

原著論文

イメージ写真からの代表色とクラスター特徴量の抽出による インテリアブランドの分析

高橋 直己*, 坂本 隆**, 加藤 俊一***

* 中央大学大学院, ** 産業技術総合研究所, *** 中央大学

Color-analysis of Image Photography of Interior Brand based on Extraction of Representative Colors and Clustered Color-features

Naoki TAKAHASHI*, Takashi SAKAMOTO** and Toshikazu KATO***

* Graduate School of Chuo University, 1-13-27 Kasuga, Bunkyo-ku, Tokyo 112-8551, Japan

** National Institute of Advanced Industrial Science and Technology,

AIST Central 2, Umezono 1-1-1, Tsukuba, Ibaraki 305-8568, Japan

*** Chuo University, 1-13-27 Kasuga, Bunkyo-ku, Tokyo 112-8551, Japan

Abstract : Websites of interior brands display many photographs of products that include walls, floor, and other furniture. Such photographs, known as *image photographs*, have much information about the brand image because the colors of walls, floor, and furniture in a photograph influence the brand image. This paper proposes a method of extracting representative colors of interior photographs in the L*u*v* color space by using a hierarchical clustering algorithm and analyzes the characteristics and differences of interior brands with color features by using model-based clustering. Our proposed method can be used to describe the common characteristics of interior image photographs and differences between six interior brands (*arflex*, *Cassina*, *Fritz Hansen*, *IKEA*, *karimoku*, and *Muji*). To measure similarity or difference between brand images, we constructed a brand image space with clusters of representative colors and obtained a relationship between six brand images.

Keywords : Color-analysis, Interior-brand, Data mining

1. はじめに

近年のソーシャルメディアの発達に伴い、テキストから自動的に知識を獲得し、企業や製品の評価を推定する研究が盛んになっている[1]。またテキストだけでなく、画像データからのWebマイニング技術の需要も高まっている。しかしその一方で、画像データから意味的な情報を抽出するには画像内のオブジェクトを認識する技術が必要であり、膨大な計算コストを要するため未だ困難である。

本研究では上記の問題に着目し、膨大な計算コストを要する画像内のオブジェクト認識を用いずに、画像の色彩特徴だけからWebマイニングを可能にすることを目標にする。我々がWebマイニングの対象として特に着目したのは、画像データから感性的な情報として取得可能なブランドイメージである。

企業にとってブランド価値は重要な資産の一つであり、売上向上、シェアの拡大、株主の利益などをもたらすとされる[2]。企業のブランドに対するイメージやブランド経験は、企業と顧客とのコミュニケーションの中から生まれてくる。そこで企業はWebサイトなどを通して、顧客に対してメッセージを発信している。これらのWeb上のデータから、ブランドイメージを知識として獲得することで、ブランドイメージの比較や分類といったサービスが可能となると考えられる。また企業が顧客にメッセージを伝える際にはビジュアル

ルを用いることが有効であるとされており[3, 4]、画像データはブランドの感性的な価値をより効果的に伝えることが出来ると言える。

Webマイニングの対象となる画像データは、ロゴやアイコンを除けば、商品写真とイメージ写真に大別される(図1)。インテリアブランドを例に挙げると、商品写真は白の背景に商品だけが写っており、説明的な役割を持っている。これに対しイメージ写真は、商品の他に壁や家具などの室内の風景が写っており、コーディネートの例を示すことで消費者に対して商品のコンセプトやブランドのイメージを伝えることが出来る。さらに写真によっては意図的に色調が調整されていることもある。イメージ写真には、消費者に与える印象が間接的に調節され、消費者に伝えたいメッセージが含まれているといえるであろう。その意味でも、ブランドイメージの分析手法の開発は、技術的あるいは経済的な波及効果が大きく、商業や産業への貢献度も高いと期待される。

既往研究の成果および解決されていない問題を概略してみると、まずブランドイメージは、ブランド評価の要素の一つとして考えられており、アンケートを用いた評定法による評価[5]や、Web上の口コミの評価[6]の定量的な計測、可視化などが行われている。しかしこれらの報告では、ブランドの評価がそのブランドの客観的な特徴と対応付けされておらず、評価の可否の原因については定性的な分析にとどまっている。これらの研究に欠けているものは定量的な分析である。

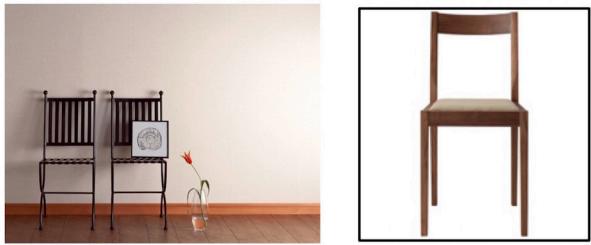


図1 イメージ写真(左)と商品写真(右)

写真や絵画などの画像の印象については、色彩やモチーフなどの属性をとりあげ、印象との関連性を調べることが出来る。この属性の値を自動的に抽出する場合、絵画のモチーフの識別は人の介在なしには非常に難しく、八村ら[7]はモチーフに次ぐ要素として色彩を利用している。また色彩や配色の感情効果については、小林[8]が単色または複数色による配色とイメージ語の関連をカラーイメージスケールとしてまとめ、デザイン分野で応用されている。

データマイニング研究においては、データの種類は構造化データと非構造化データと分けられるが、Web上のデータの大多数はテキストや画像などの非構造化データである。とくにWeb上の画像からの知識獲得はweb content miningやweb image miningに分類される[9, 10]。

Web上の画像からの知識獲得で特に着目されているのが、テキストに対応する視覚的概念(visual concept)の獲得と応用である。視覚的概念の獲得は、タグが付いた画像データを用いるのが一般的であり、その獲得(収集)についてはImageNetなどの研究用画像データベース[11]の他に、Google画像検索[12, 13]、写真共有サービス[12, 14]、クラウドソーシング[15]などの方法がある。またWeb画像マイニングを実世界センシングとして応用する研究[16]や、獲得した概念の視覚性を評価する研究[17]がある。

Webマイニングの対象となる画像データから、自動的に色彩の特微量を抽出する方法については、写真や絵画の印象の推定を目的としたカラーヒストグラム、高次局所自己相関係数[18]などが提案されている。こうした研究では、主成分分析を用いて次元縮約を行っているが、各主成分の解釈は行われておらず、デザインやマーケティングへの応用は難しいという問題が指摘できる。そこで画像内の少数の代表的な色に着目し、配色と捉えて印象推定の特微量として用いる方法も提案されている。Wangら[19]は画像中で知覚的に中心となる色をdominant colorとし、saliency mapにより決定したROIの範囲内で面積が最大となる色名を抽出した。この研究では、ROI以外は色抽出の対象とならないので、背景領域等は除外される。これは知覚的に優勢な色という点では正しいが、写真全体としてみたときの印象推定に用いるのには不十分である。またNiwaら[20]は商品の印象評価を行うため、商品写真のうちの商品領域のみに限定して画像特微量を抽出し、感性のモデル化を行った。しかしブランドイメージの分析を行うためには、イメージ写真の背景領域も用いる必要があると考えられる。

一方、印部ら[21]はベースカラーおよびアクセントカラーを数量的に定義し、画像データから自動的な抽出法とダイレクトメール画像のイメージ推定へ応用している。こちらは画像全体から面積の大きいベースカラー2色と、ベースカラーに対して彩度差の大きい色1色をアクセントカラーとしており、背景としてベースカラーが用いられ、目立たせたい商品にアクセントカラーを用いるといった構造にも対応している。しかし適切な色数は画像によって異なると考えられるため、色数の問題を解決する必要があると考えられる。

以上の既往研究を概観することにより、以下の課題が解決されていないことが分かる：

- (1) ブランドの客観的な画像特微量とブランドの評価の客観的な対応付け。
- (2) 計算コストの大きな技術群(商品の構造・形状・写真内における構図などの自動認識)を用いない印象推定の自動化手法。
- (3) 主成分分析に拠らないデータマイニング手法の確立。
- (4) 商品領域と背景領域の両方からの画像特微量の抽出による印象推定の実施。
- (5) 色彩特微量の色数を限定せずに用いる印象推定の実施。

本研究では、写真から受けるブランドイメージを、構図や被写体の種別、形状などの計算コストの大きな情報を用いて、色の種別と色の組み合わせ情報のみを用いて、ブランドの種別を分析かつ推定できると考え、インテリアブランドのWebサイトから収集したイメージ写真の分析を試みた。ブランドイメージに特化した理由は、感性工学的にもチャレンジングなテーマであると共に、商業や産業への経済的あるいは技術的な波及効果が大きく、感性工学の社会的な貢献が大いに期待されるためである。

本論文では、ブランドの種別の推定にまでは至っていないが、ブランドイメージを比較・類型化する色彩特微量を提案し、特徴空間におけるブランドイメージの定量的分析までを実施したので、研究成果として報告する。

具体的には、以下の成果が本論文にまとめられている：

- (a) 被写体に関する知識を利用せずに、画像からの特微量として色彩情報のみを用いるが、その際に階層クラスタリングによる色の量子化を行い、色数を限定しないで代表色が抽出できることを示す。その成果は図4としてまとめられている。
- (b) 主成分分析に拠らない代表色の分析手法として、Model-based clusteringを採用し、さらに我々が新規に提案するブランドイメージを比較・類型化する色彩特微量tkを併せて用いることにより、ブランドイメージを特徴空間に布置させることができることを示す。その成果は図7・図8としてまとめられている。

本論文の構成であるが、本節においてブランドイメージの評価、写真や画像の印象、色彩特微量についての関連研究を整理する。それらを踏まえ、2章でイメージ写真からの色彩特徴の抽出方法と分析結果についてまとめ、3章では、色彩特微量を用いてブランドごとの共通点や相違点の分析した

イメージ写真からの代表色とクラスター特徴量の抽出によるインテリアブランドの分析

結果についてまとめ、4章でインテリアブランドの特徴を表すための指標化を行った。さらに5章において考察を行い、今後の課題などについても言及する。

2. イメージ写真における色彩特徴の抽出

本研究ではイメージ写真を分析するにあたり、まず画像内で中心的に用いられている代表色を抽出し、これを分析する手続きを実施する。本章では、代表色の抽出方法について説明すると共に、その抽出方法を選択した根拠についても、簡単にまとめる。なお、本研究では8ビット3チャンネル(RGBチャンネルはそれぞれ256階調)の画像データを用いる。

従来の研究では、代表色の数は1色や3色などに固定されているが、画像ごとに適切な色数は異なっていると考える方が合理的である。本研究では、画像ごとに適切な色数は異なっていると考え、代表色の色数を限定しない抽出手法を選択した。

なお画像の代表色の数が異なると、画像間の色彩特徴の単純な比較ができなくなるため、イメージ写真群の色彩特性を分析するには、次数の等しいベクトルによって色彩特性をパラメータ化する必要がある。この問題を解決する方法については本論文の4章で説明する。

また画像中の色には、画像内に占める面積や、周囲の色との対比による顕著性などによって、認知的な意味合いに応じた役割が与えられていると考えられる。そのような意味合いに応じて、ベースカラー、アソートカラー、アクセントカラーなどと色の役割を類別することもある。研究によってそれぞれの定義の仕方には差異があるものの、画像内に占める面積が最大の色をベースカラーとする点では多くの研究が一致している[21-24]。

2.1 階層クラスタリングによる色の量子化

本研究では、最短距離法による凝集型の階層クラスタリングによって色を量子化する。その理由であるが、画像中における色の面積の計算は、各ピクセルの値ごとにその色の頻度を求める必要があるが、近似色とそうでない色の閾値を決める必要があるが、本研究で用いる8ビット3チャンネル画像では約1667万色を表現可能であり、知覚的に十分近い色同士は同一とみなして面積を求める必要があるからである。

k-means法などの非階層型のクラスタリングはクラスター数を予め決定する必要があるのに対し、階層クラスタリングは、閾値によって結合・分離の停止基準を決定することができる。最短距離法は階層クラスタリングにおけるクラスター間の距離計算法のひとつであり、群平均法やウォード法に比べると外乱に弱い[25]。しかし単連結の特性により、ある閾値以内の色同士がすべて結合される。この閾値はデンドログラムの枝を切る高さに対応するパラメータであり、知覚的には色の弁別閾に対応していると言える。

本研究では、画像のピクセル値を $L^*u^*v^*$ として、ピクセルを階層クラスタリングした。弁別閾のパラメータは、被験



図2 代表色の抽出結果の例 (上: 元画像、下: 抽出結果)

者実験により、最も代表色を的確に抽出していると評価された3.0を用いた。

階層クラスタリングによる代表色抽出の結果を図2に示す。図2の上段は元画像であり、下段が代表色の抽出結果を表している。下段の各色は階層クラスタリングによって得られたクラスターの要素の平均の色であり、色の長さはクラスターの要素の数、すなわち色の面積を表している。この図では面積の大きい色から順に左から表されており、右端近くでは面積1ピクセルの色が多数存在することが分かる。

2.2 面積を考慮した代表色の抽出方法

本研究では、面積が1のクラスターは除外して、その他のクラスターを画像の代表色として抽出した。面積が1のクラスターを除外した理由を以下に記述する：

階層クラスタリングによって得られるクラスターは、面積の大きなクラスター・小さなクラスター・極小のクラスターに分けられる。概して、大きなクラスターは彩度が低く、彩度が高い色は小さなクラスターに属していることが分析から判明した。インテリアの場合、壁や床には鮮やかな色は用いず、小さな家具や小物でアクセントをつけているため、面積の大きいクラスター(例: 図2左下の白や灰色、右下の黒)は壁や床などに相当し、小さなクラスター(図2左下の青緑、右下の黄色)はその他の家具などに対応している。そのため、大きなクラスターも小さなクラスターも、インテリア画像のイメージ分析には必要な情報を含んでいると考えられる。

その一方で、極小のクラスターは図2下段それぞれの右端にある多数の色で、これらは照明や撮影時の小さなノイズと考えられる。これらの色は色数が非常に多いが、重要な色ではないと考えるのが合理的である。

2.3 データと代表色抽出の結果

分析対象の画像およびブランドについてまとめる：

対象ブランドは国内外の代表的なインテリアのブランド6社: arflex (18), Cassina (34), Fritz Hansen (62), IKEA (75), カリモク (13), 無印良品 (46) とし、株式会社アマナに委託して、企業Webサイトから計248枚のイメージ写真を収集し、分析対象とした(カッコの数字はそれぞれの写真の枚数)。

本研究で分析対象とした画像は、明らかに特定の季節やイベントが限定される画像(その画像自体がブランドイメージとは別の意味を有する)を含んでいない。すなわち特定の

季節やイベントの影響という剩余変数が統制されている。

写真の枚数がブランドによって大きく異なる理由は、画像を収集するブランドのWebサイトによって画像の枚数が異なっているためである。ブランドごとの特徴を統計的に学習するには、全てのブランドについて十分な枚数が必要となるが、本研究ではブランドの統計的な分類は行わない。本研究ではWebからブランドの特徴やイメージをマイニングするため、画像の枚数は実際のWeb上のデータ数のばらつきを反映させた。データ数と分析の信頼性に関しては5章にて詳しく論じる。

以下、分析手法とその結果についてまとめる：

写真から抽出される代表色の数は不特定であるので、写真ごとに代表色を比較するのは難しい。そこで抽出された全ての代表色をブランドごとに分析した。

図3は代表色のL*の箱ひげ図である。図4はu*v*の散布図である。図4青線はRGBの表示限界の線を表している。このRGBがsRGB規格に基づく場合、RGBの変換式は次式で表される。

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.412453 & 0.357580 & 0.180423 \\ 0.212671 & 0.715160 & 0.072169 \\ 0.019334 & 0.119193 & 0.950227 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}$$

$$L^* = \begin{cases} \left(\frac{29}{3}\right)^3 Y / Y_n, & Y / Y_n \leq \left(\frac{6}{29}\right)^3 \\ 116(Y/Y_n)^{1/3} - 16, & Y/Y_n > \left(\frac{6}{29}\right)^3 \end{cases}$$

$$u^* = 13L^* \cdot \left(\frac{4X}{X+15Y+3Z} - u'_n \right)$$

$$v^* = 13L^* \cdot \left(\frac{9X}{X+15Y+3Z} - v'_n \right)$$

u'_n と v'_n は白色点に対応しており、sRGB規格(D65光源)では $u'_n = 0.19793943$, $v'_n = 0.46831096$ となる。なお、RGB値はあらかじめ[0,1]の範囲に収まるようにスケーリングしてあるものとする。

青線はほぼ六角形をしており、最も右に突出した頂点がRGBでの赤(R=1, G=B=0)に対応しており、反時計回りに黄、緑、シアン、青、マゼンタとなる。また6本の青線の交差する中心($u^* = v^* = 0$)は白と黒に対応しており無彩色である。この点から離れているほど鮮やかな色となる。

図3から明らかなように、L*に関してはブランド間での差異が殆ど見られない。本研究ではu*v*の色分布に注目した。u*v*平面の分布を見ると、色は無彩色を中心として、赤色(R), オレンジ色(O), シアンと青色の中間(CB)などの方向へと突出するように分布していた。一方で紫や緑方向への広がりは少なく、これらの色がインテリアブランドのイメージ写真において使われない色であることが分かった。

またブランドごとの分布もそれぞれ異なる特徴を持っていた。例えばIKEAはR, O, CB方向などへと広く分布しているのに対し、カリモクはO方向へわずかに分布するだけであった。またカリモクや無印良品がO方向への広がりを持っているのに対し、arflexやCassinaはR方向への小さな広がりを持っており、色使いの傾向が異なっていた。

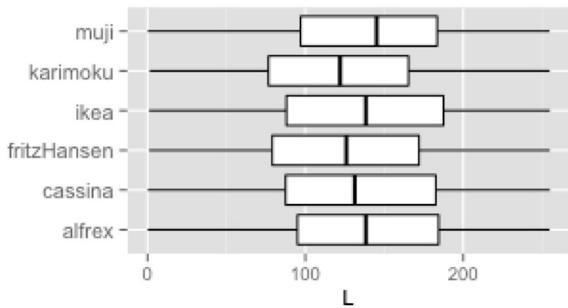


図3 L*の箱ひげ図

左から最小値、第1四分位点、中央値、第3四分位点、最大値を表す。

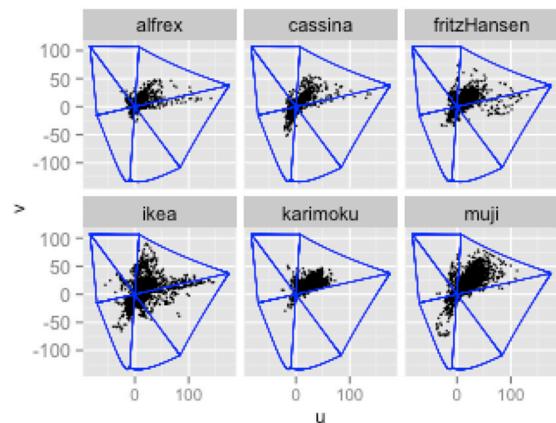


図4 u*v*の散布図

3. 色彩特徴のクラスタリングと指標化

3.1 ブランドごとの配色の特性（定性的な分析）

2章のu*v*色度図を用いたイメージ画像の分析結果から、インテリアにおけるイメージ写真の代表色の使用傾向はu*v*平面における色の分布の突出によって特徴付けられており、赤(R), オレンジ(O), シアンと青の中間(CB)の3方向において突出が見られることが分かった。そこでこの3方向への色の分布をブランドイメージの特性として表現するパラメータが必要であり、これらのパラメータによって、各ブランドの特性を表現し、イメージのモデル化に用いることが出来ると筆者らは考えた。

なお、u*v*色度図の色彩分布とインテリア写真の色彩的特徴には、大まかには以下の様な関連性があると考えられるのでまとめる：

- (1) O方向とCB方向への突出の大きいブランドは補色の配色を用いている。具体的にはテーブルやソファなどの大きな家具や壁紙としてO方向の色を用い、小物やクッションなどを用いてアクセントを付けるといった用い方が挙げられる。
- (2) R方向とO方向のみに突出するブランドは木材を主に使用するブランドで、暖色や自然素材を用いている。背景色としては壁紙の色、商品としては木製の素材などがこれに該当すると考えられる。

イメージ写真からの代表色とクラスター特徴量の抽出によるインテリアブランドの分析

(3) 各方向に広く分布している場合はカラフルな配色を用いている。

(4) 緑の鮮やかな色は、ほとんど用いられていない。

上記(4)から、紫や緑の鮮やかな色はインテリアのイメージ写真においてほとんど使われない色であり、パラメータとして採用する必要はないと考えられる。

3.2 パラメータの定量的指標化

前節(3.1)で述べたパラメータを定量的な指標とするには、データからR, O, CBの分布の広がりを計測し、確認する必要がある。本研究では、R, O, CBの方向によって色を分類し、その方向の中での無彩色からの距離=突出の大きさを計測する手法を採用した。具体的には、無彩色から放射状に広がるクラスターの数ならびに各クラスターの形状・大きさ・方向をデータから推定するModel-Based Clustering [26]を用いた。

データの分布状況から尺度を合成する方法としては主成分分析が代表的であるが、R, O, CBの3つの方向は互いに直交するものではないので、本研究では主成分分析を適用することはできない。

一方、R, O, CBの3つの方向に相当する合成尺度を得るために、無彩色から放射状に広がるクラスター(橢円形状)を求める方法が必要である。また無彩色のデータが、全件数の大部分を占めるため、R, O, CBクラスター以外に無彩色のクラスターを作り、橢円の形状にバイアスを与えないようにする必要がある。これを解決し、クラスター数ならびに各クラスターの形状・大きさ・方向をデータから推定する手法としてModel-Based Clustering [17]を採用した。

図5はModel-Based Clusteringによるクラスタリングの結果を表している。図中の橢円は生成されたモデルであり、中心の座標と方向は平均と共分散を表している(正規分布を

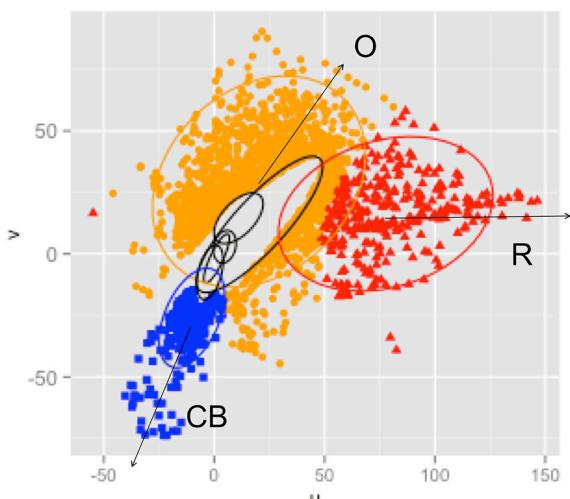


図5 Model-Based Clusteringの結果

黒の橢円で示した低彩度の複数のクラスターと、赤(R)オレンジ(O)シアンと青の中間(CB)のクラスターが生成されている。R, O, CBのクラスターに属する点は、▲, ●, ■で表している。低彩度のクラスターに属する点は省略した。

仮定している)。各点は、最も帰属確率の高いクラスターに属すとして色分けされている。

RとCB方向に関しては明確に突出した形状のクラスターが得られた。O方向に関しては突出しているとは言えないが、中心は無彩色($u^*=v^*=0$)よりO方向にずれており、オレンジから黄色にかけての色をカバーしている。その他のクラスターは中心の無彩色のクラスターに相当しているとみなすことが出来る。無彩色のクラスターが多数生成されたのは、低彩度の色数が非常に多いためである。

以下、R, O, CBの3つの方向への色の分布をブランドイメージの特性として表現するパラメータ t_k の導出方法と、なぜパラメータ t_k (尤度の比で定義される新たな特徴量 w_{ik})を提案するに至ったかをまとめる:

一つの写真から抽出されるN色の代表色は、Model-based clusteringによって生成されたK個のクラスターへの帰属する度合い($N \times K$ 行列)を求めることができる。このとき、あるクラスター k ($1 \leq k \leq K$)に写真の代表色 i ($1 \leq i \leq N$)が帰属する度合いを w_{ik} とする(計算方法については後述する)。 w_{ik} は0-1の値で示され、1のとき代表色 i はクラスター k に属し、0に近いほど帰属の度合いは小さくなる。この w_{ik} を全ての i について加算平均した値は、ある写真の代表色のクラスター k への帰属の偏りを表す。

$$t_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_{ik} \quad (※)$$

t_k は一つの写真中で、クラスター k に帰属する色がどの程度用いられているかの指標ということもできる。一つの色の帰属の度合いは連続的な数値で表されるので、2つのクラスターの中間的な色(例えば赤とオレンジの中間の色)に対しても、2つのクラスターへ同程度に帰属すると表現できる。Model based clusteringでは正規性を仮定したモデルが生成されるので、推定されたパラメータと確率密度関数を用いて一つの色がクラスターに帰属する尤度を求めることができる。

$$L(C_k | \text{代表色}_i) = f(\text{代表色}_i | \mu_k, \sigma_k)$$

クラス分け問題では、尤度が最大となるような k を選択することで i の帰属するクラスターを決定する。この尤度はクラスターの中心に近いほど値が大きくなるので、彩度の高い色は中間的な彩度を持つ色の方より尤度は小さくなる。すなわち図5に示したR, O, CBの方向に突出した色の尤度は小さくなる。しかし突出した鮮やかな色は他のブランドとの差別化のためには重要なデータである。突出して鮮やかな色はクラスターの中心からの距離が遠くなるものの、他のクラスターの中心からの距離と比べると小さくなる。そこで尤度 L の比を帰属度合い w_{ik} とするような新たな特徴量を提案する。

$$w_{ik} = \frac{L(C_k | \text{代表色}_i)}{\max_k L(C_k | \text{代表色}_i)}$$

w_{ik} は代表色 i が尤度を最大化するとき1.0、それ以外のとき1.0未満の正の実数となる。ここで式(※)によって定義され

るパラメータ t_k は、特徴空間を張る座標軸の値と考え、各写真を特徴空間に配置する。写真中で多数の色がクラスター k に帰属するとき t_k は大きくなり、帰属度合いが小さいとき、すなわち k に属していても彩度の低い色や k 以外のクラスターに近い色が多いとき、 t_k は小さくなる。また本研究では色の突出と対応するよう、R, O, CB に相当するクラスターの t を特徴量とし、一つの写真は以下のベクトルで表す：

$$t = (t_R, t_O, t_{CB})$$

4. 色彩特徴によるブランドイメージ分類への応用

前節(3.2)において提案した色の突出と対応するようなクラスターの特徴量 $t = (t_R, t_O, t_{CB})$ を用いて、各ブランドの特徴を分析したのでまとめる。なお特徴量 t の3つの要素をそれぞれ R(軸)、O(軸)、CB(軸)と呼ぶことにする。

図6は全ブランドのイメージ写真を RO 平面上に並べた散布図、図7は各ブランドの CB 値の箱ひげ図、図8は各ブランドの RO 平面上の散布図である。

まず RO 平面上の分布に着目する。O 軸に沿うような色の分布(図8の楕円で囲まれた部分)は、すべてのブランドに共通している。これはオレンジ方向の色で、彩度が低いが、

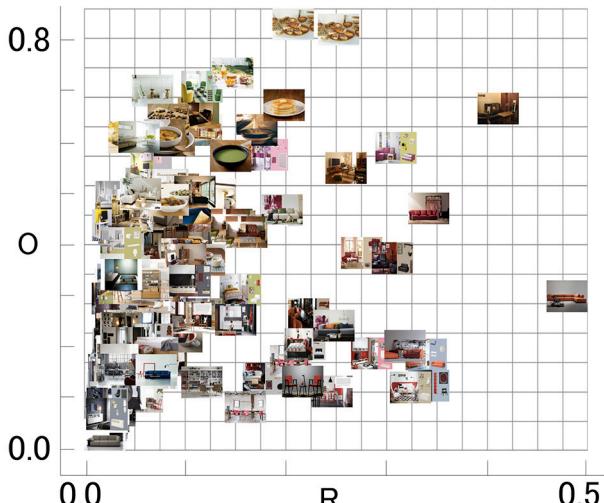


図6 サムネイル画像による特徴空間の可視化

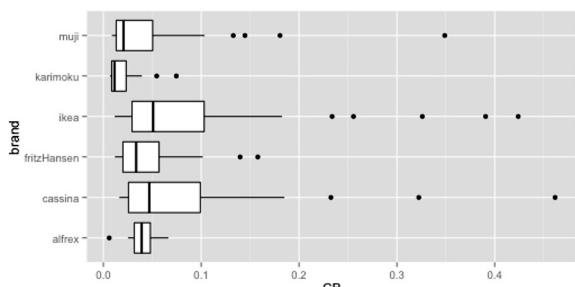


図7 ブランドごとの CB の箱ひげ図

最小値、第一指分位点、中央値、第三四分位点、最大値、点は外れ値を表す。

表1 パラメータ R, O, CB による分類の基準

	arflex	Cassina	Fritz Hansen	IKEA	カリモク	無印
R*O	R方向への外れ値	全般的に分布	ROの比率一定			
CB	小	大	中	大	小	中

使用頻度がそれほど多くない使われ方をしている画像がどのブランドにも共通していることを表している。

一方、各ブランドの相違点としては、IKEA は RO が平面のはば全域に分布しているのに対して、Fritz Hansen も R と O に同程度に分布しつつ IKEA よりはコンパクトな分布をしている点が挙げられる。これは、IKEA はよりカラフルであり、Fritz Hansen はカラフルではあるが IKEA よりは控えめであることを表現している。またカリモクと無印良品は破線の上側に色が集中している。これは赤とオレンジの比率が一定に定まっており、カリモクは赤とオレンジが同程度、無印はオレンジを多めに使うことを示している。arflex と Cassina はどちらも共通部分以外はほとんど色がないが、R 方向に離れた点がいくつかある。これは実際のイメージ写真を確認してみると、単に外れ値ではなく、鮮やかな赤の椅子やソファをアクセントとして用いており、他のブランドではあまり見られない特徴であった。

また CB 方向にも着目することで、arflex と Cassina の違いも見ることが出来る。Cassina の方が arflex より CB 方向への分布が大きく、IKEA も同様に CB 方向へ広く分布している。RO 平面では IKEA と相似なパターンであった Fritz Hansen は、CB 方向では異なる分布を持っており、無印良品もこれと同程度である。またカリモクは極端に小さな分布であり、arflex と同程度である。

このようにパラメータを用いて 6 種類のブランドが分類できる(表1)。図6と図8により、写真とその色づかいを確認しつつそのブランドの位置関係を把握することが出来る。

5. 考察

本章の1節では2章で抽出したインテリアのイメージ写真における色彩特徴としての代表色の傾向について、2節では3章で述べた色彩特徴の指標化の方法について、3節では4章で行ったブランドイメージの分類への応用について、4節ではデータ数と分析の信頼性に関してそれぞれ考察を行う。

5.1 インテリアのイメージ写真における代表色の傾向

2章では、色彩特徴の抽出方法とイメージ写真データについて述べ、抽出された色彩特徴の分布を概観した。その結果、無彩色近傍への集中と赤・オレンジ・シアンと青の中間という3方向への突出が見られた。本節ではそれぞれの色とインテリアのイメージ写真との関係性について考察する。

赤・オレンジ・シアンと青の中間という3方向への突出であるが、鮮やかな赤はアクセントとして使われるような色で

イメージ写真からの代表色とクラスター特徴量の抽出によるインテリアブランドの分析

あるが、橙や黄色は木製の床や壁の色に対応していると思われる。シアンや青は、これらの補色と見ることができ、調和することから使用されているものと考えられる。

インテリアにおいて壁の色は容易に変更できない場合が多いため、他の色と合わせやすい白や低彩度の色が多く用いられ

れている。さらに壁は写真の中でも大きな面積を取るため、代表色として選ばれやすい。ゆえに多くのイメージ写真で低彩度の色が代表色として抽出されたものと考えられる。ただし壁紙を定期的に貼り替える習慣のある国や地域ではこの限りでなく、異なる傾向が現れる可能性がある。

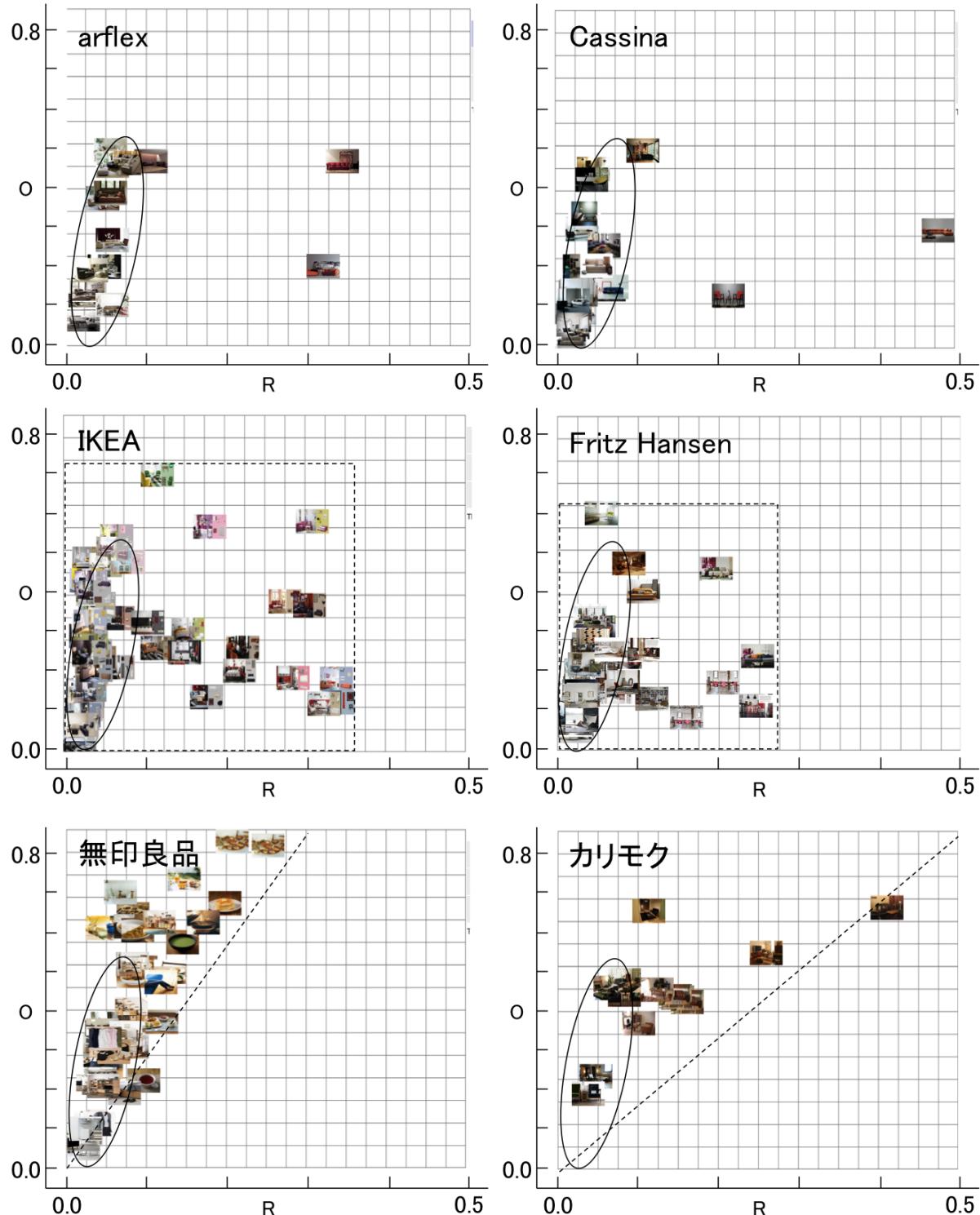


図8 サムネイル画像によるブランドごとの特徴空間の可視化

ブランド間の共通部分（実線楕円）と各ブランドの特徴・分類の基準（破線）。arflex と Casina は、共通部分以外は R 方向へ少数のデータの散らばりがある。IKEA と Fritz Hansen は R と O の両方に分布している。カリモクと無印良品は R と O の比率が必定の範囲に収まっている。

また建築物や家具としての特性上、インテリアのイメージ写真において木材の色は多く見られる。さらにその色と調和させるために他の家具も同一色や類似色にするケースが見られた。木材は、彩度の低い色から赤みやオレンジの強い色までさまざまなタイプが存在しており、特定の色相方向への分布というよりは、オレンジを中心とした方向への広い範囲の分布であるため、図4、図5におけるオレンジ方向の突出もやや広がりを持ったものとなっていると考えられる。

また赤・シアンと青の中間の色は、いずれも無彩色やオレンジ色に対する対比として用いられていると考えられる。シアンと青の中間はオレンジと対比の関係にあることから、多くのイメージ写真において用いることができる色である。

また鮮やかな赤は特にarflexやCassinaなどの海外ブランドにおいて低彩度の壁や背景と合わせて用いられており、高級感を出していると考えられる。また赤は木材の色としても現れる場合があり、このときはオレンジ系の代表色と共にしている。

5.2 代表色のグループ分けの方法

3章では色彩特徴の分布特性を考慮し、赤(R)、オレンジ(O)、シアンと青の中間(CB)の方向への突出をインテリアブランドの重要な色彩特徴と考え、これを定量的な指標とするための統計的な手法について検討し、Model-based Clusteringが有用であることを示した。

本研究で着目したROCBは色相角が直角ではない。直角となるには色が均等に分布している必要があり、コンテンツの色の分布の特徴(インテリアであれば低彩度やオレンジの色が多いこと)が偏りを生じさせており、インテリアにかぎらず一般に代表的な色のパターンは直行にはならないと考えられる。本研究で用いたModel-Based Clusteringは、代表的な手法である主成分分析と比べて直交性の制約が無いため、その他のコンテンツでも広く用いることができると考えられる。

5.3 色彩特徴とブランドイメージの分類への応用

4章では代表色をR・O・CBに分類し、これを用いて特徴空間を構成したところ、ブランド間の共通点や相違点が見られた。これらの共通点・相違点は定性的な分析結果であり、ブランドイメージの自動的な分類を行うには特徴量とブランドの関係を学習する手法が必要であり、今後の研究課題である。

これまでの考察においても見てきたように、代表色はイメージ写真内の特定の素材や要素と対応しているものと画像全体としてみた時の色彩の調和のために用いられているものがある。本節ではブランドの種別ごとの色彩特徴の共通点と相違点について図8を元に考察する。

ブランド間の共通要素として、O軸方向にそった分布の集中がある。またこの分布はR軸と若干の相関性が見られる。RとOは木材の色を通じて関連しており、共通部分の一端は木材の色が目立つ写真、もう一端はRO共に低彩度の色が目

立つ写真が分布している。すなわちこれらはブランドによらず、インテリアのイメージ写真における基本的な配色であると考えられる。

ブランド間の相違点に着目し、ブランドを分類するという観点からは、RとOに着目することで3グループ: {arflex, Cassina} {Fritz Hansen, IKEA} {カリモク、無印良品}に分かれ、さらにCBに着目することで6ブランドを分類できる。3つのグループのうち、arflexやCassinaはシンプルな色使いとビビッドな赤のアクセント、IKEAやFritz Hansenはカラフルな色使い、カリモクと無印良品は赤とオレンジのバランス(これは木製品の色と考えられる)によって特徴付けられている。またどのブランドにおいても、彩度の低いオレンジが基調色として用いられていることが分析により明らかになった。CB方向の色は基調色と補色の関係にあり、配色を調和させるためにイメージ写真において多用されているのではないかと推測される。またIKEAやCassinaは積極的にCB方向の色を用いて、メリハリのある配色をイメージ写真に用いていることが明らかになった。

イメージ写真においても、IKEAは青や黄色などカラフルな色を使うのに対し、木製品中心のカリモクはイメージ写真においても、色使いが保守的で、ほとんどが白から茶色にかけての色のみを使用していると考察できる。つまりイメージ写真においても、製品の色と調和するような色調が好まれ、そこにブランドの特徴が端的に表れるのであろう。

5.4 データ数と分析の信頼性

分析結果の信頼性を保証する上で必要とされる画像の枚数について補足する。本研究の分析ではWeb上の画像データが対象であったため、ブランドごとに収集された画像データ数に偏りが生じた。実際にこの手法を運用しようとすれば、同様の問題が起こると予想されるため、信頼性の根拠を示しておこう。

まず2章で行った階層クラスタリングは、1枚の画像から取得するデータ数(すなわち選択するピクセルの数)の影響は受けるものであり、全画像データの数とは無関係である。そのため、画像枚数が少なくともクラスタリングの結果に影響はないことが分かっている。

3章で行ったModel-based clusteringの分析対象のデータ数は画像数×平均代表色数であり、そのため平均代表色数が十分多ければ(本論文の場合100~200色程度)、十数枚程度の少数の画像データであってもクラスタリングの適用に問題は出ないと考えられる。

4章で行った可視化は平面上に画像のサムネイルを配置するものであり、画像枚数が少なくても可視化自体に問題はない。ただし画像が少ないと平面上のデータが疎になるため、少数の画像によって可視化されるブランドの特徴を表現できない可能性がある。イメージ写真の9割が共通部分(図8の楕円部分)に属し、1割がブランド独自の特性を表現すると仮定すると、最低一つの画像がブランド特性を表現すれば良いので、一つのブランドにつき最低10枚の画像が必要と、

イメージ写真からの代表色とクラスター特徴量の抽出によるインテリアブランドの分析

単純には予測される。本論文が使用した画像点数（カリモク：画像13枚、arflex：画像18枚）は、これ以上少なくすると可視化が難しくなるぎりぎりの枚数であろう。このように、可視化平面で十分ブランドの特徴が表現されるだけのデータ数は必要であり、より多くのデータ数を獲得できるのであれば、信頼性も高まると考察される。

6. まとめ

本研究ではインテリアブランドを題材とし、色彩特徴を用いてこれを分類・類型化するための特徴量の設計方法について提案した。従来の手法は汎用的な画像特徴を抽出するものであったが、Model-Based Clusteringによる提案手法は対象コンテンツの色彩、配色の特性を反映させるものであり、主成分分析では指標化が困難なケースでも分析できる特徴を有していることがわかった。

本研究では、対象とした6つのインテリアブランドを分析対象とし、赤（R）、オレンジ（O）、シアンと青の中間（CB）によってそれぞれ特徴を表せることを示した。今回設計した赤、オレンジ、シアンと青の中間はインテリアに固有の色彩と言えるが、他のブランドやコンテンツに関しても同じ手続きによって色彩の特徴が構築できることが期待される。

抽出された色が商品由来か背景由来かは、被写体の特定をしないと分析することができないが、これを実現するためには、被写体の特定という非常に計算コストがかかる手続きを要する。画像からのWebマイニングを対象にした本研究では、被写体の特定を回避してインテリアブランドを分析したため、抽出された代表色が商品由来か、背景由来かを特定することは、本論文手法では実現することができなかった。しかし、イメージ写真からインテリアブランドの特徴を詳細に分析するためには、商品由来の色か、背景由来の色か分析することは必須であると考えられ、これを実現するような特徴量の抽出手法の提案は、今後の重要な研究課題であると考えられる。

またイメージ写真に採用される代表色は季節やイベントによって異なると考えられ、画像データをWebマイニングする時期や季節によって、その分析データの傾向は大きく異なると考えられる。今回は、季節による影響が出にくいインテリアを対象として選択したが、本研究で提案した解析の手法をその他のコンテンツに適用する場合は、季節や各種イベントの時期ごとに、同じブランドの画像データにWebマイニングを試みて、季節ごとのブランドイメージの変化分析や、季節や各種イベントに左右されない普遍的なブランドイメージの特定なども、非常に興味深い研究テーマと考えられ、今後の研究課題である。

謝 辞

写真の専門家として、データ収集のご協力および各ブランドのイメージに関して貴重なご意見を戴く株式会社アマナの菊地英雄様に感謝します。

参考文献

- [1] 川中翔、西田京介、倉島健、星出高秀、藤村考：ソーシャルグラフを利用したユーザ属性の推定によるTwitterからのブランド特徴分析、電子情報通信学会技術研究報告, 112(35), pp.121-126, 2012.
- [2] Doreen Wang: Brand Value, <http://www.millwardbrown.com/mb-global/brand-strategy/brand-equity/brandz/top-global-brands/2015/thought-leadership/brand-value>, 2015/6/25.
- [3] 進藤博信：感性に伝わるフォトニケーション—ビジュアルコミュニケーションの新発想、英治出版, 2004.
- [4] 松本一朗：広告表現の方法論、日本写真学会誌, 36(4), pp.219-222, 1973.
- [5] 関庸一、宮崎晴夫、十代田三知男：評定カテゴリーおよび評定大正館の類似度による評定空間の構成とその商品ブランドイメージ数量化への応用：評定法による評定データの数量化方式に関する研究（第2報）、日本経営工学会誌, 38(5), pp.334-339, 1987.
- [6] Jamsranjav Baasankhuu: 製品評価クチコミデータによるブランド力の可視化、日本経営診断学会論文集, Vol.7, pp.348-359, 2007.
- [7] 八村広三郎、英保茂：色彩分布と印象語に基づく絵画データの検索、情報処理学会研究報告、人文科学とコンピュータ研究会報告, 95(91), pp.37-44, 1995.
- [8] 小林重順：カラーリスト—色彩心理ハンドブック—、講談社, 1997.
- [9] S.Jagan, Dr.S.P.Rajagopalan : A Survey on Web Personalization of Web Usage Mining, International Research Journal of Engineering and Technology, Vol.2, Issue.1, pp.6-12, 2015.
- [10] Keiji Yanai : A Review of Web Image Mining, ITE Transactions on Media Technology and Applications, Vol.3, No.3, pp.156-169, 2015.
- [11] Pierre Sermanet, David Eigen, Xiang Zhang, Michael Mathieu, Rob Fergus, Yann LeCun: OverFeat : Integrated Recognition, Localization and Detection using Convolutional Networks, International Conference on Learning Representations (ICLR 2014), 2014.
- [12] Bingbing Ni, Zheng Song, Shuicheng Yan: Web Image Mining Towards Universal Age Estimator, MM '09 Proceedings of the ACM international conference on Multimedia, pp.85-94, 2009.
- [13] Dayong Wang, Steven C.H. Hoi, Ying He, Jianke Zhu: Mining Weakly Labeled Web Facial Images for Search-Based Face Annotation, Knowledge and Data Engineering, Vol.26, Issue 1, 2012.
- [14] Alexandru Lucian Ginsca, Adrian Popescu, Hervé Le Borgne, Nicolas Ballas, Phong Vo, Ioannis Kanellos: Large-scale Image Mining with Flickr Groups, Multimedia Modeling: 21st International Conference, MMM 2015, Sydney, NSW,

- Australia, January 5-7, 2015, Proceedings, Part I, pp.318-334, 2015.
- [15] 大澤翔吾, 柳井啓司: クラウドソーシングによる食事画像認識モデルの自動構築, DEIM2013 The 5th Forum on Data Engineering and Information Management, C4-4, 2013.
- [16] 金子昂夢, 柳井啓司: Twitter上の位置情報付き画像を用いたリアルタイムイベント画像検出, 第28回人工知能学会全国大会, 2014.
- [17] Zheng Xu, Hefei, Xin-Jing Wang Chang Wen Chen: Mining Visualness, Multimedia and Expo (ICME), 2013 IEEE International Conference on.
- [18] 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, 33(11), pp.1373-1383, 1992.
- [19] Peng Wang, Dongqing Zhang, Gang Zeng, Jingdong Wang: Contextual Dominant Color Name Extraction for Web Image Search, Multimedia and Expo Workshops (IC-MEW), 2012 IEEE International Conference on, pp.319-324, 2012.
- [20] Shimon Niwa, Toshikazu Kato: Modeling Relationship between visual impression of product and their graphical features, HCI International 2013 - Posters' Extended Abstracts Communications in Computer and Information Science Volume 373, pp 705-708, 2013.
- [21] 印部勉, 加藤俊一: ベースカラーとアクセントカラーによる感性モデルの構築, 映像情報メディア学会技術報告, 35(20), pp.31-34, 2011.
- [22] 城一夫: 色のしくみ, 新星出版社, 2009.
- [23] 稲垣卓造: 高層集合住宅の外部色彩に関する研究, 日本色彩学会, 11(1), pp.78-87, 1987.
- [24] 蓦橋昌宏, 柳沢秀吉: コンセプト画像の特徴色を用いた配色探索支援システムの開発, 第57回日本デザイン学会研究発表大会概要集, H11-H11, 2010.
- [25] 神鳴敏弘: データマイニング分野のクラスタリング手法(1) —クラスタリングを使ってみよう!—, 人工知能学会誌, No.18, Vol.1, pp.59-65, 2003.
- [26] Fraley, C., Raftery, E.A.: Model-Based Clustering, Discriminant Analysis, and Density Estimation. Journal of American Statistical Association, 2002.



高橋 直己 (学生会員)

2012年中央大学理工学部経営システム工学科卒業。2014年同大学大学院理工学研究科経営システム工学専攻博士前期課程修了。現在、同大学院理工学研究科経営システム工学専攻博士後期課程に在学中。視覚感性に関する研究に従事。日本感性工学会学生会員。



坂本 隆 (正会員)

1993年大阪大学大学院基礎工学研究科修了。博士(工学)。同年より通商産業省工業技術院電子技術総合研究所研究官。2001年より独立行政法人産業技術総合研究所主任研究員。現在に至る。専門は色知覚、色彩情報処理、福祉情報工学、感性情報工学。日本感性工学会(編集委員)、ヒューマンインターフェース学会(論文誌編集委員会幹事・特集号編集委員長)、電子情報通信学会(WIT専門委員)、日本照明委員会(第1部会国内委員会幹事)、日本色彩学会(電子化WG長)、他。



加藤 俊一 (正会員)

1980年京都大学工学部情報工学科卒業。1987年京都大学大学院工学研究科情報工学専攻博士課程終了。1986年通産省工技院電子総合技術総合研究所入所。1996年同所知能システム部対話システム研究室長。1997年より中央大学理工学部経営システム工学科教授。感性工学、Human Computer Interaction、画像の認識・理解、マルチメディア・データベース等の研究に従事。日本感性工学会(参与)、情報処理学会(シニア会員)、電子情報通信学会(シニア会員)、日本建築学会、IEEE Computer Society、IEEE System Man and Cybernetics Society各会員。