

情報エントロピーを用いたファッション コーディネートにおける色の多様性の定量化

河本 直樹

1. はじめに

近年、スマートフォンの普及や通信速度の向上により、電子商取引（EC）の利用率が高まり、アパレル商品においてもECサイトで購入する消費者が増加している。またその傾向は2020年以降、COVID-19感染拡大の影響により、さらに強まっている^{1) 2)}。通常、ECサイトにおける商品の検索方法は、各商品に付与されている商品名や素材名等のテキスト情報を用いたキーワード検索、あるいはカテゴリーにしたがって分類された商品を階層的に絞り込んでいくカテゴリー検索などが主流である。しかしながら、アパレル商品は流通するアイテム数が膨大であり、ECサイトを利用するユーザーが、商品カテゴリーの呼称をはじめ、ブランド、色、柄、シルエット、素材、ディテールのデザイン、等々、アパレル商品にかんする幅広い語彙や知識を有していなければ、自分の要求を満たす商品を見つけることは容易ではない。そこで考えられるのが感性検索である³⁾。感性検索とは、商品にたいする印象を、感性語を用いて定量化し、その印象量を利用して検索する方法である。そもそもアパレル商品の場合、ある特定の明確な条件を定めて検索するユーザーはあまり多くなく、たとえば「上品」「かわいい」などのような漠然とし

た印象（感性語）で商品を探したいユーザーにとって、感性検索は効果的と言える。

アパレル商品における感性検索を実現するには、衣服やそのコーディネート（の画像）が有する物理的特徴とそれぞれの感性語との関係を明らかにする必要がある。被服心理学等の分野では古くからそういった研究が行われているが、その多くは、衣服の特徴である色やデザイン要素を分類、コード化し、それらを人間の主観的印象評価と関係づけるものである^{4) 5) 6)}。これらの研究における衣服特徴の分類、コード化は人手による作業で行われており、実際のアパレルECサイトにおける膨大な商品の検索に応用するには当然限界があるため、商品画像から自動的に種々の特徴量を抽出、定量化し、それらを印象量と関係づけることのできる手法が求められる。

しかしながら、アパレル商品の画像データから、検索に有効な特徴量を自動的に計算、抽出することはそう簡単ではなく、限られた特徴要素にたいしての試みが見られるにとどまっている。たとえば、最近の河本の研究⁷⁾では、コーディネート全体のシルエットにおける重心位置とボリュームの特徴量を定量化し、視覚的印象との関係を検討しているが、本研究では、衣服やコーディネート全体における「色の多様性」の特徴を取り上げることとする。私たちは衣服やそのコーディネートから「色彩豊かな」や「カ

ラフルな」といった印象を感じることもある。「色の多様さ」という指標を使って、インターネット上のファッション画像やECサイト上のアパレル商品を検索することができれば、有用な場合もあるだろう。「色彩豊かな」や「カラフルな」など、色の多様さにかんする印象表現は、先述の「上品」や「かわいい」などに比べると、やや低次の感性語であり、画像データの特徴量（物理量）と比較的結びつきやすいものと考えられる。そこで本研究では、ファッションコーディネートにおける「色の多様さ」を、画像データの情報エントロピーを用いて定量化する方法について検討する。

2. ファッションコーディネートにおける「色の多様さ」の定量化の難しさ

ファッションコーディネートにおける「色の多様さ」に寄与する要因としては、その画像に含まれる「色数」が最も主要なものと考えられる。しかし、それを数えるのは（人間が主観的に数えるにせよ、コンピュータが画像解析によって客観的に数えるにせよ）、実は簡単なことではない。たとえば、上衣が紺、下衣がグレーというコーディネートであれば、色数は「2色」ということになるが、通常それだけではない場合がほとんどである。インナーの色が少し見えていたり、ベルトやソックスなどの色がアクセントカラーとして少量使われていたりする。そのような場合には、その少量の色も含めて、すべて数え上げればいいのかというと、そうでもない。コーディネートのうちの大部分を占めている上衣や下衣の色と、足元にわずかに見えているソックスの色を同じ1色として数えるのでは、おそらく色の多様さを適切に表現する指標にはならない。また、そもそも存在していても数えようがない色もある。たとえば、先染の複雑なチェックやミックスヤーンを使用した生地などとな

れば、もはや数えようがない（数え出せばキリがない）。さらに、もう1つ別の観点として、測色的には異なる色であったとしても、それらが非常に近い（色差の小さい）色であれば、同一カテゴリーの色とみなすのが適切な場合もあるだろう。つまり、色の多様さを定量化するにあたって、「色数」を求めるだけでも、各色の占有面積や色カテゴリーの範囲などを考慮する必要があるということがわかる。

さらに、一般的に写真等の自然画像では、一見同じ色に見えていても、画素ごとの物理的な測色値は微妙に異なるのが普通であり、陰影などによる連続的な輝度変化もあるため、それらをそのまますべて異なる色として数え上げると膨大な色数になってしまう。したがって、画像データから客観的（自動的）に色数を計算し、色の多様さを定量化するには、まず、どの範囲の色を1色とみなすかを決めなければならない。

佐川⁸⁾は風景画像やインテリア画像を対象として、その画像に含まれる色数を評価している。佐川の方法は、色空間をいわゆるカテゴリーカルカラー11色の領域（内川ら⁹⁾の実験値を参照）に分割して、画像の各画素の測色値が色空間内のどの領域に落ちるかを判定し、各領域に落ちた画素数を数える、というものである。そのうえで、画素占有率5%以下の色はconsciousでない色と考え、色数に加えないものとしている。佐川の方法では占有率が一定の基準（5%）以下の色は数えないという意味で、占有面積の影響は考慮されているものの、基準を超える色はすべて同等に「1色」と数えていることになる。また、佐川が対象とした風景画像やインテリア画像に比べて、本研究で対象とするファッションコーディネート画像には、ファッション特有の色の使われ方もあるため、色領域の分割においてはそのような傾向も考慮に入れる必要があると考えた。

以上の問題に対応するために、まず次の

第3章では、ファッションコーディネートにおける適切な色カテゴリーについて検討し、続く第4章では、情報理論におけるエントロピーの概念を用いて、占有面積等の影響をもふまえた色の多様さ（色数）評価の方法について検討する。さらに第5章では、その方法を実際のファッションコーディネート画像に適用し、妥当性を検証する。

3. ファッションコーディネートにおける色カテゴリー

ファッションコーディネートにおける色の多様さを定量化するにあたって、まずは色空間をどのようなカテゴリーによって領域分割するかを考えなければならない。前章にも述べたように、色というものは見分けられるかぎり細かく分類すれば何百万色にも分けられるが、日常私たちはそのような色の捉え方はしない。似たような色はおよそ同じ色としておおまかに捉えている。そこでまず考えられるのが、Berlin & Kay¹⁰⁾による基本色彩語のカテゴリーである。彼らは各種言語圏の色彩語の調査により、人類に普遍的な11種の色彩カテゴリーの存在を示している。その11種を日本語で表現すれば、白、黒、赤、緑、黄、青、茶、紫、桃色、橙、灰色である。この11種の色彩語は、日本人を対象としたその後の実験⁹⁾等においても、かなり安定したカテゴリーであることが示されている。

しかしながら、ファッションの領域においては、この11種では分類しにくい色もしばしば使われる。たとえば、衣服の定番色である紺色（ネイビー）を基本色彩語の青、紫、黒のいずれかに分類するのはやや無理があるし、ベージュなども上述の11カテゴリーでは分類しにくい。天野¹¹⁾によると、ファッションの色彩は、Berlin & Kayの基本色彩語のカテゴリーに、紺、ベージュ、カーキ、ワイン、ラベンダー、金、銀、水色、肌色、キャメル、ターコイズの11色を加えた22色があれば、ほぼ無理のない分類

ができるとされている。その他、日本流行色協会（JAFCA）が服装色の調査等に使用することを目的に開発したJAFCAカラーコード（JCC40）¹²⁾は40色の分類となっており、さらに細かいものとなっている。

本研究では、ファッションコーディネートの印象に寄与する色の多様さを評価することを目的としているため、JCC40の細かさで分類する必要はないが、Berlin & Kayの基本カテゴリーだけではやや不足と考えた。前述の天野は、追加すべきカテゴリーとして示している11色のうち、まず重要なものは紺、ベージュ、カーキの3色だとしている。そこで、本研究では、基本色彩カテゴリー11色に、紺、ベージュ、カーキの3色を加えた14色による色カテゴリーを用いることとする。すなわち、白、黒、赤、緑、黄、青、茶、紫、ピンク（桃色）、オレンジ（橙）、グレー（灰色）および紺、ベージュ、カーキの14カテゴリーである。

4. 情報エントロピーの概念を用いた色の多様さの計算方法

本章では、対象とするファッションコーディネートの画像データから、情報エントロピーの概念を用いて「色彩エントロピー」の値を計算する方法について説明する。まずは画像から取得した各画素の色彩値を、前章で述べた14色のカテゴリーに分類する必要がある。色空間内における各カテゴリーの境界を定義する方法も考えられるが、前述の内川ら⁹⁾の論文にも個々の境界にかんする詳細な実験データまでは掲載されておらず、また今回追加した3色についてはそもそもそのような実験データ自体がない。したがって、ここでは簡便に、14色それぞれの焦点をあらかじめ設定しておき、各画素の色彩値がそれら14焦点のどれに最も近いかによってカテゴリー分類を行うことにした。具体的には、JCC40に当該色名の代表色として付記されているマンセル表色値を、その色カテゴリーの焦点として用い

た。マンセル表色値とCIEXYZ表色系との対応表¹³⁾から線形補間によりXYZ三刺激値を求め、それを均等色空間の1つであるCIEL*a*b*値に変換式¹⁴⁾を用いて変換した。表1に、14色のカテゴリーとその焦点の色彩値(各々の代表マンセル値およびL*a*b*値)をまとめて記載した。

一方、画像の各画素の色はRGB値として取得されるが、これを現在標準とされているsRGB規格に準拠したRGB値であると仮定し、sRGB値からXYZ値を経てL*a*b*値に変換式¹⁵⁾を用いて変換する。このようにして得られる各画素のL*a*b*値を、前掲14焦点のL*a*b*値との色差(CIEL*a*b*

表1 14色のカテゴリーと焦点の色彩値

色カテゴリー	代表マンセル値	L*	a*	b*
白	N9.5	95.060	0.000	0.000
黒	N1	10.448	0.000	0.000
赤	5R4/15	40.475	65.510	31.475
緑	3.8G5/12	51.516	- 64.613	23.103
黄	3.8Y8/14	80.416	3.717	95.668
青	5PB4/14	40.905	5.739	- 56.294
茶	5YR3.5/8	35.917	24.539	41.425
紫	10PB3.5/14	36.012	37.123	- 52.165
ピンク	2.5R8.5/4	85.485	15.917	6.148
オレンジ	3.8YR6.5/15	65.934	41.553	76.650
グレー	N7.5	75.727	0.000	0.000
紺	2.5PB1.5/5	16.179	- 0.891	- 22.783
ベージュ	7.5YR7/2	70.841	4.502	11.293
カーキ	8.8Y5/6	51.050	- 6.971	43.778

色空間におけるユークリッド距離)で順次比較し、その中で最も近い色カテゴリーに属するものとする。この操作を全画素にたいして行うことにより、14色カテゴリーの頻度ヒストグラム(各カテゴリーに属する画素数)が得られる。このヒストグラムを C_i ($i=1,2,\dots,14$)とすると、以下の式(1)により、各カテゴリーの占有率 p_i ($i=1,2,\dots,14$)が得られる。

$$p_i = C_i / \sum_{i=1}^{14} C_i \quad (1)$$

この p_i は離散的確率分布とみなせるので、

情報理論におけるエントロピーの概念を用いて、色彩エントロピー H を以下の式(2)で定義する。ここで、対数の底は2とした。自然対数や常用対数を用いても、あるいは他の任意の底を用いても、本質は同じである。

$$H = - \sum_{i=1}^{14} p_i \log_2 p_i \quad (2)$$

色彩エントロピー H は画像における色の多様さを反映する1つの指標となり、画像に含まれる色が、多くのカテゴリーに均等に分散しているほど大きい値となる。ある画像が完全な単色つまりただ1つの色カテ

ゴリーのみでできている場合には色彩エントロピーは最小値0となり、逆に14の色カテゴリーに完全に均等にわかれている場合には最大値 $\log_2 14 \approx 3.807$ となる。

さらに、この H を用いて、色の多様さをよりわかりやすく表す指標として、以下の式(3)で定義される S を考える。

$$S=2^H \tag{3}$$

定義から明らかなように、 S は1~14の範囲の値をとり、「各色カテゴリーの占有率分布が考慮された色数」とも言えるものであるが、整数に限らず、小数の値も取り得るものである。本研究ではこの値 S のことを「色彩多様度」と呼ぶことにする。

なお、以上の計算手順からわかるように、 H および S は画像内に含まれる各色カテゴリーの占有率(面積割合)に基づいて定まる値であり、各色の配置や形態等にかんする情報は一切含んでいない。そのため、たとえば柄が異なっても、各色の占有率が同じであれば、 H や S は同じ値として算出されることに注意されたい。

ところで、このように情報エントロピーの概念を用いて色の多様さを評価した研究はいくつかあるが、いずれも絵画を対象としたものである^{16) 17)}。福本ら¹⁶⁾は19世紀

西洋絵画を中心に各流派の絵画を対象として色彩エントロピーを計算し、その特徴を比較している。福本らの場合、24bitのフルカラー画像を8bitの256色画像に減色し、256のカテゴリーで色の多様さを測っている。様々な絵画を対象とするため、かなり細かい色カテゴリーで多様さを捉えている。一方、水上ら¹⁷⁾はゴッホの「ひまわり」作品群を対象として色彩エントロピーを計算し、その変化を考察している。水上らの場合、色相環を角度で6分割した6つの色相カテゴリーにより色の多様さを評価している。福本らとは対照的に、特定の作品群を対象としているため、カテゴリー数は少なく、かつ「色相の多様さ」を捉えたものと言える。

これらの先行研究により、情報エントロピーの概念を用いることで、ある程度、色の多様さを評価できることはわかっているが、本研究は同様の手法がファッションコーディネートにたいしても有効であるか、またその手法において前章で挙げた14色カテゴリーが適切であるかを検証するものである。

本手法を実際のファッションコーディネート画像に適用する前に、簡単なバーコード配色を例として、その値がどのようになるかを試算したものを図1に示す。図1の

図1 バーコード配色を用いた色彩エントロピーと色彩多様度の試算結果

					
	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
色彩エントロピー H	0.000	0.454	1.415	2.000	3.807
色彩多様度 S	1.000	1.369	2.667	4.000	14.000

(a) は完全な単色であり、この場合は試算するまでもなく、エントロピー $H=0.000$ 、色彩多様度 $S=1.000$ となる。次の (b) (c) (d) はいずれも同じ4色を使用した配色パターンであるが、(b) では1色が大部分を占め、他3色はわずかであるため、 $H=0.454$ 、 $S=1.369$ となっている。つまり4色使用しているものの、多様さの印象としてはおおよそ1.369色、つまり「1色+ α 」程度になると考えられる。そして (c) では2色が大部分を占め、他2色はわずかであるため、 $H=1.415$ 、 $S=2.667$ となっている。(d) では4色が均等に分布しているため、 $H=2.000$ 、 $S=4.000$ となっており、この場合はそのまま「4色」となる。最後の (e) は本研究で設定した14カテゴリーの焦点色をすべて均等に配置したものである。この場合、当然、エントロピーは最大の3.807となり、色彩多様度は14となる。これらの試算をふまえ、本手法で算出される色彩多様度 S は、「各色カテゴリーの占有率分布が考慮された色数」に相当する値であり、主観的印象としての色の多様さにも対応するわかりやすい指標として一定の妥当性はあるものと考えた。

5. ファッションコーディネート画像への適用

ここでは、前章で述べた色彩エントロピー H や、それをを用いて算出される色彩多様度 S の計算を、実際のファッションコーディネート画像に適用し、その結果を考察する。試料画像として、日本の著名なデザイナーズブランドである、ISSEY MIYAKE (デザイナー：近藤悟史)^{注1)}、KEITA MARUYAMA (デザイナー：丸山敬太)^{注2)}、TSUMORI CHISATO (デザイナー：津森千里)^{注3)}、Yohji Yamamoto (デザイナー：山本耀司)^{注4)}、以上4ブランドの2022年春夏コレクションの写真を使用した。各ブランドの公式サ

イトに掲載されたコレクション画像のうち、ほぼ全身が写っているものを対象とし、ISSEY MIYAKE (以下IMと記載) 32点、KEITA MARUYAMA (以下KMと記載) 26点、TSUMORI CHISATO (以下TCと記載) 30点、Yohji Yamamoto (以下YYと記載) 38点、合計126点にたいして本手法を適用した。これら4ブランドはそれぞれに顕著な色彩的特徴を有すると考えられるものとして取り上げた。筆者の経験と主観による解釈ではあるが、IMはビビッドな色も大胆に使用するが1つのコーディネート内に使用する色数はそれほど多くなく比較的シンプルな印象、KMはビビッドな色も含め多彩な色や柄を組みあわせるなど色彩豊かな印象、TCはパールトーン等の淡い色を中心に多彩な色や柄を使用しており、かわいらしく賑やかな印象 (やはり色彩豊かな印象)、YYは全身黒のコーディネートがほとんどで色彩的には極めてシンプルな印象となっている。

本手法における H や S がファッションコーディネートにおける色の多様さの印象を表す指標として適切なものであるとすれば、KMとTCは色の多様さにおいてはやや類似したブランドとして評価、認識され、IMやYYははっきり異なるブランドとして識別されるであろうと考えた。

上記画像に本手法を適用するにあたって、まず画像から、背景、頭部 (顔+髪)、および手足等の素肌が露出している部分などを除き、評価対象とする服装の範囲を抽出する必要がある。この抽出操作については、現在の画像認識技術を用いればある程度可能と思われるが¹⁸⁾、今回は手作業で行った。なお、帽子、靴、アクセサリなどは評価対象範囲に含むものとした。

計算結果の具体例の一部を図2および表2に示す。図2 (a) はブランドIMの一例 (試料IM28) であり、表2 (a) はそこから計算された各色カテゴリーの画素数および画素占有率 (%) の値である。この例で

は、紫が約45%とコーディネートの半分近くを占め、次いでグレーと紺がともに22~23%程度、そして青が8%強などの結果となっている。この結果を図2 (a) に照らして確認すると、まず、実際には下衣のスカート部分の紫が半分以上を占めている印

象だが、画像上の陰影等の影響により、その一部が青や紺の 카테고리としてカウントされたものと考えられる。また、上衣のベースカラーは白に近い色であるが、本手法ではグレーの 카테고리としてカウントされている。

図2 (a) 試料IM28^{注1)}図2 (b) 試料KM21^{注2)}表2 (a) IM28^{注1)} の計算結果

色カテゴリー	カウント 画素数	画素占有率 (%)
白	670	1.582
黒	46	0.109
赤	0	0.000
緑	0	0.000
黄	0	0.000
青	3533	8.342
茶	0	0.000
紫	19063	45.009
ピンク	0	0.000
オレンジ	0	0.000
グレー	9359	22.097
紺	9607	22.683
ベージュ	76	0.179
カーキ	0	0.000
色彩エントロピー		1.906
色彩多様度		3.747
平均彩度		29.222

表2 (b) KM21^{注2)} の計算結果

色カテゴリー	カウント 画素数	画素占有率 (%)
白	872	1.520
黒	31229	54.432
赤	3878	6.759
緑	0	0.000
黄	0	0.000
青	2169	3.781
茶	1356	2.363
紫	18	0.031
ピンク	526	0.917
オレンジ	0	0.000
グレー	9272	16.161
紺	6078	10.594
ベージュ	1869	3.258
カーキ	106	0.185
色彩エントロピー		2.150
色彩多様度		4.438
平均彩度		16.189

図2 (c) 試料TC07^{注3)}表2 (c) TC07^{注3)} の計算結果

色カテゴリー	カウント 画素数	画素占有率 (%)
白	1978	6.798
黒	10953	37.642
赤	1454	4.997
緑	0	0.000
黄	1056	3.629
青	161	0.553
茶	1776	6.104
紫	1	0.003
ピンク	1111	3.818
オレンジ	86	0.296
グレー	1864	6.406
紺	280	0.962
ベージュ	4337	14.905
カーキ	4041	13.888
色彩エントロピー		2.800
色彩多様度		6.965
平均彩度		19.290

エントロピー値は1.906、色彩多様度は3.747となっている。図2 (b) はブランドKMの一例(試料KM21)であり、表2 (b) はその計算結果である。ベースカラーの黒が約54%と半分強を占め、次いで紺とグレーが約11~16%、柄のモチーフとなっている花の色に対応して青と赤が約4~7%と

図2 (d) 試料YY18^{注4)}表2 (d) YY18^{注4)} の計算結果

色カテゴリー	カウント 画素数	画素占有率 (%)
白	0	0.000
黒	27866	93.623
赤	0	0.000
緑	0	0.000
黄	0	0.000
青	0	0.000
茶	0	0.000
紫	0	0.000
ピンク	0	0.000
オレンジ	0	0.000
グレー	1022	3.434
紺	457	1.535
ベージュ	419	1.408
カーキ	0	0.000
色彩エントロピー		0.435
色彩多様度		1.352
平均彩度		4.214

なっている。エントロピー値は2.150、色彩多様度は4.438となっている。図2 (c) はブランドTCの一例(試料TC07)であり、表2 (c) はその計算結果である。上衣に相当する部分として黒が約38%、次いで、ベージュとカーキが14~15%程度、以下、白、グレー、茶、赤、ピンク、黄などの色

カテゴリーが少量ずつとなっている。約14%を占めるカーキは帽子の色がそのカテゴリーとして認識されたと考えられる。さらに、下衣には多種類の色が複雑に含まれているが、それぞれほぼ妥当な割合として算出されていると考えられる。エントロピー値は2.800、色彩多様度は6.965となっている。図2 (d) はブランドYYの一例(試料YY18)であり、表2 (d) はその計算結果である。黒が約94%とほとんどを占めており、妥当な結果となっている。

上記4例以外の計算結果も確認したところ、中明度以上の低彩度色がグレーのカテゴリーとして認識されやすいこと(特に青～緑系の色相)、またIM28の場合のように、白もよほどの高明度でないでグレーのカテゴリーとして認識されやすいことなど、色カテゴリーの数や焦点色の設定にかんして、いくつか改善が必要と思われる点も見受けられたが、色の多様性を定量化し、コーディネート間での相対的な比較に用いるのであれば、本手法は一定の有効性があるものと考えた。

すべての試料画像に適用した結果を表3にまとめた。各試料について算出された色彩エントロピー、色彩多様度、平均彩度の値を個々に記載するとともに、下段には各ブランドについてのそれらの集計値(最小値、最大値、平均値、標準偏差)を記載した。(表2および表3に「平均彩度」の値が併記されているが、これについては次章で言及する。)

色彩エントロピーの値について、各ブランドの平均値を比較すると、YY (0.384) < IM (1.261) < KM (1.816) ≒ TC (1.827) となっていることがわかる。色彩多様度の値は、YY (1.328) < IM (2.560) < TC (3.687) ≒ KM (3.744) となっており、色彩エントロピーの場合と同様の傾向だが、いくつかの点で違いも見られる。(図3参照) まず、KMとTCの順位がわずかの差ではあるが入れ替わっている点であ

る。色彩エントロピー H と色彩多様度 S は、 $S = 2^H$ の関係にあり、本来 S は H にたいして単調増加となるものである。ただし、これら2ブランドは色の多様性において平均が近いので、このようなケースではデータの分散によっては今回のようにわずかに逆転現象が起こることも考えられる。この現象は本研究の目的からして特に問題ではない。もう1つの違いは、ブランド間の値の差(間隔)である。エントロピーは対数スケールであるため、値の小さい領域は引き伸ばし、値の大きい領域は圧縮することになる。したがって、色彩エントロピー H で見ると、YY (0.384) とIM (1.261) との差は、IM (1.261) とKM (1.816) やTC (1.827) との差よりもかなり大きい。それにたいして色彩多様度 S では、YY (1.328) とIM (2.560) との差は、IM (2.560) とTC (3.687) やKM (3.744) との差とほぼ同程度となっている。色彩エントロピーと色彩多様度のどちらの指標が、私たちの主観評価のスケールに、より合っているかは今後検証する必要があると考えるが、いずれにしても、本研究で提案するこれらの色の多様性の指標は、本章の冒頭に述べたような各デザイナーの色彩的特徴をおおよそ適切に反映しているものと思われる。

表4 (a) (b) は、4ブランドの色彩エントロピー H と色彩多様度 S の値について、一元配置分散分析を行った結果である。 H 、 S いずれについても、ブランド間には有意な差が認められ、さらにBonferroniの多重比較により、KM-TCを除くすべての組み合わせにおいて有意な差が認められた。

6. 平均彩度の特徴を組み合わせた分析

前章で、色彩エントロピーや、それを用いて算出される色彩多様度によって、4つのブランドの色彩的特徴を比較した。その中で、KMとTCについては、これらの指

表3 各ブランド試料画像の色彩エントロピー (H)、色彩多様度 (S)、平均彩度 (M)

ISSEY MIYAKE			KEITA MARUYAMA			TSUMORI CHISATO			Yohji Yamamoto						
	H	S	M		H	S	M		H	S	M		H	S	M
IM01	0.932	1.908	43.175	KM01	2.539	5.812	21.728	TC01	1.969	3.914	22.685	YY01	0.236	1.178	1.472
IM02	1.354	2.556	20.119	KM02	1.123	2.178	6.925	TC02	1.620	3.073	18.417	YY02	0.225	1.169	3.067
IM03	1.469	2.768	48.673	KM03	1.760	3.387	47.444	TC03	1.960	3.890	10.795	YY03	0.247	1.187	3.504
IM04	1.428	2.691	12.223	KM04	2.193	4.574	14.334	TC04	2.225	4.676	19.111	YY04	0.302	1.233	2.728
IM05	1.511	2.851	49.941	KM05	2.018	4.050	16.893	TC05	1.682	3.210	10.460	YY05	0.281	1.215	3.674
IM06	1.876	3.672	24.365	KM06	2.470	5.541	18.897	TC06	1.753	3.371	12.996	YY06	0.283	1.216	2.270
IM07	0.524	1.438	26.559	KM07	0.646	1.565	9.728	TC07	2.800	6.965	19.290	YY07	0.290	1.223	3.270
IM08	1.462	2.755	30.613	KM08	1.412	2.660	19.729	TC08	1.708	3.266	22.208	YY08	0.207	1.154	3.095
IM09	2.494	5.634	26.747	KM09	2.123	4.356	13.747	TC09	2.135	4.393	19.044	YY09	0.239	1.181	1.881
IM10	0.892	1.855	23.683	KM10	1.789	3.455	13.939	TC10	1.808	3.502	16.660	YY10	0.255	1.194	3.102
IM11	0.680	1.602	11.193	KM11	2.285	4.874	34.482	TC11	1.963	3.900	10.807	YY11	0.271	1.207	3.264
IM12	1.355	2.558	27.898	KM12	1.640	3.116	21.785	TC12	1.184	2.272	3.288	YY12	0.291	1.223	3.492
IM13	1.777	3.426	44.063	KM13	1.984	3.956	35.510	TC13	1.185	2.273	3.327	YY13	0.317	1.246	2.928
IM14	0.507	1.421	17.244	KM14	2.197	4.585	11.336	TC14	1.052	2.073	3.048	YY14	0.309	1.239	2.138
IM15	1.714	3.281	10.148	KM15	2.192	4.568	13.445	TC15	2.585	6.000	17.147	YY15	0.247	1.187	2.945
IM16	0.506	1.420	15.176	KM16	1.972	3.924	20.384	TC16	1.528	2.883	16.489	YY16	0.361	1.284	3.060
IM17	0.766	1.700	5.140	KM17	1.277	2.423	15.356	TC17	2.070	4.199	20.915	YY17	0.272	1.208	1.774
IM18	0.981	1.974	15.970	KM18	1.985	3.959	9.532	TC18	1.683	3.210	28.029	YY18	0.435	1.352	4.214
IM19	1.267	2.407	32.370	KM19	1.346	2.543	64.745	TC19	2.378	5.199	21.118	YY19	1.006	2.008	2.349
IM20	0.306	1.236	16.191	KM20	1.812	3.511	14.714	TC20	1.761	3.389	25.930	YY20	0.471	1.386	4.233
IM21	0.720	1.647	13.015	KM21	2.150	4.438	16.189	TC21	1.704	3.257	15.221	YY21	0.760	1.693	1.786
IM22	1.243	2.367	14.644	KM22	0.810	1.754	62.645	TC22	2.367	5.159	29.157	YY22	0.241	1.182	1.719
IM23	1.784	3.445	23.840	KM23	2.780	6.871	35.226	TC23	1.840	3.580	33.171	YY23	0.235	1.177	1.626
IM24	0.589	1.504	17.842	KM24	1.216	2.324	41.265	TC24	1.590	3.011	9.027	YY24	0.202	1.151	1.579
IM25	0.647	1.566	9.727	KM25	1.357	2.562	18.269	TC25	1.306	2.473	7.025	YY25	0.239	1.180	1.401
IM26	1.649	3.137	26.501	KM26	2.128	4.370	14.458	TC26	1.530	2.887	13.953	YY26	0.198	1.147	3.503
IM27	1.900	3.733	18.822					TC27	1.632	3.100	15.395	YY27	0.227	1.170	1.236
IM28	1.906	3.747	29.222					TC28	1.752	3.368	13.959	YY28	0.200	1.149	1.075
IM29	1.594	3.019	15.878					TC29	2.065	4.185	20.318	YY29	0.218	1.163	2.311
IM30	1.739	3.338	16.077					TC30	1.972	3.923	20.687	YY30	0.207	1.154	1.753
IM31	1.429	2.692	16.063									YY31	0.257	1.195	3.672
IM32	1.363	2.572	14.828									YY32	0.448	1.364	3.155
												YY33	0.335	1.261	3.608
												YY34	0.513	1.427	3.479
												YY35	0.791	1.730	3.798
												YY36	0.702	1.627	3.039
												YY37	1.244	2.368	3.043
												YY38	1.019	2.026	2.207
最小	0.306	1.236	5.140	最小	0.646	1.565	6.925	最小	1.052	2.073	3.048	最小	0.198	1.147	1.075
最大	2.494	5.634	49.941	最大	2.780	6.871	64.745	最大	2.800	6.965	33.171	最大	1.244	2.368	4.233
平均	1.261	2.560	22.436	平均	1.816	3.744	23.566	平均	1.827	3.687	16.656	平均	0.384	1.328	2.696
標準偏差	0.533	0.957	11.384	標準偏差	0.533	1.291	15.626	標準偏差	0.401	1.090	7.503	標準偏差	0.258	0.283	0.878

図3 各ブランドにおける色の多様さ (HとS) の平均

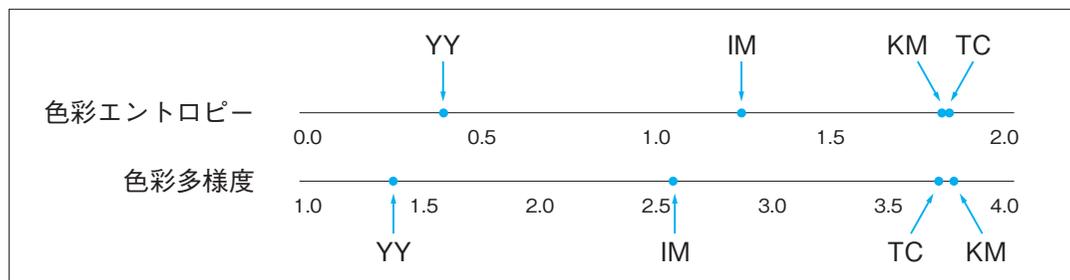


表4 (a) 各ブランドの色彩エントロピーにかんする一元配置分散分析結果

変動要因	平方和	自由度	平均平方	F 値	有意確率
ブランド間	46.819	3	15.606	82.651	0.000
ブランド内	23.036	122	0.189		
合計	69.856	125			

表4 (b) 各ブランドの色彩多様度にかんする一元配置分散分析結果

変動要因	平方和	自由度	平均平方	F 値	有意確率
ブランド間	129.756	3	43.252	49.093	0.000
ブランド内	107.484	122	0.881		
合計	237.240	125			

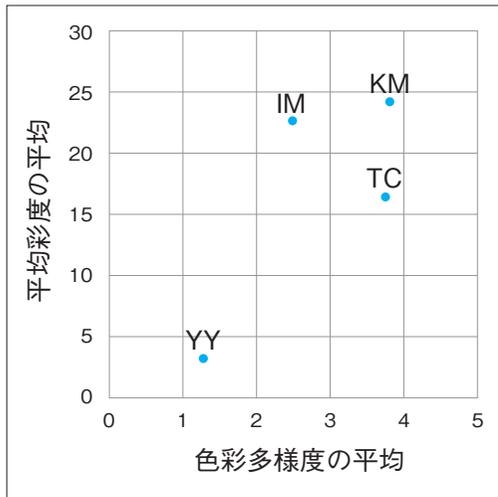
標だけでは十分な識別ができなかった。そこで本章では、もう1つ、他の指標として、彩度の特徴を取り上げてみることにした。前章と同様にファッションコーディネート画像の背景等を除いた服装の範囲を対象とし、その領域における各画素のRGB値をCIEL*a*b*値に変換してa*とb*の値を求め、そこからメトリック彩度C*の値を算出し、全画素についてのC*の平均値を求めた。本研究で考える「印象としての色の多様さ」は、使われている色の種類とその占有面積の分布等によってある程度定量化されるものと考え、色彩エントロピーやそれを用いて算出される色彩多様度を提案したわけであるが、その他にも、使われている色の彩度が影響する可能性もあると考えられるためである。たとえば、今回提案した色彩多様度Sの値が同じでも、高彩度色が使われているほど、主観的には、より色が多様であると感じることもあるのではないかと、ということである。

前掲の表3に記載した平均彩度の各ブランドにおける平均値を比較してみると、YY (2.696) < TC (16.656) < IM (22.436) ≒ KM (23.566) となっていることがわかる。YYは色彩エントロピー、色彩多様度に加え、彩度においても最小となっており、しかもとびぬけて小さい値となっている。実際、YYのコレクションは全身黒のコーディネートが非常に多く、妥当な結果と言える。TCについては、色彩多様度は大きいもののパールトーン等が多用されているため、平均彩度ではそれほど高くなっていない。一方、IMとKMは作品によってはかなりビビッドな色を使っているものもあり、平均彩度としても高い値となっている。そしてIMとKMの差は小さく、これら両ブランドは彩度の点では類似した特徴を有していると言える。いずれにせよ、エントロピーHや色彩多様度Sだけでは十分な識別ができなかったKMとTCについても、彩度の特徴を用いることにより、識別されや

すくなることがわかった。

図4は、4つのブランドについて、横軸に色彩多様度の平均値を、縦軸に平均彩度の平均値をとり、プロットしたものである。

図4 各ブランドの色彩多様度と平均彩度



まずYYは原点近くにあり、これら4ブランドの中では明確に区別される。そして、KMは色彩多様度、彩度ともに高いブランドであること、TCは色彩多様度は大きいですが、彩度はあまり高くないブランドであること、IMは色彩多様度はあまり大きくないが、彩度はやや高いブランドであることなどが見てとれる。

以上より、彩度も加えた2次元の特徴量を用いることで、それぞれのブランドがより明確に区別されることがわかった。本研究の最終目的は、多くの人を感じる「印象としての色の多様さ」を、画像特徴量を用いて定量化するための手法を提案することであり、KMとTCの「印象としての色の多様さ」がそもそも類似したものであるならば、 H や S の指標は十分有効なものと言えるのかもしれない。一方、もし両者にたいする「印象としての色の多様さ」がある程度異なるものであるならば、ここで検証した彩度の影響をも組み込んだ新たな指標

を考案する必要がある。本研究では、多くの人を感じる「印象としての色の多様さ」についての評価実験等を行っていないため、現段階ではどちらが適切かの判断はできないが、本章では彩度についての試算を行い、その影響の可能性を検討した。

7. おわりに

本研究では、ファッションコーディネートにおける色の多様さを捉えるために、14色のカテゴリーに基づく色彩エントロピーおよびそれを用いて算出される色彩多様度を提案し、4つのブランドのコレクション画像に適用してみることで、その妥当性を検討した。その結果、これらの指標により色の多様さをある程度捉えられることがわかった。

ファッションコーディネートの色彩的特徴を私たち人間が視覚で捉え、主観的に評価した際の「色の多様さ」と、本研究で提案する指標により客観的に評価した「色の多様さ」が、どの程度合致するかは未確認であるため、今後はその検証を行う必要があると考えている。その際、対数スケールである色彩エントロピーと色彩多様度ではどちらの指標の方が主観評価に合致しやすいのか、エントロピー算出においてはどのような色カテゴリーをいくつ設定するのが最適なのか、また色の多様さの印象に彩度はどの程度影響するのか、などが検証のポイントとなる。

さらにその他にも、色カテゴリー間の距離や、配色分布の空間周波数特性なども、色の多様さの印象に影響を及ぼす可能性がある。たとえば、3色を使用したコーディネートでも、青・緑・赤のように色空間内で離れた位置にある3色を使用したものと、青・紺・紫のように近い位置にある3色を使用したものとは、印象としては前者の方がより「色が多様」と感じられるかもしれないが、本研究における手法では両者と

も同じ値となる。また、同じ3色を使用した柄でも、大きい柄として配した場合と細かい柄として配した場合とでは、印象としては後者の方がより「色が多様」と感じられるかもしれないが、本研究では色の配置による空間分布の影響は考慮していないため、この場合も両者の違いは評価できない。このように、そもそも「色の多様性」という主観的印象がどういった要因（画像の物理的特徴量）で決まるのかについても、まだまだ不明な点が多く、これらの検討も今後の課題としたい。

参考文献

- 1) 総務省統計局. “家計消費状況調査年報（令和2年）結果の概況”. 総務省統計局のサイト. <https://www.stat.go.jp/data/joukyou/2020ar/gaikyou/index.html>, (参照 2022-06-26)
- 2) 経済産業省. “電子商取引に関する市場調査の結果を取りまとめました”. 2021年7月30日. 経済産業省のサイト. <https://www.meti.go.jp/press/2021/07/20210730010/20210730010.html>, (参照 2022-06-26)
- 3) 乾滋, 饗場雄太, 堀場洋輔. オンラインショッピングにおけるアパレル商品のための検索システムの構築. 日本感性工学会論文誌. 2012, Vol.11, No. 3, p.385-396.
- 4) 石塚純子, 加藤雪枝, 梶山藤子. 各種デザインにおける着想イメージ. 日本家政学会誌. 1987, Vol.38, No. 4, p.321-332.
- 5) 渡辺澄子, 川本栄子, 中川早苗. 服装におけるイメージとデザインとの関連について（第1報）イメージを構成する主要因子とデザインとの関連. 日本家政学会誌. 1991, Vol.42, No. 5, p.459-466.
- 6) 渡辺澄子, 川本栄子, 黒田喜久枝, 中川早苗. 服装におけるイメージとデザインとの関連について（第2報）イメージによる類型化とそのデザインの特徴. 日本家政学会誌. 1993, Vol.44, No. 2, p.131-139.
- 7) 河本直樹. ファッションコーディネートシルエットにおける重心位置とボリュームが視覚的印象に及ぼす影響. ファッションビジネス学会論文誌. 2021, Vol.26, p.25-33.
- 8) Sagawa, Ken. Visual comfort evaluated by number of categorical colors in a colored image. *Color Research and Application*. 2000, Vol.25, No. 3, p.193-199.
- 9) 内川恵二, 栗木一郎, 篠田博之. 開口色と表面色モードにおける色空間のカテゴリカル色名領域. 照明学会誌. 1993, Vol.77, No. 6, p.346-354.
- 10) Berlin,B.; Kay,P. Basic Color Terms: Their Universality and Evolution. University of California Press, Berkley, 1969.
- 11) 天野豊久. ファッションスタイリングのための配色技術. 織研新聞社, 2004, p.28-31.
- 12) 藤田征芳. 色彩情報管理について - JAFCA カラーコード40の役割り -. 繊維製品消費科学. 1983, Vol.24, No.10, p.425-429.
- 13) 日本規格協会. JISハンドブック色彩 (61 ; 2013). 日本規格協会, 2013, p.315-334.
- 14) 日本色彩学会. 新編色彩科学ハンドブック第3版. 東京大学出版会, 2011, p.102-104.
- 15) 小林光夫. 色再現・色管理・色の見え. 日本色彩学会誌. 2002, Vol.26, No. 1, p.18-29.
- 16) 福本麻子ほか. 絵画の色彩情報の複雑性と規則性に関する統計的解析. 画像電子学会誌. 2005, Vol.34, No. 4, p.311-318.
- 17) 水上義博, 西村裕太. デジタル画像の色彩とエントロピー. 滋賀大学教育学部紀要. 2015, No.65, p.55-70.
- 18) 松田直樹ほか. 人物画像における衣服領域の推定と色情報の抽出. 第11回情報科学技術フォーラム講演論文集. 2012, 第3分冊, p.395-396.

注

- 1) ISSEY MIYAKE. SPRING SUMMER 2022. <https://www.isseymiyake.com/ja/brands/isseymiyake/collections/8411> (参照 2022-07-18)
- 2) KEITA MARUYAMA. SPRING&SUMMER 2022. <https://www.keitamaruyama.com/collection> (参照 2022-07-18)
- 3) TSUMORI CHISATO. 2022 SPRING/SUMMER COLLECTION. <http://tsumorichisato.co.jp/collection/> (参照 2022-07-18)
- 4) Yohji Yamamoto. SPRING/SUMMER 2022. <https://www.yohjiyamamoto.co.jp/collection/femme/spring-summer-2022-yyf/> (参照 2022-07-18)

ABSTRACT

Quantification of Color Diversity in Fashion Coordination Applying Information Entropy

Naoki KAWAMOTO

The impression of fashion coordination is strongly influenced by the diversity of colors. This study describes a quantification method of color diversity in fashion coordination applying information entropy. Furthermore, a color diversity index is proposed using the entropy of histogram for 14 color categories. To examine the effectiveness of the aforementioned method, the indices for 126 fashion coordination images from 2022 spring/summer collections of four brands, which are Issey Miyake, Keita Maruyama, Tsumori Chisato, and Yohji Yamamoto, are calculated. The results demonstrate that the proposed method is effective and can partially quantify the color diversity of fashion coordination. Moreover, it is suggested that color diversity is also influenced by the saturation of the included colors.

Key words: color diversity, fashion coordination, information entropy