

PCCS 表色系に基づくクリップアートのスタイル識別

舘山北斗^{†1,a)} 栗山 繁^{†1,b)}

概要：イラスト画像の素材集（クリップアート）を組み合わせる視覚的なコンテンツを制作する際には、画風や画調のスタイルを統一するのが望ましい。しかし、多くのクリップアート集では描画スタイルのタグが付与されておらず、キーワードのみから類似のスタイルを見つけ出すのは困難である。また、既存の検索エンジンを利用した場合には、大量の候補が表示された中から所望のスタイルを目視で選定するのは手間がかかる。特に、配色の特徴は同じスタイルであっても複数の色相で構成される場合が多いので、その特性を考慮したスタイル特徴量の抽出が必要となる。

本稿では、色彩理論の一つである Practical Color Coordinate System (PCCS) の表色系を導入し、色相に依存しない色スタイル特徴量の算出法を提案する。また、画像の局所領域で算出するこの色特徴から辞書化を経て得られる識別子に対して検索性能を調査した結果を報告し、その特性を考察する。

キーワード：スタイル特徴、クリップアート検索、PCCS 表色系

Style Descriptor of Clip-Arts Using Practical Color Coordinate System

HOKUTO TATEYAMA^{†1,a)} SHIGERU KURIYAMA^{†1,b)}

Abstract: Consistency in drawing styles is an important factor for the production of visual contents with the materials of illustrative images such as clip-arts. Existing content-based image retrieval cannot supply descriptors of drawing styles, and rarely includes relevant annotations. This report therefore proposes a new feature of color styles using Practical Color Coordinate System (or PCCS) for flexibly classifying images of the same style that includes variable color tone patterns. The retrieval performance for the clip-arts of multiple color tone styles is improved with this color style, which is computed as the aggregation of local features through a style dictionary.

Keywords: Style features, Clip-art retrieval, Practical color coordinate system

1. はじめに

デジタルコンテンツを制作する際にイラストの素材画像を複数枚組み合わせる場合には、それらの描画スタイル（輪郭線や配色に用いられる画調や画風）に統一感が得られる様に選別するのが望ましい。既存の画像検索機構を用いれば、同一の意味内容を有するイラスト画像は適切なキーワードを選択すれば容易に得られるが、それらの中から所望の描画スタイルを選別する作業には時間を要するので、スタイルの類似度に基づくランキングが望まれる。しかしながら、多くのイラスト画像ではその描画スタイルを属性とするアノテーションデータは付与されておらず、キーワードによるスタイルの選別は困難である。ゆえに、スタイルを反映した画像特徴量に基づく検索の（または、ランキングの）機構が望まれる。

そこで本研究では、大規模なイラストデータ集合に対して視覚的なスタイル特徴量を抽出し、類似のスタイルを識別する手法を提案する。本稿では特に、色彩理論の一つである Practical Color Coordinate System（以後、PCCS）を

モデルとして用いた色特徴量を提案し、その識別性能を従来の特徴量と比較する。ただし、本研究の実験で使用するイラスト画像は、素材として用いられるクリップアートを対象とする。

2. 関連研究

キーワードを用いずにその描画内容でクリップアートを検索する手法[1, 2]が提案されているが、これらの手法では実用的な検索精度が得られていない。これは、イラストの表現は作者毎に異なり、同じ分類の物体でも様々な形状で描画されることに起因すると考えられる。近年、イラスト画像のスタイルに着目した類似度の計算手法[3]が提案された。この手法はクラウドソーシングによる教師あり学習を取り入れているが、学習用ラベルが人の主観に依存することや描画スタイルとして大域的な視覚特徴を用いているため、検索性能は不十分であった。古屋らの手法[4]では、画像からブロック領域毎に局所的に抽出した視覚特徴量を辞書化して Fisher Vector [5]によるコーディングにより特徴ベクトルを算出している。この手法は教師無しの多様体に基づく距離計量学習（カーネル主成分解析とラプラシアン固有値写像）を適用して大域的な特徴量の手法[3]よりも有意に高い検索性能を得ている。

^{†1} 豊橋技術科学大学
Toyohashi University of Technology
a) tateyama@val.es.tut.ac.jp
b) sk@tut.jp

既存の手法[4]は色のスタイル特徴量として、色相 (Hue)、彩度 (Saturation)、明度 (Value) から構成される HSV 色空間で計算されるヒストグラムを用いているが、同じ描画スタイルでも異なる色相を有する場合が多いので、色相に対するヒストグラムは比較的粗い解像度で構成される。本手法では、色相に依存しない新たな色スタイルの特徴量を導入し、豊富な色相を含むスタイルに対しても直観的に正しいスタイルの類似度を計算する。

本研究で導入する色彩理論とは、色同士の相性や組み合わせを理論的に記述して色の機能を説明するものであり、現代では服のコーディネートやウェブサイトのデザイン、および商品ロゴの開発等に役立てられている。しかしながら、色彩理論を導入した画像検索の手法は、筆者らの知る限り未だ存在しない

3. 提案手法

3.1 概要

本手法では、高精度な色のスタイル識別を得るために、色彩理論を導入した手法を提案する。使用する色特徴ベクトルを抽出する流れを図1に示す。

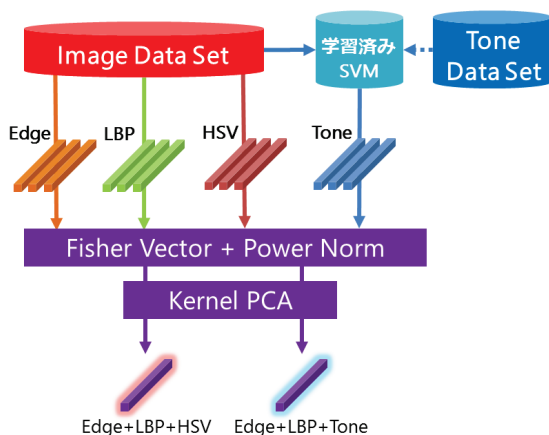


図 1 色特徴ベクトル抽出までの流れ

Figure 1 Flow of extracting color feature vectors

まず、クリップアート集の各画像に対して古屋らの手法 [4]を用いて、エッジ、テクスチャ、および色のスタイル特徴を正方形ブロック領域毎に局所的に算出する。この局所的な特徴群を Fisher Vector 法[5] (以後、FV 法)を用いて各々独立にコーディングし、その結果を接続して各画像に対する識別子 (特徴ベクトル) を得る。

3.2 PCCS

本研究では、既存手法で色スタイルの特徴量に使用されている HSV 色空間の代わりに、 Practical Color Coordinate System (以後、PCCS)を導入する。この PCCS とは、日本色彩研究所によって色彩調和を考えるために開発されたカラーシステム (表色系) であり、色相、彩度、

輝度の3種類の属性の中で彩度と輝度の値を融合したトーンという概念をもつ。すなわち、PCCS では同一の色相でも輝度と彩度の違いによって色の調子が異なるものとし、基本的には12種の有彩色と5種の無彩色がトーンとして分類されている。このトーンという明度と彩度の複合概念は多くのイラストに適用されており、バランスのとれた配色のために必要な理論の基礎を構築する。

本研究では、この図2に示されるトーンに基づく特徴量 (以後、Tone) を提案する。

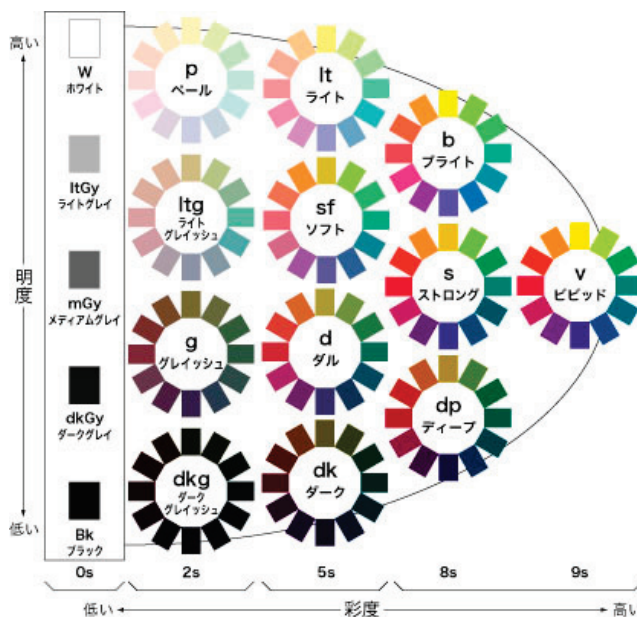


図 2 PCCSの各トーン ([6]より転載)

Figure 2 Every color tones of PCCS

PCCSでは、心理4原色 (尤もらしい赤、黄、緑、および青) の各中心と考えられる色相を、それらの心理補色相が対向に位置し、知覚的に各色相の間隔が等しくなるように中間色相を定めて、合計24個の色相を図3の様に環状に配置する。



図 3 PCCSの色相環

Figure 3 Hue circle of PCCS

PCCSでは、無彩色である白と黒の間隔が視覚的に等しくなるように明度を分割する。具体的には、理想的な白を9.5、黒を1.5とし、マンセルシステムの明度に沿うように0.5ステップで17段階に明度を分割する。一方、彩度は各トーンの色相の中で彩度を知覚的に等間隔に分割する。すなわち無彩色から彩度が最も高いトーン（図2のビビッド）までを9分割する。

3.3 PCCS に基づく Tone 特徴量の算出法

本手法では、色彩理論に基づいて算出される Tone 特徴量を、PCCSのデータセットを用いて学習させたサポートベクタマシン (SVM) の出力値から計算する。

すなわち、Tone 特徴量は画像の各トーンへの帰属割合を表すヒストグラムとして構成され、有彩色トーン14種類、無彩色トーン9種類の合計23次元の特徴ベクトルが、各トーンを識別するために事前に学習させた SVM の出力として得られる。具体的には、PCCS では HSL 色空間での値を使用しているため、PNG 形式の画像を[0, 1]の範囲で正規化した HSL 色空間へ変換し、各トーンのHSL値とそのトーン名をラベルとして SVM に学習させる。ただし、画像で透過処理を施してある領域は白色に変換した。

学習用のデータセットには、日本色研株式会社から頒布されているPCCS ハーモニックカラーチャート[8]を用いた。しかしながら、このデータセットでは各トーンに対して24個または12個のサンプルデータしか含まれていないため、学習としてはデータ量が少なく過学習を起こす危険性がある。そこで、過学習を防ぐために、元のデータに正規分布に基づくノイズを付加して、データの数を擬似的に5007個に増加させた。図4にノイズを付加する前後の彩度 (S) と明度 (L) の分布を示す。

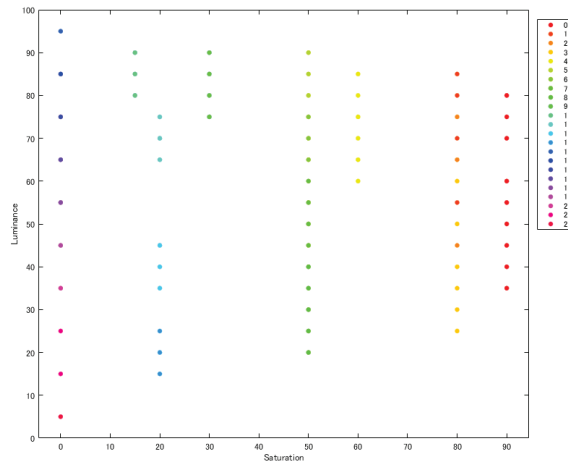
SVM 学習のカーネル関数としてはラジアル基底関数 (RBF) を使い、ハイパーパラメータである誤分類の許容値 C と決定境界の複雑度 γ の最適値は、23区分のグリッドサーチ法を用いた交差検定によって $C = 16$, $\gamma = 1.74$ と推定した。ただし、ライブラリはMATLABで動作する libsvm[7]を使用した。

3.4 局所ブロック特徴量の抽出

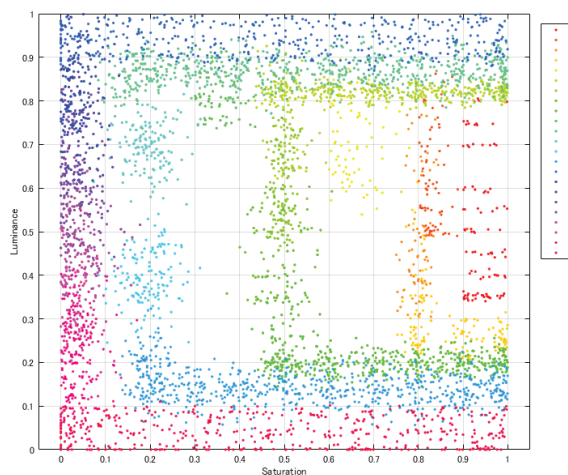
画像の長辺が320画素となる様にスケール変換した各画像に対して、エッジ、テクスチャ、および色の特徴量を、8画素間隔でオーバーラップさせた25×25画素のブロック領域に対して計算する。さらに、複数の解像度で階層的に描画スタイルを抽出するために、双三次補間を用いて1/2と1/4にダウンスケールした画像に対しても、同様に特徴量を計算して統合する。

エッジとテクスチャの特徴量は既存手法[9]で提案された計算法を用いた。すなわち、エッジは8近傍のラプラシアンフィルタを適用した結果の対数値を16区間に分割して

計算したヒストグラムを、およびテクスチャは位置と方向に不変な Local Binary Pattern (LBP) を用いた。ただし、ノイズに対する頑強性を得るために、中心画素の周囲画素に対する輝度の大小関係の変化回数が増えるビンには、ノイズと見なすことにより特徴ベクトルから除外した。



(a) ノイズ付加前



(b) ノイズ付加後

図 4 ノイズ付加前後のS-L分布

Figure 4 S-L distribution after noise addition

本研究で導入する色特徴である Tone 特徴量は、3.3 節で構成された SVM の出力値を同じブロック領域に対して計算して得られる。各トーンへの帰属割合ヒストグラムで構成される。ここで、色特徴量を既存手法[10]と比較するために、画像の RGB 色空間を HSV 色空間に変換した値を8(H), 10(S), および18(V) 個に区分したヒストグラムを比較対象として用いる。

3.5 局所特徴量の統合

上記の方法で得られた局所特徴量に対して、Fisher Vector (FV) 法を用いて1つの特徴ベクトルに統合する。FV による特徴量は局所特徴群の1次と2次の統計量を含めることにより視覚単語で構成される特徴量の量子化誤差を抑えられ、特徴ベクトルを表現する情報量が多いので線型識別機でも十分な性能が得られる。本研究では、FV 法のライブラリとして、MATLABで計算できる VL-feat [10] を用いた。

FV 法の前処理として、各特徴量に対してガウス混合モデルを仮定した128個の視覚単語を生成した。ここで、特徴量の次元数は局所特徴量の次元数を d とすると $256d$ となる。ゆえに、エッジは $d=48$ 、テクスチャは $d=28$ 、および色は HSVが $d=36$ 、Tone が $d=23$ なので、各々の次元数は12288, 7168, 9216, 5888 になる。

この様に、FV 法で得られる特徴ベクトルは大きな次元数となるが、同時に多くの値が微量となるスパースな性質を有する。したがって、距離計算の精度を改善するために広く用いられているパワー正規化を施した。これは、ヒストグラムの各ビンの値の絶対値を α ($0 < \alpha < 1$) 乗する正規化であり、本手法では、この乗数値は経験的にエッジ特徴量では $\alpha=0.3$ 、テクスチャ特徴量では $\alpha=0.5$ 、HSV 特徴量では $\alpha=0.3$ 、および Tone 特徴量では $\alpha=0.1$ に設定した。

最終的にはこれらのパワー正規化されたベクトルを、さらに L2 正規化した後に接続することによって1つの特徴ベクトルを得る。

3.6 次元削減

FV 法を用いて得られた特徴ベクトルは非常に高次元(約3万次元)であるので、カーネル主成分解析を用いた部分空間への写像によって、検索の高速化と特徴ベクトルの顕著性を高めた。本研究では、最も効果のあった200次元にまで次元を削減した。

4.実験結果

4.1 実験条件

実験に使用したデータセットとして、Microsoft 社が研究用途に提供した[3]、205 種類のスタイルに分類された3275 枚のクリップアート集を使用した。ただし、今回の実験では色特徴量の効果を検証するために、白黒のみで構成されているイラストは事前にデータセットから除外した。図5に使用したクリップアートの例を示す。

検索精度の性能として、各クエリ画像に対する平均適合率を平均させた mAP (mean Average Precision) 値を使用した。

実験条件としては、先行研究で提案された色特徴の HSV と本研究で提案する色特徴の Tone のみを用いた場合の検索性能を比較した。さらには、これらの色特徴量とエッジおよびテクスチャの特徴量を組み合わせた E+T+HSV と E+T+Toneについても検索性能を比較した。



図 5 実験に用いたクリップアートの例
 Figure 5 Example of experimental clip-arts

特徴量	HSV	Tone	E+T+HSV	E+T+Tone
mAP 値	0.399	0.394	0.587	0.599

表 1 各特徴量の検索精度

4.2 実験結果

表 1 に、2 種類の色特徴量とそれらを既存のエッジおよびテクスチャ特徴量と組み合わせた場合に得られた検索精度の結果を示す。

提案する色特徴量 (Tone) は、既存の特徴量 (HSV) と検索精度においては、ほぼ同等な性能となった。しかしながら、図6に示す検索結果の成功例と失敗例の様に、両者の検索結果には明らかに傾向の違いが確認された。ただし、図6においては、実線で囲まれたイラストがクエリ画像であり、点線で囲まれたイラストが検索されたクエリ画像と同じカテゴリの画像 (正解画像) である。

特徴量を組み合わせた場合の検索精度では、Tone を組み合わせた特徴量 (E+T+Tone) の検索精度が既存手法 (E+T+HSV) を 0.012 上回る結果となった。図7に示す検索結果の成功例と失敗例などを詳細に比較すると、同じスタイルカテゴリの中でも色相に統一感がないクリップアートに対して識別性能が向上する傾向が確認できた。これは、色相に依存しない Tone 特徴量の性質を反映したものと推察される。また、識別性能が低下したクリップアートを比較すると、検索に失敗した場合でもクエリ画像と視覚的に類似のトーンのクリップアートが検索できていることが確認できる。しかしながら、トーンの分布が異なる様な

配色スタイルを有するクリップアートに対しては、Tone 特徴量の効果は認められなかった。

4.3 色特徴と色相分布の相関調査

以上の検索結果の比較により、HSV 特徴はイラストの色相に大きく依存しており、特に使用している色相が少ない場合にその影響が増大する可能性が考えられる。一方、Tone 特徴量は類似したトーンのイラストを検索できてはいるが、色スタイルが色相自体に特徴を有する場合には、不適切な特徴量となる場合がある。これらの考察により、クエリ画像の性質に応じて、HSV と Tone の色特徴量のいずれか一方を適応的に選択することで検索性能が向上する可能性が示唆された。

色特徴のみを用いた検索性能の評価において、各クエリ画像に対して色相の個数（すなわち、HSVのH のヒストグラムの非零のピンの個数）と、HSV および Tone 特徴量で得られる平均適合率との相関関係を調査した。その結果、各々の相関係数は 0.288 と 0.177 になり、いずれの場合も強い相関は認められなかった。同様に、各クエリ画像に対して色相の分散値と HSV および Tone 特徴量で得られる均適合率の相関関係を調べた結果、それらの相関係数は各々 -0.0963 および -0.0765 となり、色相の分散も識別性能には影響を与えない事が確認された。

以上の結果より、色スタイル特徴の識別性能は色相数の増加に伴いHSV 特徴量の方に識別性能が向上する傾向が認められたが、有意な差を生じる程ではなかった。今後は、HSV および Tone 特徴量の識別性能が増大する画像特徴を、色相以外の要因でも調査する必要がある。

5. おわりに

5.1 まとめ

本研究では、色彩理論の1つであるPCCSを導入した類似画像検索の手法を提案した。PCCSモデルをマルチクラスSVM 上に構築し、画像から局所的に抽出した視覚特徴量を Fisher Vector 法を用いて画像あたり1個の特徴量に統合した。次元削減後に検索を評価した結果、先行研究とほぼ同等な性能を保ちながら HSV 特徴では検索できなかった画像の識別性能を向上させることができた。一方、識別性能が著しく低下した画像もあったため、どの要因で性能差を生じているかを今後より深く調査する必要がある。

5.2 今後の課題

本研究で使用した PCCS のデータセットは、元データに対して正規分布に基づくノイズを付与しているものを使用しているが、それが正しいトーンの分布を反映しているかは評価していない。また、今回使用したデータセットの画像から得られるHSL 色空間は、あらゆる範囲には分布

していないので、より大量のデータセットを用いた検証が必要である。

色彩理論は PCCS 以外にも、より発展した理論が多数存在する。局所領域で得られる視覚的特徴に様々な関連性を導き出すことによって、より詳細な検索要求に対応した検索システムを構築できることが考えられる。

PCCS モデルの性質により、Tone の特徴は維持したまま色相の特徴のみを適応的に変換して統一感を持たせることができるので、スタイルの検索だけではなく最適化への利用も考えられる。今後は、PCCS のモデルに基づいた色スタイルの自動最適化も検討課題である。

参考文献

- 1) M. J. Fonseca, B. Barroso, P. Ribeiro, and J.A.Jorge, "Retrieving ClipArt Images by Content", In Proceedings of the 3rd International Conference on Image and Video Retrieval (CIVR '04), 2004.
- 2) P. Martins, R. Jesus, M. J. Fonsca, N. Correia, "Clip Art Retrieval Combining Raster and Vector Methods", 11th International Workshop on Content-Based Multimedia Indexing (CBMI), pp.35-40, 2013.
- 3) E. Garces, A. Agarwala, D. Gutierrez, and A. Hertzmann, "A similarity measure for illustration style", ACM Trans. Graphics (SIGGRAPH 2014), vol.33, no.4, Article No.93, 2014.
- 4) 古屋貴彦, 栗山繁, 大淵竜太郎, "教師なし距離計量学習を用いたイラスト描画スタイルの比較", 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J99-D, No.8, pp.709-717, 2016.
- 5) F. Perronnin, J. Sanchez, and T. Mensink, "Improving the Fisher Kernel for Large-Scale Image Classification", Proc. ECCV 2010, PartIV, pp.143-156, 2010.
- 6) 一般財団法人日本色彩研究所, "PCCS のトーン", <http://www.sikiken.co.jp/pccs/pccs04.html>
- 7) Chih-Chung Chang and Chih-Jen Lin, "LIBSVM A Library for Support Vector Machines", <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>
- 8) 一般財団法人日本色彩研究所, "PCCS ハーモニックカラーチャート 201-L", <http://www.sikiken.co.jp/product/cata0401.html>
- 9) 栗山繁, "イラスト画像のスタイル識別子生成", 情報処理学会論文誌ジャーナル, 56 (8), pp.1657-1666, 2015.
- 10) VLFeat.org, <http://www.vlfeat.org/>

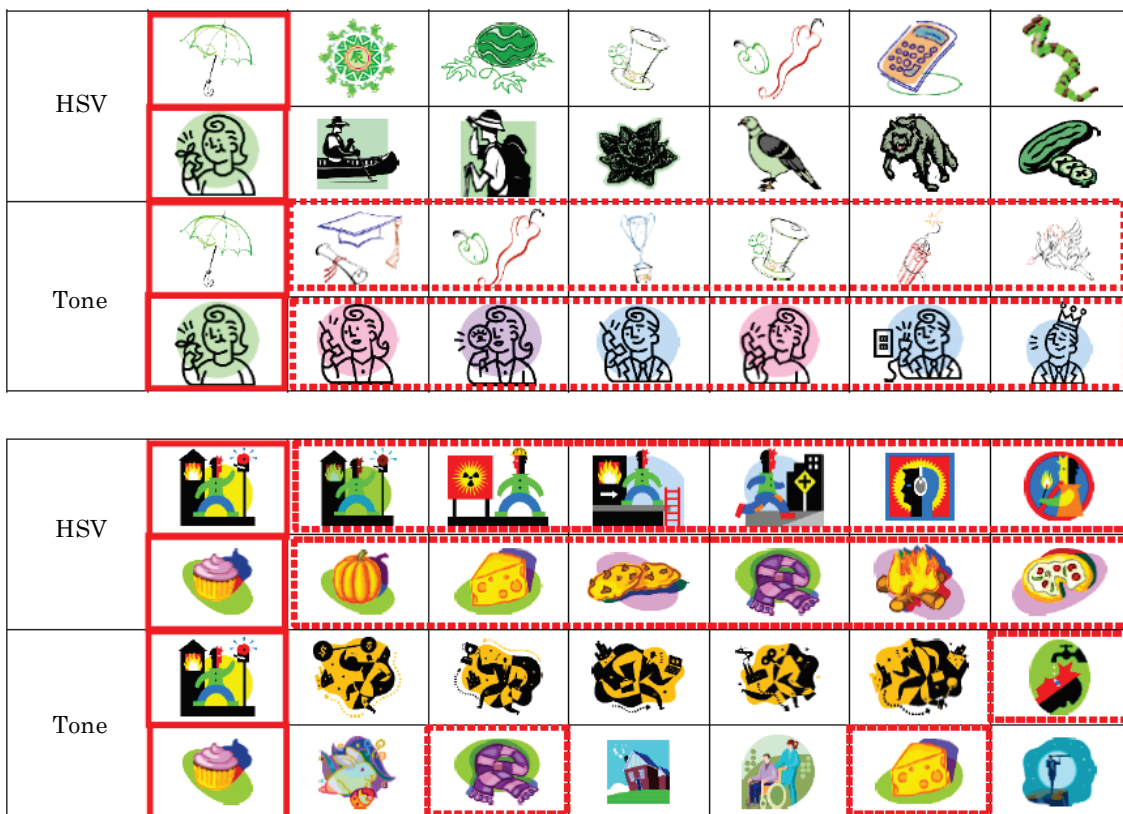


図 6 色特徴のみの検索結果の成功例（上段）と失敗例（下段）

Figure 6 Successful (upper) and Failure (lower) examples retrieved with only color features



図 7 全特徴量の検索結果の成功例（上段）と失敗例（下段）

Figure 7 Successful (upper) and Failure (lower) examples retrieved with all features