれる単語を解析した。各テキストに含まれる形容詞・形容動詞について、本研究で使用する 43 対の形容詞尺度と同義語であれば、その表現を形容詞尺度の形容詞に割り当てた。なお、同義語の抽出は類語辞典『日本語大ソーラス - 類語検索大辞典 - [山口 03]』を用いて行った。同義語の修正例は、規則正しい 規則的な、重厚感 重厚な、軽い 軽快な、伸びやすくない 伸びにくい、乾燥した 乾いた、である。

全テキストに含まれる単語情報を集計し、テキスト 1 件当たりの平均値として、文字数・延べ単語数・形容詞の延べ語数・形容詞の出現割合・オノマトペの延べ語数・オノマトペの出現割合を算出したところ、表 1 のようになった。なお、形容詞（オノマトペ）の出現割合とは、延べ単語数のうち形容詞（オノマトペ）の延べ語数が占める割合である。

分析の結果、全てのテキストには、2 種類以上の形容詞が含まれていることが確認された。さらに、各テキストに含まれる単語について、43 対の形容詞尺度と類義語であれば、その単語を形容詞尺度の表現に置き換えた。なお、類義語の抽出は、オンライン上の概念辞書『Wordnet』^{*9}を用いて行った。全テキストに含まれる 601 語の異なり語について、各単語を「Wordnet 検索」することで、その単語の類義語が検索される。検索された類義語中に、43

対の形容詞尺度（もしくは形容詞尺度の同義語）が含まれていれば、その単語を形容詞尺度の表現に置き換えた。このようにして、601 語の異なり語のうち 135 語を 43 対の形容詞尺度にある形容詞に置き換えた。このとき、601 語にはオノマトペも含まれていたが、本研究では、画像の印象を記述したテキストに含まれる形容詞を用いることから、オノマトペも形容詞に置き換えることとした。例として「つるつる」を「なめらかな」に、「ごつごつ」を「凸凹な」に置き換えた。以上の手続きを行ったところ、テキスト 1 件当たりの形容詞数は 11.6 語となった。

各テキストに対し、43 対の形容詞尺度の出現頻度が得られたが、テキスト中にある尺度の両極の形容詞が出現することで、その尺度の質感印象が相殺されてしまう可能性が考えられる。例として、「やわらかい輪郭である。ガラスだからかたい。」というテキストには、「かたい - やわらかい」尺度における両極の形容詞が含まれている。そこで、形容詞尺度の両極形容詞が出現しているテキストを集計したところ、全 500 件のうち 50 件が該当した。この 50 件に関して、両極それぞれの形容詞の出現頻度が異なる場合は、出現頻度が高い形容詞を優先とし、もう一方の形容詞は使用しないこととした。また、両極それぞれの形容詞の出現頻度が同じ場合、例えば「かたい - やわらかい」の両極形容詞が含まれていた場合、被験者 3 名に画像を提示し、この商品の印象が「どちらかと言えば“ かたい ”」「どちらかと言えば“ やわらかい ”」「どちらとも言えない」のいずれに当てはまるかを回答してもらい、3 名中 2 名が「どちらかと言えば“ かたい ”」と回答した場合は、その形容詞を優先とし、もう一方の形容詞は使用しないこととした。もし被験者 3 名がそれぞれ「どちらかと言えば“ かたい ”」「どちらかと言えば“ やわらかい ”」「どちらとも言えない」を回答した場合や、3 名中 2 名以上が「どちらとも言えない」を回答した場合は、両極の形容詞をどちらも使用しないこととした。以上の手続きにより、各テキストに含まれる単語について、同義語や類語による置き換え、両極形容詞の調整を行ったところ、各テキストに対し、43 対の形容詞尺度の出現頻度が得られた。そして、テキスト 1 件当たりの平均形容詞数は 11.47 語となった。表 2 に、43 対の形容詞尺度が含まれるテキスト数をまとめた。

表 2 より、43 対の形容詞尺度のうち「抵抗力のある - 抵抗力のない」以外の 42 対について、それらに対応するテキストが得られた。

テキストに含まれる形容詞尺度の出現頻度に基づき、そのテキストを特徴づける形容詞尺度に重みを与える。本研究では、単語に重みを与える手法として TF-IDF 法 [徳永 99] を用いた。TF-IDF 法では、ある文書に含まれる各単語の出現頻度を表す TF (Term Frequency) と、その単語が文書セット中のいくつかの文書に含まれているかを表す DF (Document Frequency) の逆数の対数をとった IDF (Inversed DF) の 2 つの値を用いる。TF は $TF(w,D)=(文$

*8 <http://mecab.sourceforge.net/>

*9 <http://nlpwww.nict.go.jp/wn-ja/index.ja.html>

表 2 形容詞尺度が含まれるテキスト数

評価尺度	総数	評価尺度	総数
暖かい-冷たい	172	好きな-嫌いな	63
明るい-暗い	95	洗練された-野暮な	88
派手な-地味な	162	きれいな-汚い	152
かたい-やわらかい	248	つやのある-つやのない	173
重厚な-軽快な	199	湿った-乾いた	131
自然な-人工的な	182	凸凹な-平らな	178
シンプルな-複雑な	133	弾力のある-弾力のない	40
上品な-下品な	64	伸びやすい-伸びにくい	18
静的な-動的な	41	なめらかな-粗い	386
洋風な-和風な	49	滑る-粘つく	28
現代風な-古風な	150	鋭い-鈍い	135
男性的な-女性的な	55	厚い-薄い	49
シャープな-マイルドな	22	丈夫な-脆い	136
爽やかな-うっとうしい	100	規則的な-不規則な	65
若々しい-年老いた	67	快適-不快	61
楽しい-つまらない	63	安心な-不安な	74
嬉しい-悲しい	25	印象の強い-印象の弱い	23
落ち着いた-落ち着きのない	105	良い-悪い	17
個性的な-典型的な	61	激しい-穏やかな	44
陽気な-陰気な	61	抵抗力のある-抵抗力のない	0
強い-弱い	83	高級感のある-安っぽい	163
親しみのある-親しみのない	89		

書 D に含まれる単語 w の出現数)/(文書 D に含まれる全単語の出現数), IDF は $IDF(w,D)=\log((\text{文書セットにある全文書数})/(\text{単語 } w \text{ が含まれる文書数}))$ によって与えられる。そして, ある文書 D に含まれる単語 w の特徴度 $TF\text{-}IDF(w,D)$ は, $TF\text{-}IDF(w,D)=TF(w,D) \times IDF(w,D)$ によって求められる。

$TF\text{-}IDF$ の値が高いほど, その単語の特徴度が高い, すなわち, ある文書においてその単語が重要であることを示している。本研究では, あるテキスト D, ある単語 w (43 対の形容詞尺度の中のいずれかの形容詞) を用いて, 各形容詞に対して $TF\text{-}IDF$ を求めることにより, そのテキストに対して各形容詞尺度がどれほど重要であるかを測定した。これを全 500 件について行い, 各テキストに各形容詞尺度の重要度を対応づけたデータを収集した。これらのデータを用いることで, 2.1 節で述べたオノマトペが表す質感印象と最も良く整合するテキストおよび画像を選出することができる。

2.3 オノマトペの質感印象と画像の質感印象の類似度算出

本機能では, 2.1 節で得られたオノマトペが表す質感印象値と, 2.2 節で得られた画像およびテキストから抽出した質感印象の類似度を算出し, ユーザが入力したオノマトペが表す質感印象に適した画像をランク付けする。本研究では, 以下に示す 3 つの手法を用いて質感印象の抽出を行った。

§1 手法 1: 画像の SIFT 特徴量を用いた質感印象抽出

手法 1 では, 画像の SIFT 特徴量を用いて, 画像 500 枚について, 43 対の形容詞尺度うち, 5 対の尺度(「明るい-暗い」「暖かい-冷たい」「印象の強い-印象の弱い」「かたい-やわらかい」「自然な-人工的な」)の共起確率を対応付けている。したがって, 2.1 節でオノマトペが

表す質感印象値が 43 対の形容詞尺度で予測されていることから, この中から 5 対の尺度に関する質感印象値のみを取り出し, 5 対の形容詞尺度におけるオノマトペが表す質感印象値と, 各画像に与えられた 5 対の形容詞尺度の共起確率を比較し, それらがどれほど類似しているかを測定する。ユーザが入力したクエリオノマトペが表す質感印象値(5 対の形容詞尺度を利用)を「クエリオノマトペの質感ベクトル $q(sift)$ 」とし, 各尺度における質感印象値を p とすると, $q(sift) = (p_1, \dots, p_5)$ となる。また, ある画像に与えられた 5 対の尺度の共起確率を「画像の質感ベクトル $v(sift)$ 」とし, 各尺度の共起確率を r とすると, $v(sift) = (r_1, \dots, r_5)$ となる。 $q(sift)$ と $v(sift)$ の類似度 $s(q(sift), v(sift))$ は, 式 (3) に示すコサイン類似度によって求めるものとする。

$$s(q(sift), v(sift)) = \frac{q(sift) \times v(sift)}{|q(sift)| \times |v(sift)|} \quad (3)$$

式 (3) を用いて画像 500 件に対して, クエリオノマトペとの類似度を算出し, 類似度に応じてクエリオノマトペの質感印象に適した画像がランク付けされる。

§2 手法 2: 画像の色特徴量を用いた質感印象抽出

手法 2 では, オノマトペが表す質感印象値と 45 色の各色彩の質感印象値との類似度を算出することで, クエリオノマトペに対し, 各色彩との類似度を与える(以下, これを「クエリオノマトペの色彩ベクトル」と呼ぶ)。画像 500 枚について, 45 色の RGB 値に基づき, 各色彩の画素出現頻度を算出し, 各画像の色特徴量を与えておく(以下, これを「画像の色彩ベクトル」と呼ぶ)。これにより, クエリオノマトペの色彩ベクトルと, 各画像の色彩ベクトルを比較し, それらがどれほど類似しているかを測定する。ユーザが入力したクエリオノマトペの色彩ベクトルを $c(color)$ とし, 各色彩との類似度を a とすると, $c = (a_1, \dots, a_{45})$ となる。また, ある画像に与えられた色彩ベクトルを $v(color)$ とし, 各色彩画素出現頻度を f とすると, $v(color) = (f_1, \dots, f_{45})$ となる。 $c(color)$ と $v(color)$ の類似度 $s(c(color), v(color))$ は, 式 (4) に示すコサイン類似度によって求めるものとする。

$$s(c(color), v(color)) = \frac{c(color) \times v(color)}{|c(color)| \times |v(color)|} \quad (4)$$

式 (4) を用いて画像 500 件に対して, クエリオノマトペとの類似度を算出し, 類似度に応じてクエリオノマトペの質感印象に適した画像がランク付けされる。

§3 手法 3: 画像の印象を記述したテキストに含まれる形容詞を用いた質感印象抽出

手法 3 では, 各テキストに対して, 43 対の各形容詞尺度の重要度を与えている。したがって, 2.1 節でオノマトペが表す質感印象値が 43 対の形容詞尺度で予測されていることから, オノマトペの各形容詞における質感印象値と, 各テキストに与えられた各尺度の重要度を比較し, それらがどれほど類似しているかを測定する。ユー

ザが入力したクエリオノマトペが表す質感印象値 (43 対の形容詞尺度を利用) を「クエリオノマトペの質感ベクトル $q(text)$ 」とし、各尺度における質感印象値を p とすると、 $q(text) = (p_1, \dots, p_{43})$ となる。また、あるテキストに与えられた各尺度の重要度を「テキストの質感ベクトル $v(text)$ 」とし、各尺度の重要度を r とすると、 $v(text) = (r_1, \dots, r_{43})$ となる。 $q(text)$ と $v(text)$ の類似度 $s(q(text), v(text))$ は、式 (5) に示すコサイン類似度によって求めるものとする。

$$s(q(text), v(text)) = \frac{q(text) \times v(text)}{|q(text)| \times |v(text)|} \quad (5)$$

式 (5) を用いて画像 500 件に対して、クエリオノマトペとの類似度を算出し、類似度に応じてクエリオノマトペの質感印象に適した画像がランク付けされる。

さらに本研究では、それぞれの手法を統合することで、より精度の高い検索手法を検討する。各手法の統合方法として、例えば、手法 1 と手法 2 を統合する場合、クエリオノマトペとある画像の類似度を手法 1 と手法 2 それぞれで算出し、両者の平均類似度を求め、これをある画像に対する類似度とする。以上の手続きにより、本研究では、3 つの各手法に基づいた検索手法に加え、それぞれの手法の統合 (手法 1 と手法 2、手法 2 と手法 3、手法 3 と手法 1、手法 1 と手法 2 と手法 3) に基づいた検索手法の実装も可能となる。

2.4 本システムによる検索結果例

図 3、図 4 に本システムによる検索結果例を示す。

手法 1 (画像の SIFT 特徴量)、手法 2 (画像の色特徴量)、手法 3 (画像の印象を記述したテキストの形容詞) の各手法に基づいた検索システムを実装し、各システムに同じオノマトペを入力した際の検索結果として、上位 5 位の画像を示している。

図 3 本システムの検索結果例 (入力例: ごっこ)

▼手法1) 商品画像のSIFT特徴量を利用

▼手法2) 商品画像の色特徴量を利用

▼手法3) 商品記事の形容詞を利用

図 4 本システムの検索結果例 (入力例: ぴかぴか)

3. 提案手法の評価

本研究では、商品検索システムへの将来的応用のための基礎技術として、任意のオノマトペが表す質感印象を定量化する技術を応用し、画像の SIFT 特徴量、画像の色特徴量、画像に対する印象を記述したテキストを活用する手法を提案した。

本手法の妥当性を検証するために、心理実験を介して被験者から収集した正解データ (オノマトペと画像の SIFT 特徴量、オノマトペと画像の色特徴量、オノマトペと画像の印象を記述したテキストの対応関係) を用いて、本手法の評価を行った。

評価は、情報検索で一般的に用いられている、「適合率 (precision)・再現率 (recall)・F 尺度 (F measure)」[徳永 99] を指標として行った。適合率は、正確性に関する指標であり、上位 N 件の検索結果における正解データの割合を指す。また、再現率は、網羅性に関する指標であり、全正解データにおける上位 N 件で検索された正解データの割合を指す。F 尺度は、適合率と再現率の調和平均であり、検索システムの正確性と網羅性を総合的に評価できる指標である。適合率を P 、再現率を R 、F 尺度を F としたとき、それぞれ $P = (\text{上位 } N \text{ 件における正解データ数}) / (\text{上位 } N \text{ 件の検索結果})$ 、 $R = (\text{上位 } N \text{ 件における正解データ数}) / (\text{全正解データ数})$ 、 $F = 2 / ((1/P) + (1/R))$ とし与えられる。

3.1 評価用刺激の選定

本システムでは、画像 500 枚・画像の印象を記述したテキスト 500 件をデータとして使用しているが、システムの評価では、このデータから選定した評価用刺激を用いることとした。この理由は、被験者から正解データとしてオノマトペと各画像の対応付けを収集するが、このとき 500 件全てに対して正解データを収集すると、被験者への負担が大きくなり、評価結果に影響を及ぼすと考えたからである。本研究では、「Metal/ Glass/ Plastic/ Stone/

Wood」の5つの材質カテゴリからそれぞれ100枚ずつ画像を抽出し、計500枚の画像を使用している。さらに、画像のSIFT特徴量による質感ベクトル、画像の色特徴量による色彩ベクトル、画像の印象を記述したテキストの形容詞による質感ベクトルの3つの情報が付与されている。したがって、評価用刺激は、材質カテゴリおよび先に述べた3つの情報に偏りがないように選定を行う必要がある。そこで、評価用刺激を選定するために、まず、ある材質カテゴリ100件に対して、各画像の質感ベクトル（画像のSIFT特徴量を利用）について、類似した質感印象を持つ画像をまとめるために、質感ベクトルを用いたクラスタ分析（Ward法、距離の算出にはユークリッド距離を使用）を行った。なお、クラスタ分析には統計解析ソフト「R」*10を使用した。この分析により、100件の画像を10～12グループにまとめた。また、同様の手法を用いて、100件の画像の色彩ベクトル（画像の色特徴量を利用）、および画像の印象を記述したテキストの質感ベクトル（テキストの形容詞を利用）についても、類似した色彩情報を持つ画像、および類似したテキストの質感印象を持つ画像を10～12グループにまとめた。そして、画像のSIFT特徴量により分類した各グループ、色特徴量により分類した各グループ、テキストの形容詞により分類された各グループから最低1件選ばれるように画像を選定し、最終的に、ある材質カテゴリの画像100件から12件を評価用刺激として選出した。以上の手続きを、他の材質カテゴリにも行うことで、画像500枚（材質カテゴリ5つ×100件）から、画像60枚（材質カテゴリ5つ×12件）を評価用刺激として選定した。

3.2 正解データの収集

本システムの妥当性を検証するために、心理実験を介して本システムの評価を行った。心理実験では、評価用刺激となる画像から想起されるオノマトペを調査した。

22歳から24歳の被験者10名（男性6名、女性4名）に対して画像を1枚ずつ提示し、その画像の質感印象をオノマトペを用いて回答させた（複数回答可）。画像の提示順は、被験者毎にランダムとし、被験者1名当たり60枚の画像を割り当てた。実験の結果、評価用刺激の画像60枚の各画像に対し、被験者10名が回答したオノマトペが得られた。評価用の全画像について、被験者が回答したオノマトペは合わせて291種類であった。心理実験によって得られた被験者の回答に基づいて正解データを作成するが、正解データは、一定数以上の画像とオノマトペが対応し、かつ、そのオノマトペと画像の対応が客観的に妥当であることが条件となる。したがって、ある画像に対し、被験者が回答したオノマトペについて、他の被験者も同じオノマトペを回答しているかを分析した。もし、被験者10名中3名以上（被験者の3割以上）がある画像に対して同じオノマトペを回答していた場合、そ

の画像とオノマトペの対応関係は妥当であると判断した。この処理を行った結果、15種類のオノマトペが選定された。続いて、これらのオノマトペから、一定数以上の画像と対応する組み合わせとして、10枚以上の画像（全60枚のうちの約16.7%以上に相当）と対応関係を持つオノマトペ6語を抽出した。この理由は、さまざまな手法の精度をより明確に比較するためには、正解データの数が少ないことは好ましくないと考えたからである。選定されたオノマトペは、つるつる、ざらざら、てかてか、すべすべ、ぴかぴか、ごつごつである。

3.3 結果と考察

3つの各手法と、各手法を統合した場合の検索システムの性能の比較を行ったところ、次のような結果が得られた。オノマトペ6語の適合率、再現率、F尺度を、それぞれ表3、表4、表5、表6、表7、表8に示す。さらに、6語分の平均適合率（P）、平均再現率（R）、平均F尺度（F）を、各手法と複数手法を統合した場合で算出し、表9にまとめた。なお表9に関して、検索上位N件中、最も高い値を取った適合率、再現率、F尺度には網掛けを施した。

表9より、検索結果上位5件においては、SIFT特徴量のみを用いる手法およびSIFT特徴量と画像の印象を記述したテキストの形容詞を用いる手法が最も高い評価を得た。一方、検索結果上位15件以上では、各手法を単体で用いるよりも、全手法を統合した場合の方が、適合率、再現率、F尺度のいずれも高い値を得る結果となった。すなわち、画像のSIFT特徴と色特徴、画像の印象を記述したテキストの形容詞の全ての情報を用いて質感印象を抽出した際の検索システムが、最も高い精度を示すことがわかった。各オノマトペ6語において、画像の色特徴量を用いる手法を単独で使用した場合、他の手法に比べて精度が低くなった。そのため、他の手法と組み合わせた場合には、色特徴量が精度の低下を招く可能性も考えられたが、実際には、SIFT特徴量と画像の印象を記述したテキストの形容詞を組み合わせた手法よりも、全手法を組み合わせた場合の方が優れた精度を示した。これは、SIFT特徴・色特徴・形容詞の全情報を用いたことで、商品素材の視覚的な質感印象と触覚的な質感印象が網羅的に抽出され、その結果精度が向上したものと考えられる。

以上の結果から、全手法を統合した場合、検索結果上位15件以上において適合率が最大で66%を、再現率が最大で82%を達成し、本研究が提案する手法の妥当性が示された。

4. ま と め

商品検索システムへの将来的応用のための基礎技術として、本研究では、画像のSIFT特徴量、画像の色特徴

*10 <http://cran.r-project.org/>

表 3 つるつるに対する適合率 P と再現率 R と F 尺度

検索上位 N 件	手法 1 SIFT 特徴量			手法 2 色特徴量			手法 3 形容詞		
	P	R	F	P	R	F	P	R	F
5	1.00	0.15	0.26	0.80	0.12	0.21	1.00	0.15	0.26
10	0.90	0.27	0.42	0.60	0.18	0.28	0.90	0.27	0.42
15	0.87	0.39	0.54	0.67	0.30	0.42	0.80	0.36	0.50
20	0.85	0.52	0.64	0.65	0.39	0.49	0.85	0.52	0.64
25	0.84	0.64	0.72	0.64	0.48	0.55	0.88	0.67	0.76
30	0.87	0.79	0.83	0.60	0.55	0.57	0.83	0.76	0.79

表 4 ざらざらに対する適合率 P と再現率 R と F 尺度

検索上位 N 件	手法 1 SIFT 特徴量			手法 2 色特徴量			手法 3 形容詞		
	P	R	F	P	R	F	P	R	F
5	1.00	0.22	0.36	0.40	0.09	0.14	0.80	0.17	0.29
10	1.00	0.43	0.61	0.50	0.22	0.30	0.80	0.35	0.48
15	0.93	0.61	0.74	0.53	0.35	0.42	0.67	0.43	0.53
20	0.80	0.70	0.74	0.45	0.39	0.42	0.60	0.52	0.56
25	0.68	0.74	0.71	0.48	0.52	0.50	0.64	0.70	0.67
30	0.60	0.78	0.68	0.47	0.61	0.53	0.57	0.74	0.64

表 5 てかてかに対する適合率 P と再現率 R と F 尺度

検索上位 N 件	手法 1 SIFT 特徴量			手法 2 色特徴量			手法 3 形容詞		
	P	R	F	P	R	F	P	R	F
5	0.60	0.14	0.22	0.60	0.14	0.22	0.20	0.05	0.07
10	0.60	0.27	0.38	0.60	0.27	0.38	0.30	0.14	0.19
15	0.60	0.41	0.49	0.53	0.36	0.43	0.47	0.32	0.38
20	0.50	0.45	0.48	0.40	0.36	0.38	0.45	0.41	0.43
25	0.52	0.59	0.55	0.36	0.41	0.38	0.44	0.50	0.47
30	0.47	0.64	0.54	0.33	0.45	0.38	0.43	0.59	0.50

表 6 すべすべに対する適合率 P と再現率 R と F 尺度

検索上位 N 件	手法 1 SIFT 特徴量			手法 2 色特徴量			手法 3 形容詞		
	P	R	F	P	R	F	P	R	F
5	0.20	0.09	0.13	0.00	0.00	0.00	0.60	0.27	0.38
10	0.10	0.09	0.10	0.20	0.18	0.19	0.60	0.55	0.57
15	0.27	0.36	0.31	0.13	0.18	0.15	0.53	0.73	0.62
20	0.30	0.55	0.39	0.15	0.27	0.19	0.50	0.91	0.65
25	0.24	0.55	0.33	0.12	0.27	0.17	0.44	1.00	0.61
30	0.27	0.73	0.39	0.13	0.36	0.20	0.37	1.00	0.54

量，画像の印象を記述したテキストを活用する手法を提案した。

本研究の評価として，3つの手法を単体で用いる場合や，各手法を統合して用いる場合の検索性能を評価した結果，検索結果上位15件以上において，3つの手法を全て統合した場合に最も高い精度が示され，適合率は最大

で66%，再現率は最大で82%となった。このことから，本研究が提案する手法は認知的に妥当であることが確認された。実際の商品ページへ応用する場合，商品画像の背景の影響を考慮する必要があるが，本研究で用いたFMD画像にも背景が含まれているため，実際の商品画像へ応用した場合でも，本システムは妥当な検索結果を出力で

表 7 ぴかぴかに対する適合率 P と再現率 R と F 尺度

検索上位 N 件	手法 1 SIFT 特徴量			手法 2 色特徴量			手法 3 形容詞		
	P	R	F	P	R	F	P	R	F
5	0.80	0.25	0.38	0.20	0.06	0.10	0.40	0.13	0.19
10	0.60	0.38	0.46	0.20	0.13	0.15	0.40	0.25	0.31
15	0.53	0.50	0.52	0.13	0.13	0.13	0.47	0.44	0.45
20	0.55	0.69	0.61	0.20	0.25	0.22	0.45	0.56	0.50
25	0.44	0.69	0.54	0.24	0.38	0.29	0.36	0.56	0.44
30	0.40	0.75	0.52	0.23	0.44	0.30	0.37	0.69	0.48

表 8 ごつごつに対する適合率 P と再現率 R と F 尺度

検索上位 N 件	手法 1 SIFT 特徴量			手法 2 色特徴量			手法 3 形容詞		
	P	R	F	P	R	F	P	R	F
5	0.80	0.24	0.36	0.20	0.06	0.09	0.80	0.24	0.36
10	0.60	0.35	0.44	0.10	0.06	0.07	0.80	0.47	0.59
15	0.67	0.59	0.63	0.27	0.24	0.25	0.53	0.47	0.50
20	0.60	0.71	0.65	0.30	0.35	0.32	0.60	0.71	0.65
25	0.52	0.76	0.62	0.32	0.47	0.38	0.60	0.88	0.71
30	0.47	0.82	0.60	0.33	0.59	0.43	0.57	1.00	0.72

表 9 全オノマトペに対する適合率 P と再現率 R と F 尺度

検索上位 N 件	手法 1 SIFT 特徴量			手法 2 色特徴量			手法 3 形容詞			手法 1 + 3 SIFT + 形容詞			全手法 1 + 2 + 3		
	P	R	F	P	R	F	P	R	F	P	R	F	P	R	F
5	0.73	0.18	0.29	0.37	0.08	0.13	0.63	0.17	0.26	0.73	0.18	0.29	0.63	0.15	0.24
10	0.63	0.30	0.40	0.37	0.17	0.23	0.63	0.34	0.43	0.63	0.30	0.40	0.67	0.33	0.44
15	0.64	0.48	0.54	0.38	0.26	0.30	0.58	0.46	0.50	0.62	0.46	0.52	0.66	0.50	0.55
20	0.60	0.60	0.58	0.36	0.34	0.34	0.58	0.60	0.57	0.59	0.59	0.58	0.63	0.62	0.61
25	0.54	0.66	0.58	0.36	0.42	0.38	0.56	0.72	0.61	0.55	0.67	0.58	0.57	0.72	0.61
30	0.51	0.75	0.59	0.35	0.50	0.40	0.52	0.80	0.61	0.53	0.77	0.61	0.54	0.82	0.64

きるのではないかと考えられる。また、実際の商品ページでは広告の画像やテキストも存在するが、多くの EC サイトにおいて、商品画像と広告が重なり合う可能性は低いため、広告の重畳の影響は小さいものと考えられる。さらに、実際のレビューテキストに含まれる可能性のある、触感の印象以外の形容詞については、本研究で採用している質感に関連する 43 対の形容詞対と比較をし、関連がないと判断された場合には画像の特徴量抽出には用いられないため、検索精度への影響は小さいものと考えられる。

しかしながら本研究では、次の点に関する検証を行っていない。まず、FMD 画像から抽出した特徴量とオノマトペの質感印象を結び付ける手法は、実際の商品ページにおいて、どのような商品カテゴリに対して有効であるかという点である。本提案手法は、今回採用した素材画像 (Metal/ Glass/ Plastic/ Stone/ Wood) に対して、少な

くとも一定の有効性を示したが、本研究における提案手法の評価は、あくまでも今回対象とした素材を用いた商品に対して、提案手法が有用である可能性を示すものである。したがって今後は、実際の商品画像に対する検索精度の検証が必要である。また、今回採用していない素材を用いた商品カテゴリについても、提案手法の有効性を検証する必要がある。

続いて、画像の印象を記述したテキストを、実際の商品ページのレビューテキストと想定して扱っている点である。そこで、両者の違いを検討するために、本研究で収集したテキストに対する形態素解析結果と、実際の商品ページのレビューテキストに対する形態素解析結果を比較した。レビューテキストとして、楽天市場にて販売されている、本研究で採用した素材 (Metal/ Glass/ Plastic/ Stone/ Wood) を用いて作られた商品 (金属製鍋, ガラス製コップ, プラスチック製トレイ, 石製鍋, 木製携帯

ケース)に対するレビュー計 1003 件を収集した。両者を比較したところ,すべての素材カテゴリにおいて,実験により収集したテキスト内で用いられている単語上位 10 件中平均 9 件は,オノマトペの質感評価システムに用いられている 43 尺度と関連する単語(柔らかい,滑らかな,など)であった。それに対し,すべての素材カテゴリにおいて,実際の商品ページのレビュー内で用いられている単語上位 10 件中平均 5 件は,43 尺度と関連する単語であったが,それ以外の単語は,「(商品が)欲しい/欲しくない」や「(価格が)安い/高い」といった,購買に関する単語であった。このように,本研究で収集した,画像の印象を記述したテキストと実際の商品ページのレビューテキストでは,いずれもオノマトペの印象評価システムに用いられている形容詞尺度に基づいた質感印象の抽出が可能であることはわかったが,購買に関する単語の使用という点においては,両者の間に差異が見られた。

また,現在の手法では,画像の印象を記述したテキストの形容詞の使用不使用を判断する際,両極形容詞の両方の形容詞が同頻度で出現している場合,どちらの形容詞を採用するかを手により選定する必要がある。したがって,実際の EC サイト等に応用する場合には,商品カテゴリごとに関連する可能性の高い形容詞をあらかじめ選定しておくなどして,レビューテキストに含まれる形容詞の使用不使用を自動的に判断する手法を検討する必要がある。

さらに,本研究では,5つの材質カテゴリ(Metal/Glass/Plastic/Stone/Wood)のみを採用しており,その他にも実際の商品に使われ得る一般的な材質(布,革,紙,など)と強く結び付くと予想されるオノマトペ(ふわふわ,もふもふ,など)を入力とした場合については検証を行っていない。したがって将来的には,本手法を実際の商品検索へと応用するために,商品の材質カテゴリの拡充を行い,ユーザの求めるあらゆる材質に対応できるような改善が必要である。

謝 辞

本研究の成果は,文部科学省科学研究費補助金新学術領域研究「質感脳情報学(23135510 及び 25135713)」の助成によるものである。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Adomavicius 05] Adomavicius, G. and Tuzuhilin, A.: Toward the Next Generation of Recommender Systems: A survey of the State-of-the-art and Possible Extensions, *Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 17, No. 6, pp. 734–749 (2005)
- [Broder 06] Broder, A.: The Future of Web Search: From Information Retrieval to Information Supply, in the *6th International Conference on Next Generation Information Technologies and Systems*, pp. 362–363 (2006)
- [Hamano 98] Hamano, S.: *The Sound-Symbolic System of Japanese*, Cambridge University Press, Cambridge (1998)
- [Herlocker 04] Herlocker, J., Konstan, J., Terveen, L., and Riedl, J.: Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems, *ACM Transactions on Information Systems*, Vol. 22, No. 1, pp. 5–53 (2004)
- [Heymann 08] Heymann, P., Koutrika, G., and Garcia-Molina, H.: Can Social Bookmarking Improve Web Search?, in the *1st ACM International Conference on Web Search and Web Data Mining*, pp. 195–206 (2008)
- [Iiba 12a] Iiba, S., Shiga, A., and Sakamoto, M.: A Method to Propose Color Associated with Onomatopoeia based on Sound Symbolism, in the *6th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and the 13th International Symposium on Advanced Intelligent Systems*, pp. 518–522 (2012)
- [Iiba 12b] Iiba, S., Shimizu, Y., and Sakamoto, M.: A Method to Select Colors Appropriate for Tactile Onomatopoeia based on Sound Symbolism, in the *International Workshop on Modern Science and Technology*, pp. 127–131 (2012)
- [Linden 03] Linden, G., Smith, B., and York, J.: Amazon.com Recommendation: Item-to-item Collaborative Filtering, *IEEE Internet Computing*, Vol. 7, No. 1, pp. 76–80 (2003)
- [Lowe 99] Lowe, D. G.: Object Recognition from Local Scale-Invariant Features, in the *IEEE 7th International Conference on Computer Vision*, ICCV '99, pp. 1150–1157 (1999)
- [Lowe 04] Lowe, D. G.: Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 60, No. 2, pp. 91–110 (2004)
- [Parikh 11] Parikh, D. and Grauman, K.: Relative Attributes, in the *IEEE 13th International Conference on Computer Vision*, ICCV '11, pp. 503–510 (2011)
- [Resnick 94] Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P., and Riedl, J.: GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews, in *ACM 1994 Conference on Computer Supported Cooperative Work*, pp. 175–186 (1994), Chapel Hill, NC
- [Riecken 00] Riecken, D.: Introduction: Personalized Views of Personalization, *Communications of the ACM*, Vol. 43, No. 8, pp. 26–28 (2000)
- [Sivic 03] Sivic, J. and Zisserman, A.: Video google: A text retrieval approach to object matching in videos, in the *IEEE 9th International Conference on Computer Vision*, ICCV '03, pp. 1470–1477 (2003)
- [Varma 07] Varma, M. and Ray, D.: Learning the Discriminative Power-Invariance Trade-Off, in the *IEEE 11th International Conference on Computer Vision*, pp. 1150–1157 (2007)
- [Weijer 06] Weijer, J. and Schmid, C.: Coloring Local Feature Extraction, in the *9th European Conference on Computer Vision*, pp. 334–348 (2006)
- [Yanbe 07] Yanbe, Y., Jatowt, A., Nakamura, S., and Tanaka, K.: Can Social Bookmarking Enhance Search in the Web?, in the *7th ACM/IEEE-CS Joint Conference on Digital Libraries*, pp. 107–116 (2007)
- [Ziegler 05] Ziegler, C., McNee, S., Konstan, J., and Lausen, G.: Improving Recommendation Lists Through Topic Diversification, in the *14th international conference on World Wide Web*, pp. 22–32 (2005)
- [カンウィパー 10] カンウィパー ラートサムルアイバン, 中村 聡史, 渡辺 知恵美: レシビ検索システムにおけるオノマトペとレシビ用語集合の関連付け, 情報処理学会研究報告. データベース・システム研究会報告, Vol. 2010-DBS-150, No. 15, pp. 1–8 (2010)
- [奥村 03] 奥村 敦史, 齋藤 豪, 奥村 学: Web 上のテキストコーパスを利用したオノマトペ概念辞書の自動構築, 情報処理学会研究報告. 自然言語処理, Vol. 23, pp. 63–70 (2003)
- [荻野 06] 荻野 晃大, 加藤 俊一: 感性検索システムの設計手法: 感性システムモデリング, 情報処理学会論文誌. データベース, Vol. 47, No. 4, pp. 28–39 (2006)
- [加藤 05] 加藤 由花, 川口 賢二, 箱崎 勝也: オンラインショッピングを対象とした正確性と意外性のバランスを考慮したリコメンダシステム, 情報処理学会論文誌. データベース, Vol. 46, No. 13, pp. 53–64 (2005)
- [吉川 98] 吉川 歩: 感性情報処理と主観情報処理, *Computer Today*, Vol. 15, No. 1, pp. 34–39 (1998)
- [栗田 92] 栗田 多喜夫, 加藤 俊一, 福田 郁美, 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, Vol. 33, No. 11, pp. 1373–1383 (1992)
- [荒田 10] 荒田 真実子, 今井 むつみ, Katerina, K., 喜多 壮太郎, 岡

- 田 浩之：触覚の音象徴が与える幼児の物認識への影響，日本認知科学会第 27 回大会論文誌，Vol. 27, pp. 294-299 (2010)
- [高玉 13] 高玉 圭樹，佐藤 史盟，大谷 雅之，服部 聖彦，佐藤 寛之，山口 智浩：別カテゴリ商品提示による好みの明確化を促す推薦システム，人工知能学会論文誌，Vol. 28, No. 2, pp. 210-219 (2013)
- [黒田 07] 黒田 英憲，小澤 朋之，亀田 弘之：印象語に基づく Web ページデザインシステムの構築とその評価，電子情報通信学会技術研究報告，TL，思考と言語，Vol. 107, No. 387, pp. 19-24 (2007)
- [今中 98] 今中 武，三浦 康史，松浦 聡，九津見 洋，小澤 順：インターネット上のデータを対象とした感性検索方式，ヒューマンインタフェイスシンポジウム論文集，Vol. 14, pp. 679-684 (1998)
- [坂本 13] 坂本 真樹，渡邊 淳司：手触りの質を表すオノマトペの有効性：感性語との比較を通して，日本認知言語学会第 13 回大会発表論文誌，Vol. 13, pp. 473-485 (2013)
- [山口 03] 山口 翼：日本語大シソーラス - 類語検索大辞典 - ，大修館書店，東京 (2003)
- [小松 12] 小松 英彦：質感の科学への展望，映像情報メディア学会誌，Vol. 66, No. 5, pp. 332-337 (2012)
- [小野 11] 小野 正理，坂本 真樹，清水 祐一郎：オノマトペによる共感覚比喩が理解しやすいのはなぜか，日本認知言語学会第 11 回大会発表論文誌，Vol. 11, pp. 170-180 (2011)
- [小林 01] 小林 重順：カラーイメージスケール 改訂版，講談社，東京 (2001)
- [神鷹 08] 神鷹敏弘：推薦システムのアルゴリズム (2)，人工知能学会誌，Vol. 23, No. 1, pp. 89-103 (2008)
- [清水 08] 清水 拓也，土方 嘉徳，西田 正吾：発見性を考慮した協調フィルタリングアルゴリズム，電子情報通信学会論文誌 D，Vol. J91-D, No. 3, pp. 538-550 (2008)
- [清水 14] 清水 祐一郎，土斐崎 龍一，坂本 真樹：オノマトペごとの微細な印象を推定するシステム，人工知能学会論文誌，Vol. 29, No. 1, pp. 41-52 (2014)
- [村上 10] 村上 裕一，中村 真吾，橋本 周司：ユーザの感性情報を自動学習する商品検索支援システムの提案，情報処理学会第 72 回全国大会講演論文集，Vol. 2, pp. 451-452 (2010)
- [醍醐 95] 醍醐 元正，中島 信之，般若 裕子：検索条件の自動変更を組込んだ商品購入支援システムの構築，日本ファジィ学会誌，Vol. 7, No. 2, pp. 380-389 (1995)
- [丹野 10] 丹野 匡貴，伊藤 紀子，阪田 真己子：布の風合いを表す感性語と視覚・触覚との関連，日本認知科学会第 27 回大会発表論文誌，Vol. 27, pp. 643-648 (2010)
- [池原 97] 池原 悟，宮崎 正弘，白井 諭，横尾 昭男，中岩 浩巳，小倉 健太郎，大山 芳史，林 良彦：日本語語彙大系，岩波書店，東京 (1997)
- [中辻 13] 中辻 真，藤原 靖宏，内山 俊郎，戸田 浩之：動的なユーザ興味に対応したセマンティクスに基づく情報推薦手法，人工知能学会論文誌，Vol. 28, No. 6, pp. 457-467 (2013)
- [中部 10] 中部 文子，渡辺 知恵美：感性情報を利用したオノマトペ学習システムの開発，第 1 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2009)，Vol. E5-1, (2010)
- [田守 98] 田守 育啓：日本語オノマトペ：多様な音と様態の表現，日本音響学会誌，Vol. 54, No. 3, pp. 215-222 (1998)
- [渡邊 11] 渡邊 淳司，加納 有梨紗，清水 祐一郎，坂本 真樹：触感覚の快・不快とその手触りを表象するオノマトペの音韻の関係性，日本バーチャルリアリティ学会論文誌，Vol. 16, No. 3, pp. 367-370 (2011)
- [土斐崎 13] 土斐崎 龍一，飯場 咲紀，及川 歩唯，清水 祐一郎，坂本 真樹：オノマトペによる画像色彩推薦，日本バーチャルリアリティ学会論文誌，Vol. 18, No. 3, pp. 357-360 (2013)
- [土方 04] 土方嘉徳：情報推薦・情報フィルタリングのためのユーザプロファイリング技術，人工知能学会誌，Vol. 19, No. 3, pp. 365-372 (2004)
- [土方 07] 土方 嘉徳：嗜好抽出と情報推薦技術，情報処理学会論文誌，Vol. 48, No. 9, pp. 957-965 (2007)
- [徳永 99] 徳永 健伸，辻井 潤一：情報検索と言語処理：言語と計算 5，東京大学出版会，東京 (1999)
- [服部 11] 服部 俊一，高間 康史：推薦情報の多様化に向けた価値観推論手法の提案，第 27 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，Vol. 27, pp. 247-250 (2011)
- [木本 99] 木本 晴夫：感性語による画像検索とその精度評価，情報処理学会論文誌，Vol. 40, No. 3, pp. 886-898 (1999)
- [寛 93] 寛 寿雄：一般語彙となったオノマトペ，月刊言語，Vol. 22,

pp. 38-45 (1993)

〔担当委員：山本 岳洋〕

2014 年 5 月 8 日 受理

著者紹介

土斐崎 龍一

2012 年 3 月電気通信大学電気通信学部人間コミュニケーション学科卒業，2014 年 3 月電気通信大学大学院情報理工学研究科総合情報学専攻修士課程修了．現在，電気通信大学大学院情報理工学研究科総合情報学専攻博士課程在学中．人の認知と言語の能力に興味をもつ．擬音語・擬態語の総称であるオノマトペの印象に合致した画像配色を推薦する手法や，言語音と意味の結び付きである音象徴に着目したブランドネーム印象の定量的評価手法の研究などに従事．

飯場 咲紀

2011 年 3 月電気通信大学電気通信学部人間コミュニケーション学科卒業，2013 年 3 月電気通信大学大学院情報理工学研究科総合情報学専攻修士課程修了．人の色彩認知に興味をもつ．擬音語・擬態語の総称であるオノマトペの印象に合致した色彩を推薦する手法や，テキストの感性イメージに合致した色彩とフォントを推薦する手法の研究などに従事．

岡谷 貴之(正会員)

1999 年 3 月東京大学大学院工学系研究科博士課程修了(計数工学)．同年東北大学大学院情報科学研究科助手，その後講師，助教授(准教授へ名称変更)を経て，2013 年に教授，現在に至る．コンピュータビジョンの研究に従事．数理統計学および数値最適化を理論的基礎に，多視点幾何から物体認識までの幅広い応用に関心を持つ．電子情報通信学会，情報処理学会，IEEE 等の会員．

坂本 真樹(正会員)

1998 年 3 月東京大学大学院総合文化研究科言語情報科学専攻博士課程了．同専攻助手，電気通信大学電気通信学部人間コミュニケーション学科准教授を経て，2010 年 4 月より同大学院情報理工学研究科総合情報学専攻准教授．言語処理学会，日本感性工学会，日本 VR 学会，日本認知言語学会，Cognitive Science Society 等各会員．認知と言語の関係に着目した応用研究に従事．博士(学術)．