

色情報に対する人間の感性を考慮した類似画像検索

Content-based image retrieval considering human feeling for color information

藤田 雄大[†]
Takehiro Fujita

野口 達也[†]
Tatsuya Noguchi

石田 崇[‡]
Takashi Ishida

平澤 茂一[‡]
Shigeichi Hirasawa

1. 研究目的

近年、マルチメディア技術の発展に伴い、各種メディアのデータベースが急速に大規模化し、大量の画像を蓄積することが可能となった。その結果、データベースの画像を効率よく利用するため、ユーザーの要求に適合した画像を検索することが求められている。

現在、画像検索ではキーワードを用いた検索が主流であるが、キーワード付けには多大な労力が必要となる。そこでキーワードを用いずに、画像情報の持つ色・形・模様などの特徴に基づく類似画像検索の技術が求められている。色に関する特徴量として Color Signature [1][2] や Color Histogram[3] 等を用いた画像検索手法があるが、人間の感覚を適切に反映させた検索手法はいまだ確立されていない。

本研究では、主として画像の色の情報を用いた画像検索を考え、人間の感覚に合致した検索結果を得ることを目的とする。まず $L^*a^*b^*$ 色空間 [4] を極座標変換した空間を利用し、色情報のうち色相を重視した類似画像検索手法を提案する。また実画像データを用いて実験を行い、従来手法よりよい精度の検索結果が得られることを示す。

2. 準備

2.1 Color Signature [1][2]

Color Signature X_A を画像 A の代表色を表す代表色ベクトル \mathbf{x}_k ($k = 1, 2, \dots, l$) と \mathbf{x}_k の重み $w_{\mathbf{x}_k}$ の組 $(\mathbf{x}_k, w_{\mathbf{x}_k})$ の集合と定義する。すなわち l 色の色を持つ Color Signature X は次式のように表せる。

$$X_A = \{(\mathbf{x}_{A1}, w_{\mathbf{x}_{A1}}), (\mathbf{x}_{A2}, w_{\mathbf{x}_{A2}}), \dots, (\mathbf{x}_{Al}, w_{\mathbf{x}_{Al}})\}. \quad (1)$$

2.2 Earth Mover's Distance (以下 EMD)[1]

EMD はヒッチコック型輸送問題における 2 つのノード間の輸送コストを表す量である。Y.Rubner らは EMD を画像の特徴量の類似度に適用した [1]。 m 個の特徴ベクトル \mathbf{x}_i ($i = 1, 2, \dots, m$) を持つ Color Signature X と n 個の特徴ベクトル $\dot{\mathbf{x}}_j$ ($j = 1, 2, \dots, n$) を持つ Color Signature \dot{X} 間の類似度 $EMD(X, \dot{X})$ は次式で定義される。

$$EMD(X, \dot{X}) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{ij} d_{ij}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{ij}}. \quad (2)$$

ここで d_{ij} は $\mathbf{x}_i, \dot{\mathbf{x}}_j$ 間のユークリッド距離、 f_{ij} は \mathbf{x}_i から $\dot{\mathbf{x}}_j$ への最適フローを表す。ただし $f_{ij} (\geq 0)$ は式 (2) を式 (3)～(5) の条件の下で最小化する最適解である。

$$\sum_{j=1}^n f_{ij} \leq w_{\mathbf{x}_i}, \quad 1 \leq i \leq m, \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^m f_{ij} \leq w_{\dot{\mathbf{x}}_j}, \quad 1 \leq j \leq n, \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{ij} = \min \left(\sum_{i=1}^m w_{\mathbf{x}_i}, \sum_{j=1}^n w_{\dot{\mathbf{x}}_j} \right). \quad (5)$$

ここで $w_{\mathbf{x}_i}$ は \mathbf{x}_i の重み、 $w_{\dot{\mathbf{x}}_j}$ は $\dot{\mathbf{x}}_j$ の重みを表す。

[†]早稲田大学大学院創造理工学研究科経営システム工学専攻
[‡]早稲田大学理工学術院

2.3 $L^*a^*b^*$ 色空間 [4]

$L^*a^*b^*$ 色空間は 3 次元直交座標系から構成される均等色空間である。 L^* は明暗感覚である明度を表す。 a^*b^* 平面上に色の種類である色相、色の鮮やかさの程度である彩度が分布しており、 a^* は赤緑反対色応答を、 b^* は黄青反対色応答を表す。色差 ΔE_{ab^*} は (L^*, a^*, b^*) 空間内の 2 点間のユークリッド距離を表わし、次式により算出される。

$$\Delta E_{ab^*} = \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2}. \quad (6)$$

ここで ΔL^* , Δa^* , Δb^* はそれぞれ L^* 座標、 a^* 座標、 b^* 座標の成分の差を表す。

3. 従来手法 [1]

本節では Rubner ら [1] の提案した、Color Signature と EMD を用いた類似画像検索のアルゴリズムを示す。
[従来手法のアルゴリズム]

(A.1) 全て画像の色構成を得るために $L^*a^*b^*$ 値に変換する。K-means 法を用いて $L^*a^*b^*$ 値をクラスタリングし、最大で S 色の代表色を抽出する。

(A.2) (A.1) の各クラスタの代表色を代表色ベクトル、画素数の割合を重みとして、Color Signature を構成する。代表色ベクトルは $L^*a^*b^*$ 色空間の 3 次元ベクトルで表される。

(A.3) 質問画像 P とデータベース中の画像 Q に対して $EMD(X_P, X_Q)$ を式 (2) により算出する。このとき X_P は質問画像 P の Color Signature、 X_Q はデータベース画像 Q の Color Signature、 $d_{ij} = \Delta E_{ab^*}$ 、 f_{ij} は質問画像 P の色構成をデータベース画像 Q の色構成に変換する際の、 X_{Pi} から X_{Qj} への画素の遷移数である。

(A.4) EMD 値の小さい画像から検索結果とする。□

4. 提案手法

4.1 従来手法の問題点

従来手法では Signature 間の距離 d_{ij} を $L^*a^*b^*$ 色空間内のユークリッド距離で与えている。そのため色相が同じで彩度が異なる色に対して、人間が視覚的に類似していると感じる画像であっても距離が大きくなってしまう場合がある。そこで色相や彩度の値を考慮した類似度を定義するために $L^*a^*b^*$ 色空間を極座標変換 [4] する。そして色相が類似する画像を検索結果の上位に検出できる検索手法を提案する。

4.2 提案手法

[提案手法のアルゴリズム]

(B.1) (A.1) と同様に全ての画像の Color Signature を得る。

(B.2) 彩度、色相の値を求めるために色ベクトルの 2 次元の直交座標 (a^*, b^*) を極座標 (C^*, h) に変換する。 C^* は原点 $(0,0)$ からの距離で彩度に、 h は a^* 軸か

らの角度で色相に対応している。2つの色ベクトル間の距離 ΔE は次式で計算される。

$$\Delta E = \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta C^*)^2 + (\Delta H^*)^2}, \quad (7)$$

$$\Delta H^* = 2\sqrt{C_{p_i}^* C_{q_j}^*} \sin \frac{\Delta h}{2}. \quad (8)$$

ここで画像 P と Q の特徴ベクトルを p_i と q_j とするとき、 $C_{p_i}^*$ と $C_{q_j}^*$ は p_i と q_j の彩度を、 ΔC^* はその差分を表す。また Δh は p_i と q_j の h の成分の差分を表し、 $0 \leq \Delta h < \pi$ の値をとる。

- (B.3) 以下に示す色差の計算アルゴリズムにより p_i と q_j の距離 d_{ij} を求める。ここで $Th_1, Th_2, \theta, \alpha, \beta, \gamma$ はパラメータとする。

[色差の計算]

- (B.3.1) $C_{p_i}^* = 0$ または $C_{q_j}^* = 0$ の場合：

$$d_{ij} = \Delta E_{ab*} \text{ とする. (B.4) } \wedge.$$

- (B.3.2) $C_{p_i}^* < Th_1$ または $C_{q_j}^* < Th_1$ の場合：

$$d_{ij} = \Delta E \text{ とする. (B.4) } \wedge.$$

- (B.3.3) $\Delta L^* < Th_2$ かつ $\Delta h \leq \theta$ の場合：

$$d_{ij} = 0 \text{ とする. (B.4) } \wedge.$$

- (B.3.4) それ以外の場合：

式(7)に重みを付け $\Delta E'$ を次式により定義する。

$$\Delta E' = \sqrt{\alpha(\Delta L^*)^2 + \beta(\Delta C^*)^2 + \gamma(\Delta H^*)^2}. \quad (9)$$

$$d_{ij} = \Delta E' \text{ とする. } (\alpha, \beta, \gamma > 0).$$

- (B.4) EMD 値の小さい画像から検索結果とする。□ p_i, q_j の彩度が Th_1 以上であれば (B.3.3) により同色と判断する領域を決定し、(B.3.4) で色相を重視した類似度を適用する。

4.3 オブジェクトの形状特徴量

本研究ではオブジェクトの形状特徴量として、画像を 8×8 の格子状に分割した各領域のオブジェクトの画素数を用いた [5]。これを 64 次元のベクトルで表現し、形状に関する各画像間の距離はベクトル同士のユークリッド距離として求めた。

5. 実験結果と考察

5.1 実験条件

ここでは背景色の影響を受けない画像を対象とし、200 枚の画像データベースを作成し、それぞれに対して類似画像検索を行った。ただし $Th_1, Th_2, \theta, \alpha, \beta, \gamma$ は同条件による予備実験により $Th_1 = 24, Th_2 = 12, \theta = \pi/16, \alpha = 1, \beta = 1, \gamma = 2$ とした。本実験では色構成を画像内のオブジェクト部分から得ている。また今回使用したデータはユニクロオンラインストアの洋服画像である。

5.2 評価方法

本実験では予めユニクロオンラインで定められている洋服の色番号を元に、番号が近いものでカテゴリ分けを行い色の類似性がある正解画像を決定した（被験者学生 12 名によるアンケート結果）。更に洋服の種類でカテゴリ分けを行い、色と形状の類似性がある正解画像を設定した。質問画像に対して算出された類似度の上位 5, 10 件中に正解画像が何枚含まれたかを精度とし、次式の再現率、適合率で評価する。

$$\text{再現率} = \frac{\text{検索された正解画像数}}{\text{正解画像数}}. \quad (10)$$

$$\text{適合率} = \frac{\text{検索された正解画像数}}{\text{検索結果の画像数}}. \quad (11)$$

5.3 実験結果

以下に 40 件の質問画像に対して画像検索を行った結果を再現率、適合率の平均値で示す。表 1 は色情報による検索結果、表 2 は色情報による検索結果に対して形状情報で絞り込みを行った検索結果である。

表 1. 色情報による検索結果の比較

	従来手法	提案手法
上位 5 件	再現率 0.362	0.407
	適合率 0.753	0.833
上位 10 件	再現率 0.538	0.581
	適合率 0.567	0.613

表 2. 色情報と形状情報による検索結果の比較

	従来手法	提案手法
上位 5 件	再現率 0.602	0.627
	適合率 0.600	0.640

5.4 考察

- 表 1 より提案手法の再現率が従来手法のそれよりも上回っている。提案手法で新たに検索上位になった画像は、従来手法では視覚的に類似していないがユーリッド距離が小さい色同士に対して色相を重視した距離計算を行うことによって、人間が類似性が高いと感じる色の画像を検索結果の上位に出力できたと考えられる。
- 形状情報による絞り込みを行った時に提案手法の上位 5 件は再現率、適合率が向上している。色と形状の情報を用いたことにより、色と形状が類似している画像を検索結果として上位に出力することができ、より精度の高い検索が行えたと考えられる。

6. まとめと今後の課題

ここでは色相を重視した類似画像検索の手法を提案した。また実験によりその有効性を示した。今後は色情報と形状情報による類似度を別々に用いるのではなく、この 2つを合わせた類似度の算出方法や検索結果の評価方法の検討が課題として挙げられる。

本研究では、色情報と形状情報の特徴量に注目し、画像間の類似性を人間の感覚に近づけ検索性能を向上させることに成功した。しかし、画像検索の実問題に適用する場合には、他の画像特徴量を考慮することやキーワードを援用することにより検索性能の向上を図る必要がある。

謝辞：本研究の成果の一部は電気通信普及財団の助成による。

参考文献

- [1] Y. Rubner, C. Tomasi, and L.J. Guibas, "The Earth Mover's Distance as a Metric for Image Retrieval," *International Journal of Computer Vision*, Vol.40, No.2, pp.99-121, Nov. 2000.
- [2] 柳井啓司, "WWW からの自動画像収集と収集画像を用いた画像認識システムの実現," 人工知能学会論文誌 第 19 卷 5 号 I, pp.429-439, 2004 年 11 月.
- [3] Michael J. Swain, Dana H. Ballard, "Color Indexing," *International Journal of Computer Vision*, Vol.7, No.1, pp.11-32, Jun. 1991.
- [4] 小林光夫, "均等色空間 (I) — Munsell 色空間から CIELAB へ—," 日本色彩学会誌 Vol. 26, No. 2, pp.73-83, 2002 年 6 月.
- [5] 大河内頼行, 小林秀行, 太田俊二 "感性画像検索技術の開発," OMRON TECHNICS Vol. 38, No. 1, pp.56-60, 1998 年 3 月.