

構図を用いた絵画と写真間の類似判定

塩浦 尚久^{†1} 田中 博己^{†2} 山名 早人^{†3†4}

^{†1} 早稲田大学基幹理工学部 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

^{†2} 早稲田大学大学院基幹理工学研究科 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

^{†3} 早稲田大学理工学術院 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

^{†4} 国立情報学研究所 〒101-8430 東京都千代田区一ツ橋 2-1-2

E-mail: [†] {poche, mizurin, yamana}@yama.info.waseda.ac.jp

あらまし 近年, Instagram や Facebook 等, 写真を容易に投稿ができるような SNS や Web サービスが一般的となり, 結果としてインターネットにアップロードされる写真が増加している. 写真は著作権で保護されており, 著作権の保有者に許可なく利用すると著作権侵害となる. こうした写真間の著作権侵害の判定に利用できる類似度判定の研究は数多く行われている. しかし, 写真の構図を元に絵画が作成された場合, 写真と絵画は色の情報や細部の描かれ方が異なるので類似度判定は難しい. 写真からの模倣に関しては, 写真の構図を模倣して水彩画を作成し, それを商用利用して裁判 (翻案権の侵害) となった例がある. こうした背景から, 本稿では裁判の判例をもと, 絵画と写真の間での類似度判定を実現する手法を提案する. 提案システムでは, 裁判において翻案権侵害の決め手となった構図の類似性に着目し, Saliency Map 手法を利用して構図を得る. Saliency Map 手法は, 人間の視点が集中しやすい部分をヒートマップのように表現することができ, 構図をうまく表現できると考えた. 既存の画像検索の手法である Bag of Features を用いた画像検索と Local Binary Pattern を用いた画像検索との比較実験を行った. 実験の結果より, 提案手法では, 既存手法で検索できない写真画像を検索できることを示した.

キーワード 画像検索, 顕著性マップ, 構図

1. はじめに

近年, Instagram や Facebook 等の写真を容易にアップロードできる SNS や Web サービスが広まり, 利用者也増え続けている. この結果, インターネット上にアップロードされる写真が増加している. アップロードされた画像を時間と場所を問わずに閲覧できることがインターネットの利点であるが, アップロードされた写真はインターネットの利用者であれば誰でも閲覧することができる. このため写真画像を模倣して絵画を作成されてしまうおそれがある. 実際に写真の構図を模倣して水彩画を作成し, それを商用利用して裁判となった例がある[1]. こうした背景から写真と絵画の構図を用いた類似判定を行うシステムが求められている.

本稿の目的は, 写真と絵画の構図に対する類似判定を行うシステムの提案である. システムは, クエリとして絵画画像を受け取り, 絵画画像と類似している写真画像を出力する. 本手法は, 画像間の類似度を用いているという点で画像検索に類する.

従来の画像検索手法は3つに分類できる. 画像にテキスト情報を付加させ検索を行う Text-Based Image Retrieval (TBIR), 画像の色やテクスチャ等の特徴を用いて検索を行う Content-Based Image Retrieval (CBIR)

[2], 手書きの線画から検索を行う Sketch-Based Image Retrieval (SBIR) である[3]. 画像検索の3手法の内, 本稿では, CBIRを採用する. これは, TBIR 及び SBIR には次の問題があるためである. TBIR を用いた場合, 人の手によってテキスト情報を付加させなければならぬため人の感覚が介入する. また, SBIR を用いた場合, 入力に線画を使用しているため, 絵画には適用できない.

本稿で採用する CBIR は, 画像の情報をを用いて画像検索を行う手法の総称である. CBIR は検索に用いる画像の特徴として何を用いるかにより, ピクセルパターンによる比較[4], SIFT[5]や SURF[6]等の画像特徴量を用いた比較に分類できる. しかし, これらの従来手法は, 構図を直接比較していないためそのままでは適用することができない. 構図をどのように類似度判定に生かすかが本研究の鍵となる.

本稿では画像の構図を用いて画像の類似判定を行う CBIR 法を提案し, システムを構築する. 提案システムは, 実際に起こった裁判の判例[1]を基に構築される. 判例では, 写真において細部まで鮮明に映し出され, 強調されて映し出された部分が絵画においても強調されて描かれており, また強調されて映し出されている部分の配置も同じであることから翻案権を侵害していると結論付けた. 本稿では, 判例において翻案権

を侵害したと結論付ける決め手となった点を Saliency Map[7]を用いてシステムに取り入れる．Saliency Map とは、人間の視点が集中しやすい部分をヒートマップのように表現するマップである．Saliency Map を用いることで「強調されて描かれている」もしくは「強調して映し出されている」部分を抽出でき、これが構図を特徴づける部分になると考えた．つまり、提案システムでは、Saliency Map で抽出される部分について、構図を構成すると考えられるエッジを抽出し、これらエッジが類似しているかどうかで構図が類似するかどうかを判断する．具体的には、以下の手順で絵画と画像の類似判定を行う．

1. クエリ画像の Saliency Map への変換
2. データベース内の写真の Saliency Map とクエリの Saliency Map との比較
3. エッジから得られる特徴量を用いた比較

本稿の構成は以下の通りである．2 節で関連研究の説明、3 節で提案手法の説明、4 節で実験の評価と既存の類似画像検索との比較し、提案する手法の有用性を示す．5 節でまとめと今後の展望について述べる．

2. 関連研究

本節では関連研究の説明を行う．まず 2.1 項で、提案手法で用いる Saliency Map を説明する．次に、本稿の提案手法は絵画の構図をもとに写真を検索する手法であるため、画像検索について 2.2 項でまとめる．最後に 2.3 項で関連研究のまとめを行う．

2.1. Saliency Map に関する研究

Saliency Map とは、人の視点が集中しやすい部分をヒートマップのように表現したマップである．図 2.1 に例を示す．Saliency Map を生成するアルゴリズムはこれまでに多数提案されている．ここでは提案手法の一部で使用する Stas ら[7]の説明を行う．



図 2.1 Saliency Map の例

2.1.1. Stas らの手法

Stas ら[7]は、人の視線が集中する要素をもとに Saliency Map を生成するアルゴリズムを提案した．Stas らの手法は、色やコントラストといった、画像の局所

的な部分から得られる特徴と、テクスチャのような画像全体から得られる特徴から Saliency Map を生成する．

Stas らが提案したアルゴリズムでは画像をピクセル単位ではなく、ピクセルの集合(Patch)として扱う．Patch は矩形であり、ピクセルを中心にして構成される．Patch のサイズは画像の倍率を変更したサイズとする．画像中に存在するすべての Patch 同士との差異によって、Patch の中心のピクセルが視覚的に顕著であるかどうかを判定する．

Patch 同士の差異は色と配置によって定義される． p_i, p_j をそれぞれピクセル i, j を中心にした Patch とし、CIEL*a*b* 色空間¹上のユークリッド距離を $d_{color}(p_i, p_j)$ とする．また、 p_i, p_j の中心のピクセル間のユークリッド距離を、画像の対角線の長さによって正規化した距離を $d_{position}(p_i, p_j)$ とすると、Patch の差異 $d(p_i, p_j)$ は式(2.1)のように定義される．

$$d(p_i, p_j) = \frac{d_{color}(p_i, p_j)}{1 - c \cdot d_{position}(p_i, p_j)} \quad (2.1)$$

ただし、 c は定数で、Stas らは $c = 3$ で実装している．

Patch 同士の差異の計算は Patch のサイズを変化させながら行う．Patch のサイズが対象画像のサイズの $r[\%]$ で、ピクセル i を中心とする Patch を p_i^r とする． p_i^r との差異が小さい Patch の上位 K 個を考える．上位 k 番目の Patch を q_k^r とする．ピクセル i の視線の集中しやすさ S_i^r を式(2.2)に示す．

$$S_i^r = 1 - \exp\left\{-\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K d(p_i^r, q_k^r)\right\} \quad (2.2)$$

ただし、 $K = 64$, r は 100%, 80%, 50%, 30%で行う．各 r で S_i^r の計算を行った後、 S_i^r の平均をとった値がピクセル i の視線の集中しやすさとなる．

Stas らの手法では、前処理として画像のリサイズを行う．画像の縦横の長さのうち、縦横の比率を維持しながら長い辺が 250px となるようにリサイズする．

2.2. 画像検索に関する研究

2.2.1. 画像特徴量を用いた研究

画像の特徴量を用いた画像検索の手法として Bag of Features[11]を用いた手法がある．Bag of Features は、画像から得られる特徴量に対してベクトル量子化を行う手法である．特徴量として画像中のピクセル単位から得られる局所特徴量を用いる．局所特徴量に対してクラスタリングを行い、クラスタリングで得られたセントロイドから画像毎に特徴ベクトルを作成する．局所特徴量は SIFT[5]や SURF[6]が用いられる．Bag of Features による類似画像検索は、画像毎に得られた特

¹ CIEL*a*b*色空間とは明度 L^* 、色度を表す a^* 、 b^* で色を表現する表色系である． a^* が正の値だと赤、

負の値であると緑に近づく． b^* は正の値だと黄、負の値であると青に近づく．

特徴ベクトルの比較により行われる． Bag of Features を用いた画像検索の問題点は，局所特徴量は位置の情報を持たないので，検索結果に位置の情報を含めることができない点である．

Local Binary Pattern[4]は，画像内においてピクセルの輝度のパターンの出現数を画像の特徴として，類似している画像を検索する手法である．概要を図 2.2 に示す．まず画像に対してグレースケール変換を適用する．グレースケール変換後の画像を n 分割し，この操作で得られる画像を $\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ とする．分割された画像 S_p に対して更に 3×3 ピクセルに分割を行う． 3×3 ピクセルの中央の輝度とその周辺の輝度を比較し大きければ 1，小さければ 0 を立てていきバイナリパターンを生成する．この操作を S_p ($p = 1, 2, 3, \dots, n$) 全体に行う．この操作を行うことによって $\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ のそれぞれに対してバイナリパターンの出現回数に関するヒストグラムが作成できる．このヒストグラムが似ているかどうかで類似画像の検索を行う．

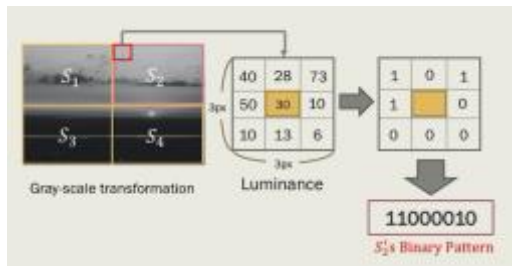


図 2.2 Local Binary Pattern の概要

Local Binary Pattern は， 3×3 に分割された画像の中央のピクセルの輝度を基準に差を取っているため，画像の輝度に変化してもバイナリパターンは変化しないという特徴がある．

Local Binary Pattern を用いた画像検索では，画像中で強調して描かれている部分を考慮することができないため，本稿の問題は解決できない．

2.2.2. 構図を用いた手法

山本ら[8]は，画像の色を用いて領域に分割し，2つの画像の Jaccard 係数を用いて類似度を計算することで，構図による画像検索を行う手法を提案した．山本らの手法の特有な点は，画像間の類似性を分割された領域の重なり合う部分の面積で評価する点である．領域の分割には Deng ら[12]の jseg が用いられている．Jseg は画像中の色に対して量子化を行うことによって画像の分割を行う手法である．類似度は分割された領域の重なり合いのみで計算する．重なり合いの類似度は集合の類似度である Jaccard 係数で評価を行う．

画像領域 A, B を画素と捉え， $|A|$ を領域の面積とする．類似度は Jaccard 係数を用いて式 (2.4) のように

定義される．

$$Jaccard(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (2.4)$$

山本らの手法では，画像中の領域の配置，形状，大きさを，領域に分割された画像を重ね合わせて類似度を計算している．山本ら手法の制約は，画像中に存在する物体の配置を考慮せず，領域の形状のみで検索を行っているため，位置を考慮した類似画像検索を行うことができない点にある．本稿では，強調されている部分の配置を考慮しなければならないため山本らの手法は本稿の問題を解決できない．

尾内ら[9]は，画像のエッジの位置を用いて構図による類似検索の手法を提案している．特徴量として放出者と探索点を定義している．放出者は画像内に設置され，放出者はそれぞれ同数の探索点を持つ．探索点は放出者から放射線状に展開され，エッジと衝突した時点で停止する．探索点が停止した位置と放出者との距離を探索点の移動距離とする．放出者は以下に示す2つの特徴を持つ．

1. 探索点が停止した位置と放出者自身の位置の距離(探索点の移動距離)
2. 探索点が停止した位置

概要は図 2.3 のようになる．放出者を赤い点で示す．探索点は放出者から放射線状に引かれた線の端に位置する点である．類似判定の手順を以下に示す．

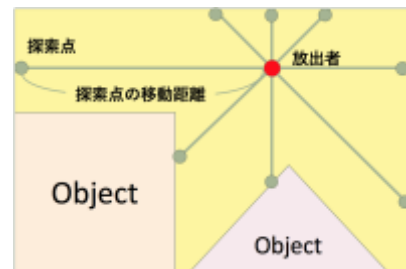


図 2.3 放出者，探索点による画像の特徴量の抽出の概要

1. 比較する2画像のサイズの正規化，平滑化，エッジ検出
2. 2つの画像中の同一位置への放出者の複数配置と探索点の配置
3. 2つの画像中の同一位置に配置した放出者が持つ探索点のうち，同一角度で放出した探索点同士のユークリッド距離の計算
4. 画像間の距離 D の計算

手順 4 は探索点の移動距離が長いほど構図に関する情報を持つことから，距離 D に対して探索点の移動距

離による重み付けを行う。

画像間の距離 D は、 m を放出者の数、 n を放出者それぞれが持つ探索点の数、 d_i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$) を 2 つの画像に設置した放出者に対応する探索点の距離とすると、式(2.5)のように定義できる。

$$D = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \omega_i d_j}{n \sum_{i=1}^m A_i} \quad (2.5)$$

式(2.5)中の A_i 及び ω_i ($i = 1, 2, 3, \dots, m$) は式(2.6), (2.7)と定義する。 α_i は探索した距離、 $\delta_{\min}$, $\delta_{\max}$ は重み付けの距離の閾値とする。

$$A_i = \begin{cases} 0 & (\alpha_i < \delta_{\min}) \\ 1 & (\alpha_i \geq \delta_{\min}) \end{cases} \quad (2.6)$$

$$\omega_i = \begin{cases} 0 & (\alpha_i < \delta_{\min}) \\ 1 & (\delta_{\min} \leq \alpha_i < \delta_{\max}) \\ \omega & (\delta_{\max} \leq \alpha_i) \end{cases} \quad (2.7)$$

Sylvie ら[10]は、画像に対して色による領域の分割を行い、領域をノードとする探索木を作成して画像検索を行う手法を提案した。領域の分割は色が似ている部分を結合することによって行われる。分割は色によって行われるため、各領域は色のベクトルで表現される。そして分割された領域をノードとして探索木を作成する。探索木は領域の配置によって作成される。探索木の子ノードが示す領域の画像中の配置を、親のノードが示す領域の下に隣接するように作成する。領域が色によってベクトル表現されていることから、ノードは色のベクトルによって表現される。画像毎に探索木を生成し、木のノードによる比較によって類似度を計算する。ノードの比較は同じレベル同士で行われ、色のベクトルのマンハッタン距離が用いられている。

Sylvie らの手法の問題点として、1) 画像中の色の情報を用いている、2) ノードの比較が同じレベル同士で行われるため、類似度が領域の配置が縦の関係のみ考慮され、横の位置関係が考慮されない、という点が挙げられる。

2.3. まとめ

本項では関連研究として画像検索の手法を説明した。表 3.1 に関連研究と構図による計算ができない理由をまとめた表を示す。

表 3.1 画像検索の関連研究のまとめ

手法	年	構図を扱えない理由
Bag of Features[11]	2003	特徴量の位置情報が考慮されないため
Local Binary Pattern[4]	2002	視線が集中する部分が考慮されないため
山本ら[8]	2007	画像中の物体の配置が考慮されないため
Sylvie ら[10]	2012	色の情報を用いているため
尾内ら[9]	2011	探索する範囲が制限されてしまう可能性があるため

本稿が目的とする構図での類似判定では、以下に示す 3 点を満たす必要がある。

1. 色の情報を用いない
2. 構図の要素となる位置を扱える
3. 画像中で強調されている部分を扱える

表 3.1 でまとめた関連研究では、1~3 を同時に満たす手法は存在しない。既存の手法の内、SIFT や SURF 等の局所特徴量を用いた画像検索では位置を扱うことができない。また、エッジを用いた場合は画像中で視線が集中する部分を考慮した類似画像の検索を行うことができない。本稿の目的を達成するために 1~3 を満たす手法は構図による画像検索を行う上で必要となる。

3. 提案手法

本節では、構図をもとに検索を行う手法を提案する。本稿では構図の類似性を判定するために、画像中の強調されている部分に対する位置と、その類似性を利用することを考えた。構図を基に検索を行うために以下の 2 点を手法に取り入れた。

1. 画像中の強調された部分の位置と、その画像の特徴の利用
2. 強調された部分以外での差異は許容

画像中で強調されている部分は視線が集中しやすいので、Saliency Map を適用することによって主要な部分の抽出を行う。

強調されていない部分とは、例えば屋外で撮影された画像を例に挙げると、木や草、空などといったような部分である。強調されていない部分は写真の主題ではないので、絵画に描かれる時は細かく描かれず、写真と差異が生じる。よって提案する手法では強調されていない部分以外における差異は許容する。

手法の概要を図 3.1 で示す。提案する手法では、クライアントとサーバの存在を仮定する。クライアントは絵画画像をサーバへ入力する。サーバは入力された絵画画像をもとに、構図が類似している写真画像の検索を行う。

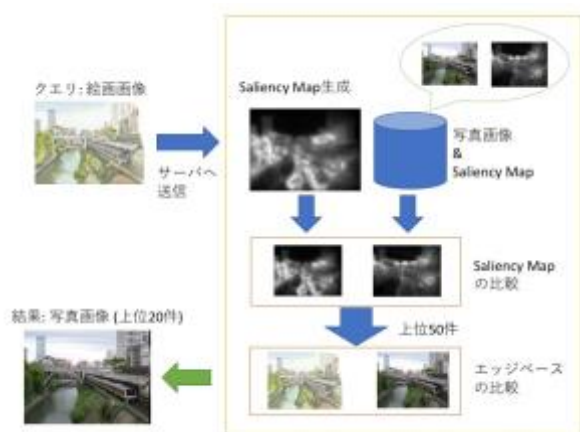


図 3.1 提案手法の概要

サーバは写真の画像と、各写真画像に対応する Saliency Map を保存する。利用者はクエリとして絵画画像を検索対象となるサーバに送る。サーバでは入力として受けとった絵画画像をもとに Saliency Map を生成する。2 画像の比較は、まず Saliency Map 同士の比較を行う。Saliency Map の比較の結果、上位 50 件の写真画像に対して、Saliency Map 変換前の画像同士から抽出されるエッジを用いた比較を行う。検索結果は上位 20 件の写真画像を出力する。

3.1. 前処理

提案する手法は、前処理として画像に対して以下の 2 つの処理を行う。

1. Saliency Map の生成
2. エッジから得られる特徴量の抽出

提案手法では、前処理としてクエリとして入力された絵画画像をもとに Saliency Map を生成する。Saliency Map を生成するアルゴリズムは 2.1.1 項で説明した Statra [7] の手法を用いる。

本手法では、Saliency Map の生成をサーバで行う。検索対象の写真画像は、予め Saliency Map への変換を行う。利用者から入力された絵画画像は、サーバが絵画画像を受け取った後に Saliency Map の生成を行う。

Saliency Map は人間の視線が集中する部分は白く表現され、それ以外の部分は黒く表現される。Saliency Map を比較に用いることによって、画像において強調された部分の比較が可能となる。

Saliency Map 以外の画像特徴量として、多々良ら [15] が提案した手法で用いられている画像中のエッジから計算される特徴量を用いた。概要を図 3.2 に示す。山本らが提案した特徴量の計算では、画像から抽出されたエッジのピクセル同士の相対的な位置関係を用いる。

エッジの抽出には Canny エッジ検出法を用いる。Canny エッジ検出法は、画素値の微分値の上限値と下限値を決め、画素値の微分値が上限値以上、もしくは上限値と下限値の間であれば、ピクセルの周辺にエッジが存在していればエッジと判断する手法である。手順を以下に示す。

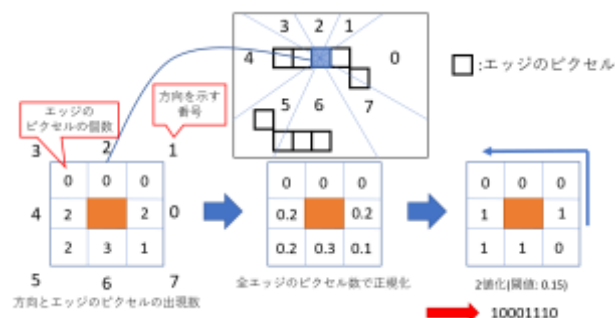


図 3.2 エッジから計算される特徴量の概要 ([15] Fig.5 よりトレース)

1. Canny エッジ検出法を用いたエッジ検出
2. 各エッジのピクセルから見た 8 方向に存在する他のエッジのピクセルのカウント
3. 各方向に存在するエッジのピクセル数を、全エッジのピクセル数の合計で正規化
4. 閾値(0.15)を用いて 2 値化を行い、図 3.2 中の方向を示す番号が 0 の方向から反時計回りに見ていき、バイナリパターンを生成
5. すべてのバイナリパターンからヒストグラムを生成
6. エッジのピクセルの総数は画像によって異なるため、ヒストグラムを画像中のエッジのピクセルの総数で正規化

パラメータは実験で使用するデータと合わせて決定する。提案手法では、Canny エッジ検出法で使用する微分値の上限値を 500、下限値を 300 とする。

3.1 節で示した制約より、強調された部分以外での差異は許容しなければならない。よって本手法では、視線が集中しない部分のエッジは特徴量の計算には含めない。視線が集中しない部分のエッジのピクセルを取り除くために Saliency Map を用いた。Saliency Map のピクセルの輝度を 256 階調のスケールで表現し、100 より小さい部分から得られたエッジは特徴量の計算に含めない。

3.2. 画像同士の比較方法

本手法では画像同士の比較を 2 段階に分けて行う。

1. Saliency Map による比較
2. エッジから得られる特徴量による比較

まず Saliency Map を用いて絵画画像と写真画像の比較を行う．そして比較した結果の上位 50 件の写真画像と絵画画像の比較をエッジから得られる特徴量を用いて行う．

Saliency Map の同士の比較方法では 2.2.1 で説明した Local Binary Pattern[4]を用いる．本手法では画像を分割してバイナリパターンのヒストグラムを生成する．最も精度が出たため，画像は縦と横はそれぞれ 8 分割する．バイナリパターンは交差法を用いた． a, b をそれぞれ画像のバイナリパターンの出現頻度に関するヒストグラムとし， a_i, b_i をそれぞれ i 番目のバイナリパターンの出現頻度とすると交差法による類似度 $S_k(k = 1, 2, 3, \dots, 8)$ は式(3.2)となる．

$$S_k = \sum_i \min(a_i, b_i) \quad (3.1)$$

分割された領域毎に類似度を計算する．最終的な 2 画像の類似度 S は，分割された領域の類似度の平均とする．式(3.3)に類似度を示す．

$$S = \frac{1}{8} \sum_{i=1}^8 S_i \quad (3.3)$$

2 画像の比較はサーバで行う．入力された絵画画像の Saliency Map とサーバが持つ写真画像の Saliency Map を一つずつ比較する．

画像を分割し，対応する位置の画像を比較することによって類似判定に位置情報を含めることができる．

エッジから得られる特徴は 3.2.2 節で説明した手法を用いる．エッジを用いて計算された特徴量は正規化されたヒストグラムとして表現され，画像ごとに生成される．2 画像の比較は，各画像のヒストグラムのユークリッド距離を用いる．比較は Saliency Map 同士の比較結果の上位 50 件に対して行う．検索結果は上位 20 件とする．

構図による検索を行うために必要な要素は，3.1 項で 1) 画像中の強調された部分の位置と，その画像特徴量の利用，2) 強調された部分以外での差異は許容，という 2 つの要素を上げた．1 は Saliency Map によって，画像中の強調された部分の抽出を行い，Local Binary Pattern による位置を考慮した計算によって実装した．2 に関しても Saliency Map を適用することによって，画像中の強調された部分以外の情報を切り捨てることができる．

4. 実験結果

実験結果を示す．4.1 項で実験の概要について説明を行う．4.2 項で実験の結果について説明を行う．

4.1. 実験概要

本稿の評価実験では，提案する手法と Bag of

Features[11]，Local Binary Pattern[4]との比較を行う．実験は絵画画像をクエリとし，クエリとして入力された絵画画像で描かれている場所に対応する複数の写真の中から検索を行う．

データセットとして絵画画像とそれに対応する複数の写真画像を用意する．絵画画像は書籍[13]から使用した．写真画像は Google 画像検索を用いた．検索は，絵画に描かれている場所をクエリとして収集した．絵画画像は 11 枚の jpg 画像を用意した．写真画像は，それぞれの絵画に対して約 300~800 枚の jpg 画像を用意した．集めた写真画像には絵画画像が数枚含まれていたため，絵画画像を削除したものを実験に使用した．本実験で用いたデータをまとめた表を表 4.1 に示す．ただし，表 4.1 の値は画像の枚数を示す．正解画像は絵画と構図が類似している写真画像であり，著者が人手により選んだものである．

表 4.1 本実験で用いたデータ (枚数)

絵画	絵画画像	写真画像	正解画像
赤門	1	294	19
銀閣寺	1	295	11
行幸通り	1	398	8
平川門	1	398	13
根津神社	1	793	15
ニコライ堂	1	394	5
二重橋	1	672	83
仁和寺	1	397	7
両国橋	1	366	14
下鴨神社	1	398	6
帝釈天	1	397	12

評価は絵画を入力とし，1) 構図が類似している写真画像をすべて出力できるか，2) 構図が類似した写真画像が検索結果の上位にランキングされるか，という要素を評価する．2 つの要素を評価するために Recall@20 を用いた．また，既存手法の上位 20 件に出力されず，提案手法で出力された正解画像の枚数も評価として用いた．

Recall@20 は，正解画像のうち，検索結果として出力された写真画像の割合で計算を行った．

既存手法の上位 20 件に出力されず，提案手法で出力された正解画像の枚数は，各絵画画像に対して，既存手法で検索されず，提案手法で検索できた正解画像の枚数である．

4.2. 結果

Recall@20 の結果を表 4.2 に示す．既存手法の上位 20 件以内に出力されず，提案手法で上位 20 件以内に出力された正解画像の枚数を表 4.3 に示す．

表 4.2 実験結果 (Recall@20)

絵画	Local Binary Pattern	Bag of Features	提案手法
赤門	0.000	0.053	0.105
銀閣寺	0.182	0.091	0.091
行幸通り	0.000	0.250	0.125
平川門	0.077	0.154	0.231
根津神社	0.067	0.133	0.000
ニコライ堂	0.200	0.200	0.000
二重橋	0.024	0.096	0.096
仁和寺	0.143	0.143	0.286
両国橋	0.071	0.214	0.214
下鴨神社	0.500	0.000	0.000
帝釈天	0.000	0.000	0.000

表 4.3 実験結果 (既存手法で検索されず、提案手法で検索された正解写真の枚数)

絵画	Local Binary Pattern	Bag of Features
赤門	2	2
銀閣寺	0	1
行幸通り	1	1
平川門	2	2
根津神社	0	0
ニコライ堂	0	0
二重橋	8	6
仁和寺	1	1
両国橋	2	2
下鴨神社	0	0
帝釈天	0	0

4.3. 考察

提案手法において、高い精度で抽出できた事例とできなかった事例について考察する。

高い精度で抽出できた事例として平川門について、絵画画像の Saliency Map (図 4.1) と検索結果 1 位となった写真画像 (図 4.2) を以下に示す。

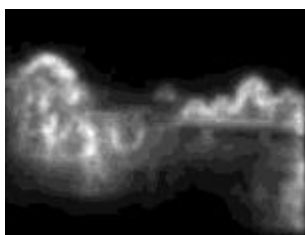


図 4.1 絵画画像の Saliency Map(平川門)

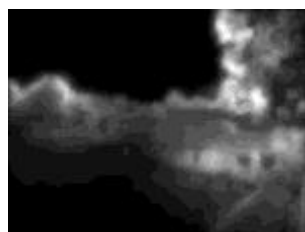


図 4.2 写真画像の Saliency Map(平川門)

平川門の事例では、視線が集中する部分の配置が概

ね類似しており、その後の処理であるエッジの類似性についても高い値が出ることにより、うまく抽出できたと考えられる。

次に、うまく抽出できなかった事例として、帝釈天について、絵画画像の Saliency Map (図 4.3) と抽出された写真画像の Saliency Map (図 4.4) を示す。

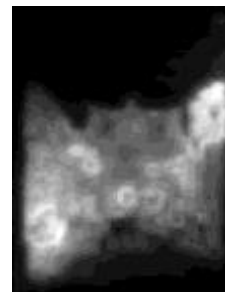


図 4.3 絵画画像の Saliency Map(帝釈天)

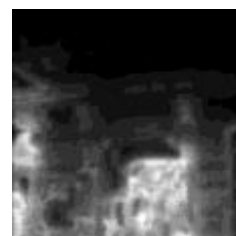


図 4.4 検索された写真画像の Saliency Map(帝釈天)

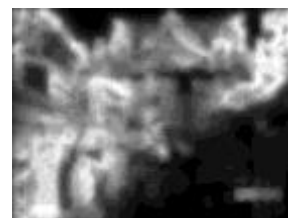


図 4.5 絵画画像の構図が類似している写真画像の Saliency Map(帝釈天)

図 4.3 と図 4.4 より、Saliency Map が類似しており、さらにエッジのパターンも一致してしまうと検索結果として出力されてしまう。

図 4.5 は、クエリとなる絵画画像の一部分と構図が類似している写真画像の Saliency Map の例である。この場合、構図が同じでも Saliency Map が異なることからうまく抽出できなかったと考えられる。

最後に、ニコライ堂の事例について示す。図 4.6 に絵画画像の Saliency Map, 図 4.7 に下位結果として検索された写真画像の Saliency Map を示す。

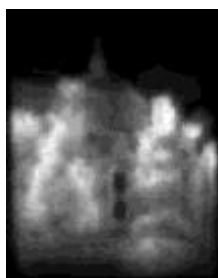


図 4.6 絵画画像の Saliency Map(ニコライ堂)

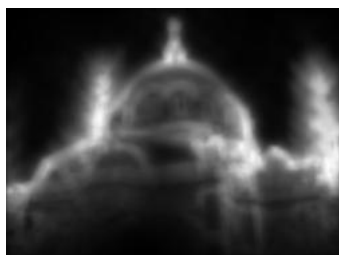


図 4.7 検索された写真画像の Saliency Map(ニコライ堂)

図 4.6, 図 4.7 は, 映し出されている建物は同一であるが, 映し出されている角度が異なる. つまり, 構図は同一ではなく本来は検索結果として抽出されるべき写真画像ではない. しかし, 写真を Saliency Map に変換すると, 角度の特徴量を十分に扱うことができなくなることから, 検索結果として抽出されたと考えられる.

5. おわりに

本稿では, 構図を用いた写真と絵画間の類似判定の手法を提案した. 提案手法は翻案権の保護を目的としており, 実際の判例をもとに手法を提案した. 提案手法では, 1) 写真および絵画中の主要な部分の特徴の利用, 2) 細かい部分の差異は考慮しない, という前提を置いた. これらの要素は Saliency Map を導入することによって実現した. 既存手法との比較を行い, 既存手法で検索できなかった写真画像を検索可能であることがわかったが, 精度向上は今後の課題である.

今後の課題として, 画像の一部分のみの構図が類似した画像の検索に対応すること, 物体が映し出されている角度を考慮できることが挙げられる.

参 考 文 献

- [1] 東京地方裁判所, 民事裁判, 平成 20 年 3 月 13 日, 裁判所 HP 参照(平成 19(ワ)1126 号).
- [2] Savita Goel, Komal Juneja, Akhilesh Verma and Swati Goel, A survey on recent image indexing and retrieval techniques for low-level feature extraction in cbir systems, in proceedings 2015 IEEE International Conference on Computational Intelligence & Communication Technology, pp.67-72, 2015.
- [3] Bui Tu and John Collomosse, Scalable sketch-based image retrieval using color gradient features, in proceedings IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, pp.1-8, 2015.
- [4] Matti Pietikäinen, Timo Ojala and Topi Mäenpää, Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, pp.971-987, 2002.
- [5] David G Lowe, Distinctive image features from scale-invariant keypoints, International journal of computer vision, Vol. 60, No. 2, Issue 2, pp.91-110, 2004.
- [6] Tinne Tuytelaars, Herbert Bay and Luc Van Gool, Surf: Speeded up robust features, in proceedings 9th European Conference on Computer Vision, pp.404-417, 2006.
- [7] Lihi Zelnik-Manor, Stas Goferman and Ayellet Tal, Context-aware saliency detection, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 34, No. 10, pp.1915-1926, 2012.
- [8] 星守, 大森匡, 山本敦, 小早川倫広, 構図に基づく類似画像検索のための類似度, 情報処理学会論文誌, Vol. 48, Issue 14, pp.82-90, 2007.
- [9] 太原育夫, 尾内克郎, 鈴木輝彦, 構図情報による類似画像検索のための特徴量抽出, 情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol. 10, Issue 2, pp.439-442, 2011.
- [10] Mohamed Lekkat and Sylvie Philipp-Foliguet, Object Retrieval in Image Databases Using Image Composition, in proceedings 16th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, pp. 159-166, 2003.
- [11] Josef Sivic and Andrew Zisserman, Video Google: A text retrieval approach to object matching in videos, in proceedings International Conference on Computer Vision, pp.1470-1477, 2003.
- [12] Yining Deng, B. S. Manjunath, Unsupervised Segmentation of Color-Texture Regions in Images and Video, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 23, Issue 8, pp.800-810, 2001.
- [13] 貝塚 代三, 東京と京都 水彩で描く魅力の風景, 日貿出版社, 2012.
- [14] Kalervo Järvelin and Jaana Kekäläinen, Cumulated gain-based evaluation of IR techniques, ACM Transactions on Information Systems, Vol. 20, Issue 4, pp.422-446, 2002.
- [15] 多々良 友英, 大橋 剛介, Canny エッジ検出による多重解像度エッジ画像を用いたスケッチ画像検索, 電気学会論文誌. C, 電子・情報・システム部門誌, Vol. 127, No. 11, pp.1880-1887, 2007.