

深層学習に基づく配色イメージの感性マッピング Kansei Mapping of Color Images based on Deep Learning

津野邊 純一[†] 佐久田 祐子[‡] 松本 和幸[§] 吉田 稔[§] 北 研二[§]
Junichi Tsunobe Yuko Sakuta Kazuyuki Matsumoto Minoru Yoshida Kenji Kita

1. はじめに

近年のあらゆる製品は性能や品質といった評価だけでなく、デザインなどの感性を価値基準とした評価も重要視されている。デザインを構成する要素として色が挙げられるが、製品デザインにおいて単色のみで構成されているものは少なく、複数の色の組み合わせによって構成されているものがほとんどである。この組み合わせは色の数や色の比率によって無数に存在し、それらの変化によって抱く印象も変化する。配色から抱く印象の判定を自動化することで、製品開発の支援や、感性的な分類などに生かすことができると考えられる。そこで本論文は、複数の色の組み合わせである配色から人が抱く印象を自動判定し、感性情報を表す空間にマッピングすることを目的としている。

色と印象の関連性についての研究は SD 法などのアンケート調査と因子分析によるものが多い[1,2]。しかし、これらは単色のみに着目したものがほとんどである。これに対して、小林らによって作成されたカラーイメージスケール[3,4]は単色のみならず、3色と5色の配色についてもまとめており、感性的な印象に対する配色の例がいくつも作られている。これにより、言語から印象に合った配色を求めることができ、デザイン開発に対する大きな支援となっていると考えられる。また、カラーイメージスケールを用いたデザイン支援システムも多く研究されており、徳丸ら[5,6]は色彩情報からファジー推論を用いて印象の判定を行っている。しかし、この手法では数値を入力として、3色配色のみに対応しているため、画像データに対する判定を行うことはできない。また、色彩情報から印象を判定するのは逆のアプローチとなるが、小川ら[7]は印象を表す単語に適した配色を作成するシステムを構築している。

本論文では、色彩情報からの印象判定について入力画像データを画像データとして行う。カラーイメージスケールには印象に基づく配色例が掲載されているが、すべての配色についての印象が判定できるわけではなく、未知の配色については何らかの手段で補完する必要がある。そこで本論文では、多層パーセプトロンを利用する。ニューラルネットワークを用いた学習は近年盛んに研究されており、ニューラルネットワークのユニットの結合方法などで様々な種類に分類することができるが、今回はその中でも比較的単純な順伝播型ニューラルネットワーク(Feedforward Neural Network, 以下 FFNN)を利用する。FFNNは、各層のユニットが前後

の層のみと結合しており、入力層から出力層に向けた単一方向のみへ信号が伝播するネットワークである。また、今回用いるネットワークは、FFNNの中でも隠れ層をもち、全結合層のみで構成される多層パーセプトロンである。画像の認識や検出の分野では、畳み込みニューラルネットワークが盛んに利用されているが、今回の手法は物体の形にかかわらず、色に着目する必要があるため、不適であると考えた。

まず、2章では本論文に用いているカラーイメージスケールについて、3章では手法の概要と学習方法について述べる。4章では本論文における手法の評価方法と実験の結果について述べ、5章でまとめる。

2. カラーイメージスケール

本章では、配色の印象を判定する基準としているカラーイメージスケール[3,4]について述べる。イメージスケールは、単色と、3色や5色の配色に加えて印象を表す単語を対象としており、同じ空間にこれらをプロットすることで、色と感性を表す単語との関係性を示している。カラーイメージスケールは基本的に2次元の空間であり、2つの軸を基準にプロットされている。まず、WARM-COOL軸があり、WARMには赤やオレンジなどの暖色系、COOLには青や青緑といった寒色系が置かれている。次に、SOFT-HARD軸があり、SOFTには薄い色、淡い色が、HARDには濃い色や暗めの色が置かれている。単色の場合スケール上に何もプロットされていない空間があるが、そのような空間には単色で印象を表すことができず、色を組み合わせることで印象を表すことができる。また、配色イメージスケールには3色のものと5色のものが作成されている。言語イメージスケールはカラーイメージスケールと同様の空間に感性を表す修飾語を180語配置しており、この180語をイメージ語としている。また、よく似た印象を表す言葉をまとめ16のイメージパターンとしており、言語以外のイメージスケールにも当てはめることで、配色をイメージパターンに分類することができる。図1はイメージパターンのみをイメージスケール上に示したものである。

ここで、カラーイメージスケールにおける色の定義について説明する。カラーイメージスケールではHue & Toneシステムに基づく130色の中で単色及び3色配色、5色配色を考えている。Hue & Toneシステムは10の色相(Hue)と12のトーン(Tone)による有彩色120色と無彩色10色の計130色からなっている。色相は赤、橙、黄、..., 赤紫と本来徐々に変化するものを10個に区切ったもので、環状に表すことができる。トーンは一つの色相に対して、明るさや鮮やかさが異なるものを表している。心理的な印象が似ている色調を同じ記号で表現できるようにトーン概念を作り、人の感性により近い色の表現を行うことができる。無彩色は鮮やかさが無いのでトーンはなく、明るさのみの10段階で表している。

[†] 徳島大学大学院先端技術科学教育部

Graduate School of Advanced Technology and Science, Tokushima University

[‡] 大阪樟蔭女子大学学芸学部

Faculty of Liberal Arts, Osaka Shoin Women's University

[§] 徳島大学大学院社会産業理工学研究部

Graduate School of Technology, Industrial and Social Sciences, Tokushima University

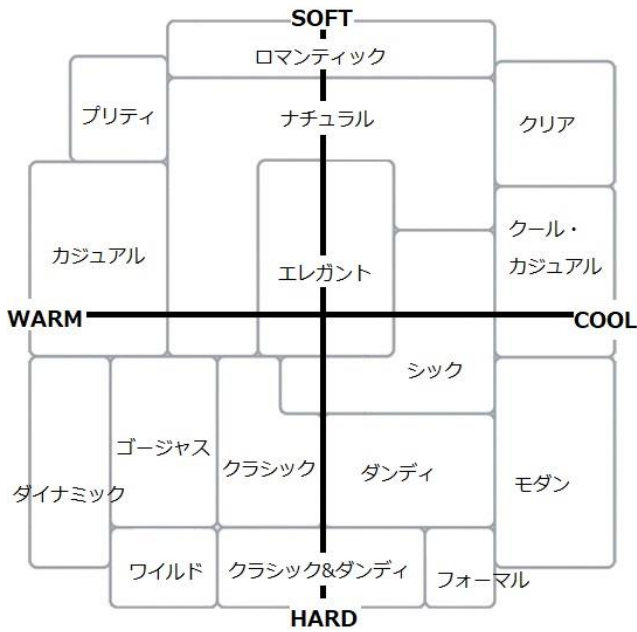


図 1 言語イメージスケール
(文献[3], p.17 を参考に作成)

3. ニューラルネットワークを用いた学習

本論文では、多層パーセプトロンを用いた深層学習により、配色画像の印象を判定する手法を提案する。この章では、学習の概要や準備について述べる。図 2 にシステムの概要図を示す。システムはネットワークの前処理部分とネットワーク本体の 2 つで構成されている。この 2 つのシステムについては以下 3.1 節および 3.2 節で述べる。

ここではまず、多層パーセプトロンの学習用データについて説明する。配色と印象の関連性においてカラーイメージスケールを参考とするため、カラーイメージスケールをもとに画像データを生成し、それを学習用データとする。「カラーイメージスケール」[3]には 3 色の、「配色イメージワーク」[4]には 5 色の配色のサンプルが掲載されており、そのサンプル群を掲載されているものと同様のトリコロール状の画像として生成する。画像サイズは 64×64 の正方形で、3 色配色は 1004 の、5 色配色は 490 の画像を用意した。図 2 の入力画像として示した配色は、3 色のものがプリティ

ィに属する子供らしい配色でばら色、象牙色、空色で構成されたものである。5 色のものはダイナミックに属するパワフルな配色で濃色、赤、黒、橙、黒茶からなっている。

また、多層パーセプトロンの出力は言語イメージスケールにおける 16 のイメージパターンとする。しかし、イメージスケールでは「イメージ」を印象という意味で用いているが、本来の意味である画像という意味と混同しやすいため、ここではイメージパターンを印象グループと呼ぶ。

3.1 カラーヒストグラム

画像データを多層パーセプトロンの入力として扱うための前処理部分について述べる。形にかかわらず配色からの印象について考えるということ踏まえて、カラーヒストグラムを用いることとした。コンピュータにおける画像データは一般的に RGB 色空間の 3 チャンネルを使ってあらわされているが、本手法ではカラーイメージスケールに用いられている Hue & Tone システムに比較的近い HSV 色空間に変換したうえで、カラーヒストグラムを作成する。HSV 色空間は RGB 色空間と同様 3 チャンネルあり、カラーヒストグラムに関しても色相 (Hue)、彩度 (Saturation)、明度 (Value) のそれぞれに対して計算し、3 次元の配列とする。これを 1 次元の配列に整形したものを多層パーセプトロンの入力とする。ヒストグラムのビンの数は Hue & Tone システムを参考に色相を 10、彩度を 5、明度を 10 とした。明度に関しては、無彩色が 10 段階に分けられていることから 10 個に分解した

3.2 ネットワーク構造

今回の多層パーセプトロンのネットワーク構造は表 1 の通りである。隠れ層の数やユニットの数はこれより多くしても 4 章で述べる評価実験の結果は変わらなかったためこの構造を採用した。活性化関数には ReLU を使い、最適化手法として Adam を用いて学習した。

表 1 多層パーセプトロンのネットワーク構造

層	ユニット数
Input layer	500
Hidden layer	1000
Output layer	16

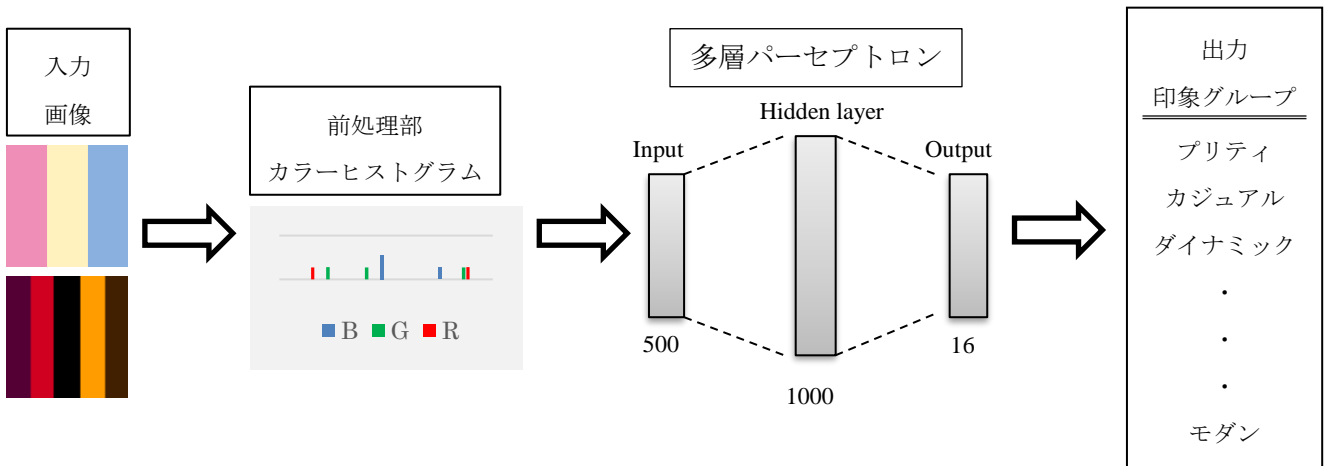


図 2 システム概要図

4. 評価実験

評価実験ではインターネット等で収集した一般の画像に対し、人手で印象グループへの分類を行ったものを用意し、提案手法における自動判別結果と比較することで評価を行う。各印象グループに対して5枚ずつ計80枚の評価画像を用意した。

4.1 結果

表 2 各印象グループの精度

印象グループ	精度(%)
プリティ	0
カジュアル	100
ダイナミック	0
ゴージャス	20
ワイルド	20
ロマンティック	20
ナチュラル	60
エレガント	80
シック	40
クラシック	60
ダンディ	0
クラシック&ダンディ	80
フォーマル	40
クリア	20
クール・カジュアル	0
モダン	0

全体の精度は 33.8%となった。各印象グループの精度を表 1 に示す。80%や 100%のものもある中、プリティやダイナミックなど 0%のものもあり、印象グループによって精度が大きく異なる結果となった。ここでいくつか評価画像とその結果を紹介する。まず、正しく評価されたものを図 3 に示す。カジュアルは色鉛筆のカラフルな画像、ナチュラルは紅葉した葉としてない葉の混ざった茶色と緑を主体とした画像、クラシックはヨーロッパの教会の壁で全体的に薄茶色の画像である。いずれも比較的精度の高かった印象グループであり、印象グループごとに特徴的な配色が使



カジュアル



ナチュラル



クラシック

図 3 正解画像例



人分類：プリティ
出力：エレガント



人分類：ダイナミック
出力：カジュアル



人分類：クール・カジュアル
出力：クリア

図 4 誤分類画像例

われている。次に、人手による分類と結果が異なったものを図 4 に示す。全体的に薄い桃色の桜の画像はプリティな画像としていたが、エレガントと出力された。次に、夕日で赤く染まる暗めの雪山の画像はダイナミックな印象だと判断したが、カジュアルだと出力された。海と浜辺を空撮した全体的に青い画像はクール・カジュアルに分類していたが、クリアと出力された。これらの画像は桜、夕日、海といった画像内に写るモノに影響されており、モノ自体に感じる印象やモノを認識することによる色の補完などによって色のみに着目した自動認識と人の分類が異なる結果になっていると考えられる。このように人の抱く印象は少しの色の変化で変わりやすいと考えられる。また、誤分類の多い印象グループの結果に注目すると、隣接した印象グループに分類されていることが多く、イメージスケールにおいて近い印象グループは配色も類似しており、誤分類しやすいと考えられる。このようなことから、印象は個人差があり、曖昧性が高いので、印象グループどうしの境界が

表 3 評価基準を見直した際の各精度

印象グループ	精度(%)
プリティ	40
カジュアル	100
ダイナミック	100
ゴージャス	40
ワイルド	80
ロマンティック	60
ナチュラル	100
エレガント	100
シック	100
クラシック	100
ダンディ	60
クラシック&ダンディ	80
フォーマル	80
クリア	80
クール・カジュアル	60
モダン	60

はっきりしてないのではないだろうか。そこで参考までに隣接した印象グループへの分類を許容した場合の精度を掲載する。印象グループごとの精度は表 3 に示した。全体的な精度は 77.5% で、100% のものも 6 グループあり、全体的に高い結果となった。プリティ及びゴージャスが 50% を下回っているが、プリティはエレガントに、ゴージャスはクラシック&ダンディに、隣接していない近い印象グループに多く分類されているためである。

5. おわりに

本論文では、配色の印象判定を、多層パーセプトロンを用いて行った。カラーイメージスケールに基づいて入力された画像から印象グループを出力するシステムを構築した。多層パーセプトロンの入力として HSV 色空間によるカラーヒストグラムを利用した。隣接した印象グループへの分類が多く、これらの正確な分類を可能とすることが今後の課題といえるだろう。今回の評価では主に写真を用いており、人の評価と提案手法での評価が異なる原因として、人の評価は画像内のモノに左右されることが考えられた。そこで、パッケージデザインや背景デザインなど印象を他の要因で左右されにくい画像を評価として用いればよいと考えられる。また、多層パーセプトロンの入力とするデータの前処理において、カラーヒストグラムを用いているが、Hue & Tone システムにより近いヒストグラムを用いることで、学習の効率化や精度の向上が考えられ、今後の課題としたい。

参考文献

- [1] 小松 由香, 亀井 且有, “感性工学にもとづくハンカチデザインの評価”, 電気学会論文誌 C, Vol.117, No.7, pp.934-939 (1997).
- [2] 木村 一郎, 武井 努, 黒江 康明, “ニューラルネットワークによる色感性の実現”, 計測自動制御学会論文集, Vol.32, No.2, pp.234-230 (1996).
- [3] 小林 重順, カラーイメージスケール改訂版, 講談社 (2001).
- [4] 小林 重順, 配色イメージワーク, 講談社 (1995).
- [5] 徳丸 正孝, 山下一美, “ファジー推論を用いた配色のイメージ判定システムの構築”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J83-D2, No.2, pp.680-689 (2000).
- [6] 徳丸 正孝, 村中 徳明, 今西 茂, “配色イメージ判定における個人差を考慮したシステム構築の試み”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J84-D2, No.4, pp.688-698 (2001).
- [7] 小川 早紀, 萩原 将文, “イメージ語のクラスタリングを利用した配色支援システム”, 日本感性工学会論文誌, Vol.15, No.2, pp.287-296 (2016).
- [8] 岡谷 貴之, 深層学習 (機械学習プロフェッショナルシリーズ), 講談社 (2015).