

注視領域を考慮したドミナントカラー抽出法

A Dominant Color Extraction Method Based on Salient Region Analysis

橋本 芽¹⁾新見 道治²⁾

Mei Hashimoto Michiharu Niimi

1 はじめに

現代の画像処理分野において、画像の印象や特徴を定量的に把握することは重要な課題である。特に、画像に含まれる「色」は視覚的な印象や雰囲気大きく左右する主要な要素であり、画像検索、分類、レコメンドなど様々な応用に利用されている。デジタル画像処理の分野において、画像の印象を特徴づける「ドミナントカラー (Dominant Color: DC)」は、その視覚的印象を効果的に捉える手法の一つとして注目されている。DCとは、画像全体において視覚的に強く印象に残る少数の代表的な色を指し、従来のDC抽出手法では、画像全体に対してクラスタリングやヒストグラム集計などを行い、最頻出する色を代表色として抽出する方法が一般的に用いられてきた [1][2]。しかしながら、これらの従来手法は、画像内の全領域を一様に扱うことが前提となっており、人間が実際に画像を鑑賞する際の視覚的な注目の偏りを考慮していない。例えば、背景に広く分布する色がDCとして抽出された場合、画像内の特徴的な被写体の色が無視されることがあり、必ずしも人間の印象と一致する代表色が得られるとは限らない。また、エッジ検出や領域分割といった特徴領域抽出手法を併用する試み [3] もあるが、画像の内容によっては適切な領域抽出が難しく、非本質的な領域がDC抽出に影響を与えるリスクも存在する。さらに近年では、人工知能 (AI) を用いて画像の印象を推定するアプローチも数多く提案されているが、これらは膨大な学習データや高い計算資源を必要とするほか、抽出された結果の意味解釈が困難であるという課題がある [4][5]。

また、筆者らは「歌詞の概念と画像の概念の近さを利用した音楽に同期する画像表示システム」を開発している [6]。歌詞と画像の共有概念として色空間を設定し、画像の最頻色を基に特徴を抽出しようとしたが、背景色が抽出されてしまい、本来人間が注目するような対象 (例: いちご、花火など) の印象が反映されないという課題があった。さらに、複数の被写体を含む画像においては、1色の最頻色だけでは、視覚的特徴を十分に表現されないという限界も明らかとなった。これらの問題は、画像全体を一様に処理する従来型の代表色抽出に起因するものであり、人間の視線と偏り (注視領域) を考慮しないことが画像の概念と人間の印象との乖離につながっていた。なお、歌詞からはカラーイメージスケール [7] を利用して色情報を抽出している。

本研究では、このような問題点を解決するため、写真鑑賞における人間の視覚的注目に着目し、注視領域を考慮した新たなドミナントカラー抽出手法を提案する。まず、自然画像を「風景画像」と「非風景画像」に分類し、画像種別に応じてDC抽出のアプローチを切り替える。風景画像に対しては、画像全体を対象にDCを抽出する従来手法を用いる。一方、非風景画像に対しては、顕著性マップを用いて注視領域を検出し、その領域内の最頻色をDCとして抽出することで、視覚的に重要な対象物の色を強調する。これにより、よ

り人間の印象に近い代表色抽出が可能となり、画像検索や印象ベースの分類精度の向上が期待できる。

本研究では、ドミナントカラーの応用先は明確であり、複数のキーカラーが設定された時の画像検索である [6]。具体的には、歌詞から複数のキーワードを抽出し、カラーイメージスケールにより色空間にマッピングし、後述する色特徴ベクトルを生成する。さらに、ドミナントカラーに基づき画像からも色特徴ベクトルを生成し、色特徴ベクトル間での距離に基づき画像検索を行う。

以下、2では関連する研究についてまとめ、本研究の位置づけを明らかにする。3ではドミナントカラーの抽出法を、4では色特徴ベクトルについて説明する。5にて実験とその結果を示し、最後に6でまとめと今後の課題と展望について述べる。

2 関連研究

2.1 ドミナントカラー抽出に関する研究

画像中の代表色であるドミナントカラーを抽出する手法は、画像の印象や意味を把握するための基礎的な技術として、画像要約、圧縮、検索、分類などの応用で広く用いられてきた。代表的なアプローチとして、RGB空間における色ヒストグラムやクラスタリング手法により、画像全体の色分布から少数の代表色を抽出する方法がある。

張ら [1] は、自然画像を対象に、色の頻度だけでなく色相・彩度・明度などの視覚的要素を考慮したクラスタリングを用いることで、より人間の印象に近いドミナントカラーを抽出する手法を提案した。この手法では、自然画像の特性を考慮し、背景や前景といった色空間の分布を精緻に分析することで、印象的な色抽出の精度を高めている。

また、Changら [2] は、色特徴に基づいて画像の構成色を抽出する手法を提案し、代表色の視覚的重要性に基づく抽出精度の向上を図っている。彼らの研究では、従来の頻度ベースの色抽出法に比べて、視覚的な影響度 (色の目立ちやすさや配置) を取り入れることで、より有意義なDC抽出が可能であることを示している。これらの研究は、画像全体を対象としたDC抽出の高精度化に寄与する一方で、視覚的注目度の局所的な偏りや、被写体への注意といった視覚認知の側面を十分に考慮しているわけではない。

2.2 顕著性マップと注視領域の推定

人間の視覚システムは、画像のすべての領域を均等に処理しているわけではなく、視覚的に「顕著」な部分、すなわち色や明度、形状、動きなどにおいて他と差異がある領域に対して注目する傾向がある。これを模倣したのが「顕著性マップ (Saliency Map)」であり、画像内で視線が集まりやすい領域を推定する技術として注目されている。

Itiら [8] は、色、輝度、方向などの低レベル特徴を用いて視覚的顕著性をモデル化し、人間の視線の移動に近いマップを生成するアルゴリズムを提案した。この手法は後続の研究に大きな影響を与え、様々な拡張手法が開発されている。近年では、深層学習を用いた顕著性推定も活発に研究されており、U-NetやVGGベースのネットワーク構造を利用した顕著性マップ生成手法も提案されている [4]。

1) 九州工業大学 大学院情報工学府 情報創成工学専攻

2) 九州工業大学 大学院情報工学研究院 知能情報工学研究系

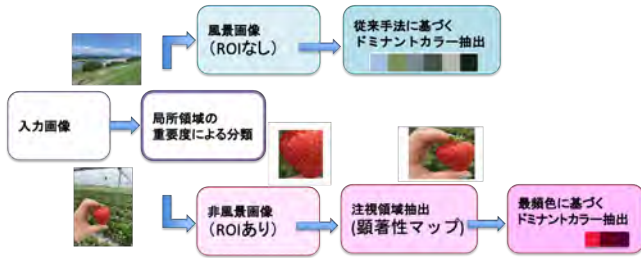


図 1: ドミナントカラーを求めるまでの概略

2.3 注視領域に基づく特徴抽出

顕著性マップを用いた注視領域の限定によって、画像内の重要な領域から情報を抽出するアプローチも数多く提案されている。特に、画像認識や検索の文脈では、注視領域内の色情報やテキストを優先的に抽出することが、処理の効率や精度向上につながるとされている [5]。一部の研究では、ドミナントカラー抽出に顕著性を取り入れる試みも行われているが、画像全体を一律に処理する従来の枠組みからの逸脱が少なく、注視領域の重要性を十分に活かしていない場合が多い。また、風景画像のように画像全体が対象であるケースと、特定の被写体に視線が集中するケースとでは、適切な抽出戦略が異なる可能性がある。

2.4 本研究の位置づけ

本研究では、画像に対する視覚的な印象をより正確に捉えるため、画像内の注視領域に着目したドミナントカラー抽出手法を提案する。顕著性マップを用いた注視領域の抽出では、各画像における注視領域を抽出するためすべての画像で注視領域が抽出される。例えば、農園が背景にありいちごを持った手が写っている写真ではいちごとイチゴを持った手が注視領域として得られる良い結果が得た。一方で、木や草や石や川などが写った河川敷の画像では木のみが注視領域として得られ、草や石や川などの色情報がなくなってしまう望ましくない結果が得られた。

従って、いちごを持った手のように何か対象物がある画像については注視領域を抽出することは有効であるといえるが、対象物が複数ある画像や、画像全体に対象物が広がっているような風景画像には注視領域を抽出することは有効ではないと考えた。

そこで、風景画像と風景画像ではない画像とに分別できれば、「非風景画像には注視領域を抽出することで重要な領域から色情報を得る」「風景画像には画像全体の色情報を得る」というように処理を分け、より画像の特徴を表現した DC を抽出できると考えた。具体的には、従来手法が画像全体を均等に処理していたのに対し、本手法では、まず画像を「風景画像」と「非風景画像」に分類し、分類結果に応じた処理を行う。

風景画像には従来の全体的クラスタリングを、非風景画像には顕著性マップを用いた注視領域抽出を適用し、局所的な最頻色を代表色として抽出する。このように、画像の種類と注視領域の両面から DC 抽出戦略を柔軟に切り替えることで、人間の視覚的感性により近い代表色を取得し、画像検索や分類の精度向上が期待される。

3 注視領域を考慮したドミナントカラー抽出法

最も印象的な色を効果的に抽出するために、画像を「風景画像」と「非風景画像」に分類し、分類結果に応じた手法で代表色を抽出する。その概要を図 1 に示す。

3.1 分類

まず、風景画像と非風景画像の識別について述べる。文献 [9] では、カラー画像中の知覚的に重要な領域の自動抽出を試みており、この手法を応用して、以下の手順に従い、分類を行う。

1. 画像の色空間変換

対象画像はフルカラー RGB で与えられると仮定し、Lab 色空間と HSV 色空間の情報を用意する。

2. スーパーピクセルセグメンテーション

Lab 色空間にてスーパーピクセルセグメンテーション (Super Pixel Segmentation: SPS) を実行し、意味のある小さな局所領域に分割する。文献 [9] では画像を一定のブロック単位で処理していたが、本研究では SPS を利用することで、画像構造に即したより柔軟な領域抽出を目指す。

3. 注目領域の検出

局所領域ごとに計算された特徴量をもとに、重要度をファジィ論理で評価し、注目領域を検出する。ファジィメンバーシップ関数を用いて、各領域が「重要」であるかどうかを柔軟に判断する。彩度が高い、コントラストが強い、領域が大きいなど、視覚的に注目されやすい特徴を持つ領域は高いスコアを持ち、これらの特徴を持たない領域は低いスコアを持つ。各領域にはファジィスコアが割り当てられることになる。文献 [9] では、ファジィスコアを基に「注目領域 (Region of Interest: ROI)」を設定している。

4. 画像判定

画像内に ROI があると判定された場合は「非風景画像」、ないと判定された場合は「風景画像」と判定する。

3.2 風景画像のドミナントカラー

文献 [1] の考え方を応用し、ドミナントカラーを抽出する。なお以降、ドミナントカラーを、 $d_1, d_2, \dots, d_D, d_i = (d_{i1}, d_{i2}, d_{i3})$ と表記する。

文献 [1] では事前に定義された 11 色の基本色 ($b_1, b_2, \dots, b_{11}, b_i = (b_{i1}, b_{i2}, b_{i3})$) を基にドミナントカラーを抽出しているが、この方法では、我々が期待するような画像情報を十分に表現できない。そこでより多い色が選択されるようにその手法を改良する。

今、サイズ $w \times h$ のフルカラー画像を考える。画素を、 $x_1, x_2, \dots, x_{N_L}, x_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3})$ と記述する。ここで、 $N_L = w \times h$ であり、色空間の 3 次元座標を (x_1, x_2, x_3) で表記する。

これらの画素を色空間にて、クラスタ数 K でクラスタリングする。各クラスタ中心を $c_1, c_2, \dots, c_K, c_K = (c_{i1}, c_{i2}, c_{i3})$ と記述する。

ここで、ドミナントカラー d_i は、以下の条件判定で求める。

$$d_i = \begin{cases} b_m & \text{if } \|b_m - c_i\| < T_1, \\ c_i & \text{if } \|b_m - c_i\| \geq T_1 \end{cases} \quad (1)$$

ただし、

$$m = \arg \min_j \|b_j - c_i\| \quad (2)$$

であり、 T_1 はあらかじめ定められた閾値である。基本色とクラスタ中心の距離を基にドミナントカラーを選択しており、基本色とクラスタ中心の位置関係により、クラスタ中心が基本色に統合されるとも解釈できる。なお、ドミナントカラーの種類はせいぜい 11 個 ($D \leq 11$) である。本手法では、

11 色の基本色にこだわることなく、クラスタ中心もドミナントカラーとして選択される可能性がある。ここで、各ドミナントカラーに含まれる画素数を $n(d_i)$ で表記する。

3.3 非風景画像のドミナントカラー

非風景画像と判定された場合には、画像分類における注目領域とは別に、顕著性マップを用いて ROI を抽出する。本研究で使用する顕著性マップは、Achanta らによる Global Contrast based Salient Region Detection[10] を基にして¹⁾。計算された顕著性マップを 0 から 255 までの 256 レベルの濃淡画像に変換し、画素値の上位 20 個を含むバウンディングボックスを ROI とする。ROI の画素数を N_R で表記する。この ROI に対して色空間におけるクラスタリングを適用することで、最頻色を代表色として抽出する。本処理は、非風景画像において視覚的に特徴的な色を適切に反映することを目的としている。最頻色は一色なので、 $d_1(D=1)$ のみ設定されることになる。ROI における最頻色の画素数を、 $n(d_1)$ で表記する。

4 ドミナントカラーに基づく色特徴ベクトル

我々の最終的な目標は、複数のキーカラーが与えられたときに、それにマッチする最適な画像を検索することである。

今、風景画像は 1 色以上 11 色以下のドミナントカラーが、非風景画像には 1 色のドミナントカラーが設定されている。我々が目標とする検索を実現するために、色特徴ベクトルを導入する。まず、色特徴ベクトルを生成するために、 R 色の参照色を定義する。これは、カラーイメージスケールから選択した R 個の色である。これを、 r_1, r_2, \dots, r_R , $r_i = (r_{i1}, r_{i2}, r_{i3})$ と記述する。これを基に、 R 次元の色特徴ベクトル $f = (f_1, f_2, \dots, f_R)$ を導入する。 f では、その要素 f_i は r_i 色に関する情報を表現している。

4.1 風景画像ドミナントカラーから色特徴ベクトルへ

まず、求める色特徴ベクトル f を 0 で初期化しておく。その後、風景画像のドミナントカラー d_i に対して、以下を計算する。

$$\min_i = \arg \min_j \|d_i - r_j\| \quad (3)$$

これにより、 d_i に最も近い r_j を見つけていることになり、そのインデックスが \min_i である。したがって、 f の要素 f_{\min_i} に対して、

$$f_{\min_i} = f_{\min_i} + n(d_i)/N_L \quad (4)$$

にて、 d_i の最近参照色に対する重みを設定する。複数の d_i が存在すれば、 f の複数の要素に値が設定される。

4.2 非風景画像ドミナントカラーから色特徴ベクトルへ

まず、求める色特徴ベクトル f を 0 で初期化しておく。非風景画像での特徴的な対象物は最頻色で表現されていると考えると、ROI における占有率 o は

$$o = n(d_1)/N_R \quad (5)$$

と表記できる。今、 d_1 と r_i の距離を計算し、距離の昇順にそれを与えるインデックスを、 j_1, j_2, \dots, j_R とし、その距離を、 k_1, k_2, \dots, k_R とする。つまり、

$$k_m = \|d_1 - r_{j_m}\| \quad (6)$$

である。ここで、 $f_m/f_1 < T_2$ を満たす m に対して、

$$f_m = f_m + \frac{k_m/k_1}{V} \times o \quad (7)$$

1) 実装には、GitHub の PAIR コード [11] を参照した

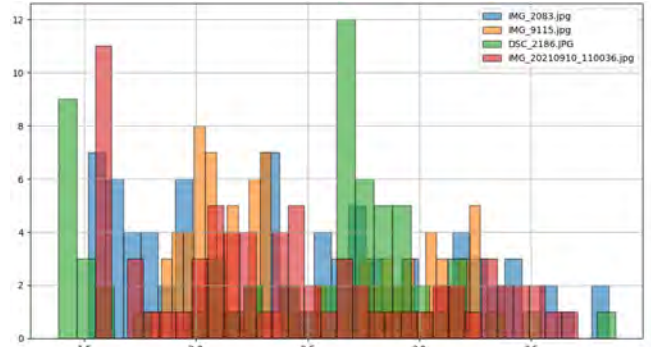


図 2: ファジィスコア分布のヒストグラム

とする。ただし、 $V = \sum_m k_m/k_1$ である。占有率 o に基づき、 d_1 と参照色との距離に応じて、参照色に対する重みを設定する考え方である。なお、 T_2 はあらかじめ定められた閾値である。

l は複数個存在する可能性があり、そうすると、 f の複数の要素が値を持つことになる。

4.3 色特徴ベクトルに基づく画像検索

画像データに対する色特徴ベクトルの求め方は先述した。我々が構築中のシステムでは、文章から得られる色情報と画像の色情報を比較することが必要である。文章からキーワードを抜き取り、カラーイメージスケールを参照して色情報を取得する。この色は上記の R 色の参照色に含まれると仮定する。抽出された色に対応する f_i を 1 とすれば、一つのキーワードに対して f が求まる。これは参照色の one hot 表現として捉えることができる。歌詞からは複数個のキーワードが抽出できるので、それらを f_i とする。最終的に、 f_i をすべて足し合わせ、複数キーワードから色特徴ベクトル $q \in [0, 1]$ を構成する。たとえば 3 個のキーワードがあれば、原則、 q の三つの要素の値は 1 である。

f_i および q は R 次元のベクトルである。 q にマッチする画像 i を探したいので、結局の所、以下の式を満たす i を計算することになる。

$$\arg \max_i \sum_{k=1}^R (f_{ik} \times q_k) \quad (8)$$

5 実験

5.1 実験方法

本実験には、研究室の学生が撮影した自然画像 666 枚を使用した。画像には風景、人物、動物、建物、食べ物など多様なカテゴリが含まれている。すべての画像は処理時間の均一化および条件の統一を目的として、640×480 ピクセルにリサイズした。これらの画像に提案手法を用いて画像の DC 抽出を行い、提案手法により得られた DC に基づいた歌詞と画像のマッチングを行う。

5.2 結果

まず、風景画像、非風景画像の判定について予備実験について述べる。風景画像として 2 枚の画像を (IMG-9115.jpg, DSC-20210910.jpg)、非風景画像として 2 枚の画像を (IMG-2083.jpg, DSC-2186.jpg) を選び、全 4 枚の画像についてファジィスコアのヒストグラムを作成した。図 2 がヒストグラムであり、横軸がファジィスコアで、縦軸が頻度 (領域数) である。この結果から、非風景画像ではスコア 3.8 以上の局所領域が一定数存在することが分かる。このことから、本実験ではスコア 3.8 を閾値とし、風景画像と非風景画像を判別することとした。

上述の基準に基づき、カテゴリ判定を行い、ドミナントカ

ラーを抽出した。風景画像のドミナントカラー抽出の際に利用する閾値は $T_1 = 20$ と設定した。結果の一例を表1にまとめる。非風景画像の入力画像に赤色で矩形が描かれているが、これが ROI と判定された領域である。風景画像には複数色のドミナントカラーが、非風景画像には一色のドミナントカラーが抽出できている。特に非風景画像のドミナントカラーは ROI の最頻色であり、主観的評価とも一致している。

つづいて、色特徴ベクトルを用いた画像検索実験を行った。ここで参照色数は $R = 27$ 、非風景画像の色特徴ベクトルを求める際に利用する閾値は $T_2 = 0.1$ と設定した。具体的に設定したキーワード、それに対する色(キーカラー)、検索結果を表2にまとめる。検索結果画像は、式(8)の上位三つである。

5.3 考察

提案手法における画像分類は、分割局所領域ごとに抽出された特徴量をファジィ論理によりスコアリングし、ROIの有無によって画像を「風景画像」と「非風景画像」に分類するものである。この分類手法は、機械学習に基づく従来の分類手法とは異なり、学習データを必要とせず、人間の視覚的感覚に基づいた柔軟な判定が可能であるという利点を持つ。主観的な評価ではあるが、非風景画像と判別してほしい画像は、非風景画像に分類されていた。また期待以上に、画像に花壇の花が写っている風景画像と判定されると予測していた画像が、花壇の花に ROI が存在したことで、非風景画像に分類され、提案手法が効果的であることが確認できた。一方で、対象物が風景の一部として自然に配置された画像や画像全体に対象物が広がっている場合では、ROIの検出が困難となり、判定が曖昧になるケースも見られた。表3にその一例を示す。このことから、今後はスコア閾値の動的な最適化や、より複雑な構造を持つ画像に対応するための処理拡張が課題として挙げられる。

風景画像に対しては、Lab色空間でのクラスタリングにより25色を抽出し、距離に基づき基本色へのマッピングを行うことで、視覚的に冗長な色を排除しつつ、画像全体の印象を的確に表現することができた。従来のドミナントカラー抽出法では、彩度の低い色を除去し、被験者10名の主観評価をもとに色統合を行う方法が取られていた。これは、人間の感性に即した色の分類が可能である一方、事前に収集された主観的なデータに依存するため、再現性やスケーラビリティに課題を残す。一方で本研究では、被験者データを用いず、あらかじめ定義した11種の基本色に対して各クラスタ中心色との距離を用い、近接性に基づいて色を統合する方式を採用した。これにより、人手による主観的ラベリングを必要とせず、自動かつ柔軟に色の統合が可能となった点が本手法の特徴である。再現性と汎用性の面でも優れていると言える。

非風景画像に対しては、顕著性マップに基づいて注視領域を抽出し、その領域のみにクラスタリングを適用することで、背景の影響を抑えた対象物中心の代表色抽出が可能となった。

注視領域を考慮したドミナントカラー抽出の有効性を調べるため、色特徴ベクトルを導入し、実際に複数キーカラーからの画像検索を行った。キーカラーはカラーイメージスケールから設定されており、何かしらのキーワードが対応する。表2の実験結果より、ドミナントカラーの元となる歌詞の意味にマッチした画像が選択されたと思われる。注視領域を設定しない場合との検索結果の比較を、表4に示す。

提案手法はより歌詞の感性語ベクトルに高いスコアを示す画像が選出される傾向が確認された。特に、注視領域から得られた最頻色を複数のカテゴリに分配する処理は、非風景画像における表現力の拡張に寄与したと考えられる。これにより、画像の性質に応じた柔軟な処理が、歌詞と画像の色概念の対応精度を高めるために重要であることが示された。

6 おわりに

本研究では、自然画像から視覚的に印象的な代表色(ドミナントカラー)を抽出する新たな手法として、画像を「風景画像」と「非風景画像」に分類し、画像内容に応じて処理を分岐することで、注視領域を考慮したドミナントカラー抽出法を提案した。画像内の対象物の特徴的な色を強調した代表色の抽出が可能となった。特に非風景画像においては、注視領域の導入が代表色の意味的妥当性を高めており、画像検索や印象要約などへの応用可能性を示している。実験を通じて、分類処理および代表色抽出処理の妥当性が確認され、画像の視覚的印象を簡潔に要約する手段として本手法の有効性が示された。今後は、顕著性マップの精度向上や、色統合・クラスタ数の最適化、主観評価に基づくさらなる検証などを通じて、本手法の汎用性と精度の向上を目指していく。

謝辞

画像データ収集に協力してくれた新見研究室の皆様へ感謝いたします。

参考文献

- [1] 張 英夏, 飯田智大, 向井信彦, “自然画像におけるドミナントカラー抽出法,” 画像電子学会誌, vol.44, no.4, pp.637–643, 2015.
- [2] Y. Chang and N. Mukai, “Color feature based dominant color extraction,” IEEE Access, vol.10, pp.93055–93061, 2022.
- [3] C. Carson, S. Belongie, H. Greenspan, and J. Malik, “Blobworld: image segmentation using expectation-maximization and its application to image querying,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.24, no.8, pp.1026–1038, 2002.
- [4] W. Wang, J. Shen, and H. Ling, “A deep network solution for attention and aesthetics aware photo cropping,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.41, no.7, pp.1531–1544, 2019.
- [5] Y. Li, X. Hou, C. Koch, J.M. Rehg, and A.L. Yuille, “The secrets of salient object segmentation,” 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.280–287, 2014.
- [6] M. Hashimoto and M. Niimi, “Generation of photo slideshow with song based on closeness between concept of lyrics and that of images,” Asia Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference, APSIPA ASC 2024, Macau, December 3–6, 2024, pp.1–6, IEEE, 2024. <https://doi.org/10.1109/APSIPAASC63619.2025.10849214>
- [7] 小林重順, カラーイメージスケール改訂版, 講談社, 2001.
- [8] L. Itti, C. Koch, and E. Niebur, “A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.20, no.11, pp.1254–1259, 1998.
- [9] 箭原隆司, 前田純治, “カラー画像中の知覚的に重要な領域の自動抽出(映像メディアおよび一般: インターネット, デジタル放送, マルチメディア, 三次元画像, 視覚と画質評価, its等),” 映像情報メディア学会技術報告, vol.27.9, pp.71–75, 2003.
- [10] R. Achanta, S. Hemami, F. Estrada, and S. Susstrunk, “Frequency-tuned salient region detection,” 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1597–1604, 2009.
- [11] “PAIR-code/saliency”. <https://github.com/PAIR-code/saliency>.

表 1: 風景/非風景判定とドミナントカラー

入力画像	判定	ドミナントカラー
	非風景	
	風景	
	非風景	
	風景	
	非風景	
	風景	
	非風景	
	非風景	

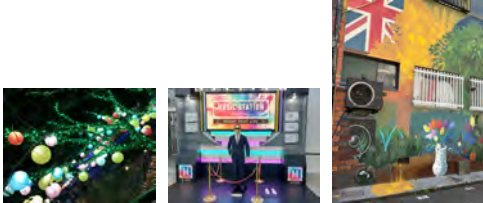
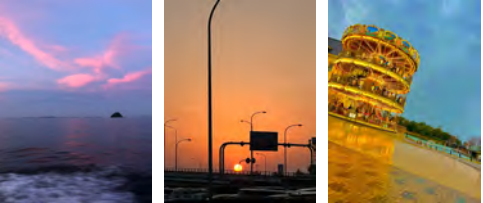
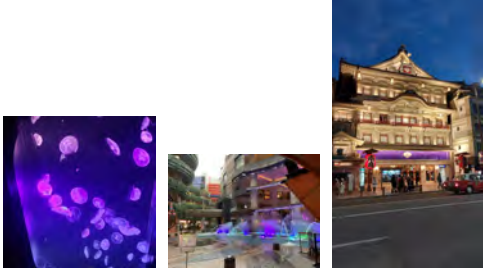
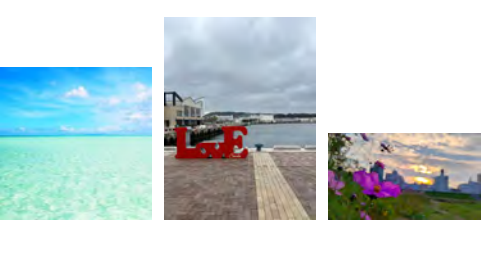
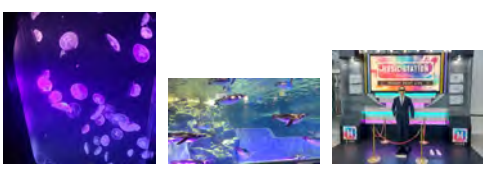
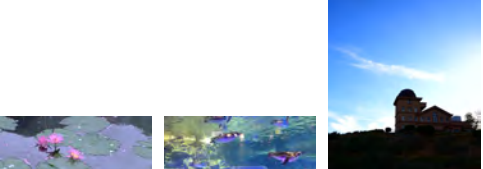
表 2: キーワード, キーカラー, 検索画像の例

キーワード	キーカラー	検索結果
笑顔, かわいい, 君		
青, 空, 広がる, 海		
花, 咲く, 未来		
涙, 拭く, 強い		

表 3: DC 抽出における問題点

入力画像	判定	ドミナントカラー
	風景	
	風景	

表 4: 注視領域を設定する場合としない場合の検索結果の比較

キーワード	注視領域なし	注視領域有り
笑顔, かわいい, 君		
青, 空, 広がる, 海		
花, 咲く, 未来		
涙, 拭く, 強い	