

オイラーベクトルの特性を利用した局所的に改変された画像の検出手法

A Locally Modified Image Detection Method Using Euler Vector

藤田 雄大*
Takehiro FUJITA

細谷 剛*
Gou HOSOYA

八木 秀樹†
Hideki YAGI

平澤 茂一*
Shigeichi HIRASAWA

Abstract— This paper proposes a detection method of locally modified images by using a content-based image retrieval with an Euler vector. The Euler vector consists of the Euler numbers of a partial binary image which can be obtained from the significant bit planes of the gray tone images. These feature values are invariant under the modification of translation, rotation, scaling to the image. The proposed method for locally modified image detection applies modified Euler numbers of 7 bit planes images and uses for distance computation. We show by simulation result with image database that the precision of the proposed method is better than that of the conventional one.

Keywords— Euler vector, content-based image retrieval, image copy detection, copyright detection

1 はじめに

近年、インターネットやデジタルカメラの普及、各種メディアの大容量化によって、個人が扱えるデジタル画像の量が急増している。これらの画像は複製や編集・加工が容易であり、著作権を持つ画像が無断で改変、公開される不正使用の問題が増加している。このような状況下では人手で改変画像を検出することは困難であり、改変画像を自動で検出できるシステムに関する研究 [1], [2] が行われている。

改変画像検出システムには大きく分けて 2 つの方式が存在する。画像に電子透かしや管理 ID を埋め込む方式と類似画像の検索技術を応用した方式である。前者の方式は画像に事前処理を施す必要があり、その処理を行った画像しか検出できないという問題点がある。

類似画像検索は、画像自身の情報を数値化した特徴量を抽出した上、画像間の類似度を計算し、視覚的に類似している画像を検索する技術である。改変画像検出にはこの画像間の類似性を利用している。特徴量には色情報を用いた手法 [3] や形状情報を用いた手法 [4] がある。この方式では画像に事前処理を施す必要はないが、その検索精度は特徴量や類似度の測度に大きく依存するため、

* 〒 169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1 早稲田大学創造理工学研究科経営システム工学専攻, Major in Industrial and Management Systems Engineering, Graduate School of Creative Science and Engineering, Waseda University, 3-4-1, Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo, 169-8555 Japan. E-mail: fujita@hirasa.mgmt.waseda.ac.jp

† 〒 182-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1 電気通信大学先端領域教育研究センター, Education and Research Center for Frontier Science, The University of Electro-Communications, 1-5-1, Chofu-gaoka, Chofu, Tokyo, 182-8585 Japan.

その選択が重要となる。

類似画像検索を応用した改変画像検出に関する研究は数多く行われているが、その多くは大局的な幾何学改変や信号処理を施した改変が対象であり、インターネット上で多く行われている文字やロゴの挿入などの局所的改変を対象としていない。

本研究では局所的な改変画像の検出に対して有効な 2 値画像の大局的な特徴量であるオイラー数 [5] を利用した手法を提案する。オイラー数は画像の位相幾何学的な性質に関する特徴量であり、画素の連結性から算出され、画像の位相的な変化に対して不変である。オイラー数をグレースケール画像に対して拡張した特徴量はオイラーベクトル [6] と呼ばれる。オイラーベクトルはグレースケール画像をビットプレーン展開し、得られる各画像から算出した各オイラー数の組で表される。提案手法では局所的改変画像に強く、画像ごとに特徴付けられたベクトルを抽出するために、局所の変化に最も強いと考えられる最上位ビットプレーン画像と、下位ビットプレーン画像の 2 枚で新たなビットプレーン画像を作成する。これらを加えた 7 枚のビットプレーン画像から抽出したオイラー数と、各要素に重み付けを行った距離計算を行うことにより局所的改変画像の検出を行う。また画像データベースを用いた実験により提案手法の有効性を示す。

2 改変画像検出と局所的改変画像の検出

改変画像は元画像に対して視覚的に小さな変化を施した画像が多いため、元画像に対して類似性が高いものが多い。よって元画像と DB 内の画像の類似度を算出することで改変画像検出を行うことが可能である。ここで、改変前の画像を元画像と呼ぶ。

あらゆる改変画像を検出するため複数の特徴量を用いる手法がある。これらの手法には複数の特徴ベクトルを同時に保持し、各要素の差分が小さいものを用いて距離計算を行う手法 [1]、各種特徴ベクトルに最適な重みを与えることで複数の改変画像検出を行う手法 [2] がある。

局所的改変画像の検出に対しては画像を部分的に用いる手法 [2] や、局所の特徴量に注目した手法 [4] がある。しかしこれらの手法は 1 枚の画像から抽出する特徴量の情報が多くなる為、検出時の計算量が大きくなる問題点がある。本研究では局所的に文字や画像が挿入された改変画像を対象とし、部分画像や局所の特徴量を用いず

に検出することを目的とする。

3 従来手法

従来手法として類似画像検索に使われる特徴量であるオイラーベクトルについて述べる。オイラーベクトルは部分画像に注目せずに抽出できる特徴量であり一般に4つの整数によって構成される。

3.1 オイラー数 [5]

オイラー数は画素の連結性を考慮した特徴量で、回転、拡大、縮小、オブジェクトの変形等に対して不変である。画像内の連結されたオブジェクトの数と画像内の孔の数の差で算出される。ただし画像に対する拡大、縮小では、ノイズやその他の要因からオイラー数が変化することがある。

$N \times M$ の画素行列をもつ2値画像 I_B に対し、そのオイラー数 $E(I_B)$ は次式で与えられる。

$$E(I_B) = \sum_{i=1}^N R(i) - \sum_{i=2}^N O(i). \quad (1)$$

ここで i は画素行列の行数、 $R(i)$ は i 行目で黒画素が連続して出現する連 (run) の数、 $O(i)$ は i 行目と $i-1$ 行目で run 同士が隣接している数を表す。

図1にオブジェクト画素を黒、背景画素を白で表した $N=7, M=7$ の2値画像 I とそのオイラー数を示す。

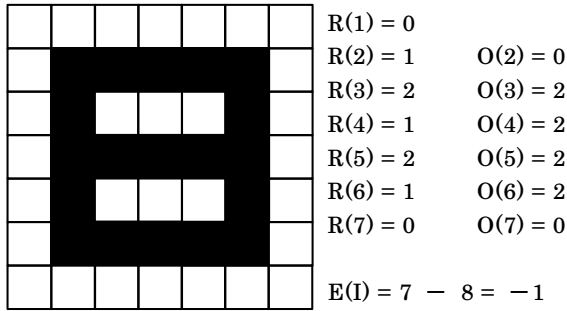


図1: 2値画像 I とオイラー数

3.2 オイラーベクトル [6]

オイラーベクトルはグレースケール画像の特徴量で、複数のオイラー数によって構成されるベクトルである。

カラー画像の場合でも輝度値を利用することによりオイラー数を算出することができる。ここで $N \times M$ の画素行列を持つカラー画像 I_C とする。行列の各成分は画素値に対応する輝度値である。以下にオイラーベクトルの算出アルゴリズムを示す。

[オイラーベクトルの算出]

- (A1) フィルタ処理によりノイズを除去する。
- (A2) 輝度値を0から255の間の整数値に正規化する。

- (A3) 各成分の輝度値を8ビットの2進数ベクトル

$(b_7, b_6, b_5, b_4, b_3, b_2, b_1, b_0)$ に変換する。ここでカラー画像 I_C は8つの2値画像であるビットプレーン画像 $I_{b_7}, I_{b_6}, I_{b_5}, I_{b_4}, I_{b_3}, I_{b_2}, I_{b_1}, I_{b_0}$ から構成される。

- (A4) 4つの最上位ビット (b_7, b_6, b_5, b_4) を保持する。
- (A5) ビットプレーン画像 $I_{b_7}, I_{b_6}, I_{b_5}, I_{b_4}$ から式(1)を用いてそれぞれオイラー数 E_7, E_6, E_5, E_4 を算出する。各オイラー数をまとめオイラーベクトル $V = (E_7, E_6, E_5, E_4)$ を得る。□

このようにして、オイラーベクトルによりグレースケール画像を特徴付けることができるため、局所的に文字や、画像が挿入された場合でもビットプレーンによっては特徴量の変化が少ない。

オイラーベクトルの算出方法には、様々なノイズに対応するために、(A3)において2進ベクトルをGrayコードに変換する手法 [7] なども提案されている。

3.3 Stacked Euler Vector [8](以下 SERVE)

本節では Step4 において下位のビットプレーンの情報をうまく活用するために、4つの最上位ビットを用いて新たなビットプレーン画像を作成する SERVE の算出アルゴリズムについて述べる。

[SERVE の算出]

- (B1) (A4) で得られた各画素のビットに対して以下の論理和を算出する。

$$b_7^{\text{aug}} = b_7, \quad (2)$$

$$b_m^{\text{aug}} = b_m \vee b_{m+1}^{\text{aug}}, \quad \text{for } m = 6, 5, 4. \quad (3)$$

- (B2) (B1) で得られた b_m^{aug} から新たなビットプレーン画像 $I_{b_7}^{\text{aug}}, I_{b_6}^{\text{aug}}, I_{b_5}^{\text{aug}}, I_{b_4}^{\text{aug}}$ を作成する。

- (B3) ビットプレーン画像 $I_{b_7}^{\text{aug}}, I_{b_6}^{\text{aug}}, I_{b_5}^{\text{aug}}, I_{b_4}^{\text{aug}}$ から式(1)を用いてそれぞれオイラー数 $E_7^{\text{aug}}, E_6^{\text{aug}}, E_5^{\text{aug}}, E_4^{\text{aug}}$ を算出する。各オイラー数をまとめ $S = (E_7^{\text{aug}}, E_6^{\text{aug}}, E_5^{\text{aug}}, E_4^{\text{aug}})$ とする。□

SERVE ではベクトルの各要素の絶対値が通常のオイラーベクトルよりも小さくなるため、ベクトル同士の距離を算出するとき大きな差を与えていた下位ビットでの影響が少なくなる。画像中にオブジェクトが1つだけ存在するようなオブジェクト画像に対する検索実験では文献 [6] よりも良い精度を示している手法である。

オイラーベクトルや SERVE は浮動小数点以下の演算を必要としないため計算量が少ないという利点がある。

3.4 オイラーベクトルを用いた改変画像検出手法

本節では従来手法となる改変画像検出アルゴリズムについて述べる．ここでDBの画像数は n_{DB} 枚とし画像のサイズは $N \times M$ に正規化されているものとする．

[従来手法]

(C1) (A5), (B3) で得られた8つのオイラー数の内、重複する E_7 を除く $ES=(E_6, E_5, E_4, E_{b7}^{\text{aug}}, E_6^{\text{aug}}, E_5^{\text{aug}}, E_4^{\text{aug}})$ を保持する．

(C2) 質問画像 I_q の特徴ベクトルを $ES(q)$, DB画像 I_i の特徴ベクトルを $ES(i)$ とする ($i=1, 2, \dots, n_{DB}$) 次式により質問画像 I_q とDB画像 I_i の距離 $d_1(q, i)$ の計算を行う．

$$d_1(q, i) = \left(\sum_{a=4}^6 (E_a(q) - E_a(i))^2 + \sum_{b=4}^7 (E_b^{\text{aug}}(q) - E_b^{\text{aug}}(i))^2 \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (4)$$

(C3) 算出した距離を値が小さいものから順にランキングし、上位画像を改変画像として検出する． □

4 提案手法

本節では局所的改変画像検出のための提案手法について述べる．

4.1 提案手法の概要

オイラーベクトルは局所的改変画像グループとその他の画像を区別して特徴付けることができるが、下位のビットプレーン画像のオイラー数が上位のものに比べて絶対値の大きい値をとりやすい．そのため、距離計算時に影響を受けやすくなり、下位ビットプレーン画像から抽出されるオイラー数の変化に対して大きな距離をとってしまう．一方、SURVEでは下位ビットのオイラー数の影響が少なく、元画像と局所的改変画像を特徴付けることができるが、その他の画像とのばらつきが小さいために誤検出が起りやすい．

そこで提案手法では下位オイラー数の与える影響を軽減しつつ、局所的改変画像グループを特徴付ける新たなビットプレーン画像を作成する．また抽出した各オイラー数に対して重みを与えることで局所的改変画像の検出を行う．

上記の着想をもとに、局所的改変画像検出手法を提案する．提案手法の(D2)のステップにおいて最上位ビットプレーン画像とその他のビットプレーンを組み合わせる．従来手法では下位のビットプレーン画像をそれより上位の全てのビットプレーン画像と組み合わせたビットプレーン画像が作成され、局所の変化には強いが画像を特徴付けにくく、少しの変化で検出漏れが起こってしま

う．一方提案手法では局所の変化に最も強いと考えられる最上位ビットプレーン画像との組み合わせだけで新たなビットプレーン画像を作成するため、画像を特徴づけ、局所の変化に強いビットプレーン画像を作成することが期待できる．また(D4)のステップにおいて距離計算時の重みを考慮することによってその効果を高める．

4.2 提案手法の改変画像検出アルゴリズム

以下に提案手法のアルゴリズムを示す．

[提案手法]

(D1) 手法[6]のアルゴリズムで質問画像とDB内の画像のオイラーベクトルを算出し、それぞれのオイラー数 E_6, E_5, E_4 を保持する．また(A4)で得られた各画素に対して以下の論理和を算出する．

$$b_l^{\text{add}} = b_l \vee b_7, \quad \text{for } m = 7, 6, 5, 4. \quad (5)$$

(D2) (D1)で得られた b_l^{add} から新たなビットプレーン画像 $I_{b7}^{\text{add}}, I_{b6}^{\text{add}}, I_{b5}^{\text{add}}, I_{b4}^{\text{add}}$ を作成する．それぞれの画像からオイラー数 $E_{b7}^{\text{add}}, E_6^{\text{add}}, E_5^{\text{add}}, E_4^{\text{add}}$ を算出する．

(D3) (D1),(D2)で算出した各オイラー数をまとめ $P=(E_6, E_5, E_4, E_{b7}^{\text{add}}, E_6^{\text{add}}, E_5^{\text{add}}, E_4^{\text{add}})$ を保持する．

(D4) 質問画像 I_q の特徴ベクトルを $P(q)$, DB画像 I_i ($i=1, 2, \dots, n_{DB}$)の特徴ベクトルを $P(i)$ とする．次式により質問画像 I_q とDB画像 I_i の距離 $d_2(q, i)$ の計算を行う．

$$\delta_1(q, i) = \alpha \left(\sum_{a=4}^6 (E_a(q) - E_a(i))^2 \right), \quad (6)$$

$$\delta_2(q, i) = (1 - \alpha) \left(\sum_{b=4}^7 (E_b^{\text{add}}(q) - E_b^{\text{add}}(i))^2 \right), \quad (7)$$

$$d_2(q, i) = \left(\delta_1(q, i) + \delta_2(q, i) \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (8)$$

ここで $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$ はパラメータである．

(D5) 算出した距離を値が小さいものから順にランキングし、上位画像を改変画像として検出する． □

5 実験と考察

本節では画像データベースを用いて実験を行うことにより提案手法の有効性を示す．

5.1 検出する改変画像

本実験では改変前の画像に対し、検出対象の改変画像をインターネット上に多いと思われる文字挿入やロゴ挿入等の改変を施した画像とする．

[実験 1] 局所的改変の詳細は次の通りである．

[Copy1: 文字挿入 1]

「Waseda University (黒文字)」、「早稲田大学 (黒文字)」、「2008@waseda (灰色文字)」という文字をサイズ 20 で元画像の 4 隅と真中に挿入する。(15 種類)

[Copy2: 文字挿入 2]

「SAMPLE」という文字をサイズ 30 以上 50 以下で元画像中に最大で 4 文字挿入する。(4 種類)

[Copy3: ロゴ挿入]

「早稲田大学のホームページのロゴ」(160 × 40 画素)、「早稲田大学の校章 100 × 100 画素」の画像とそれを白黒反転させたものを元画像の 4 隅と真中に挿入する。(20 種類)

[Copy4: 文字+ロゴ挿入]

Copy3 で使用した「早稲田大学の校章」(通常と反転)のロゴが挿入されていない部分に Copy1 で使用した「Waseda University (黒文字)」を挿入する。(5 種類)



図 2: 文字挿入の画像例

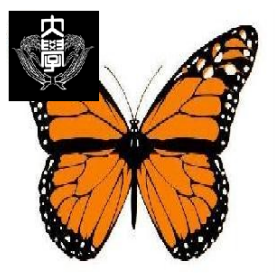


図 3: ロゴ挿入の画像例

元画像を質問画像として提示したときに、元画像を含めたこれら 45 種類の画像を検出の対象とする。

[実験 2]

実験 1 の変化に加え画像に次のような大局的変化を施す。ここで変化はサイズ変更, 回転, 反転, 明るさ変更, コントラスト, ノイズ, 尖鋭化, ぼかしの 8 種類でそれぞれ程度を変えて 2 通り実行し, 計 16 種類の改変画像を作成する。

I. 局所的改変のみを検出対象とした実験, II. 全ての改変を検出対象とした実験をそれぞれ行う。

5.2 画像データベース

実験には類似画像検索で用いられている Caltech101[9] を基に作成した画像 DB を使用する。画像サイズは $N = 300$, $M = 300$ である。

画像データの集合は質問画像となる元画像が 8 枚, 元画像に対する局所的改変画像が各 44 枚, 元画像の類似画像が各 50 枚, 無関係画像 1240 枚の計 2000 枚である。実験 2 ではこれに加えて大局的改変画像を元画像に対して各 16 枚用意する。

5.3 評価方法

評価指標には次式で定義される再現率 P , 適合率 R を用いる。

$$P = \frac{N_r}{N_n}, \quad (9)$$

$$R = \frac{N_r}{N_c}. \quad (10)$$

但し, N_r は元画像を含め検出した改変画像数, N_n は元画像を含めた検出すべき改変画像数, N_c は検出された全ての画像数である。

また本実験では検出結果上位 10, 20, 30, 40, 45, 50 件で評価を行う。提案手法で用いたパラメータは $\alpha = 0.2$ である。

5.4 実験結果 [実験 1]

比較手法として画像を 4×4 のサブブロックに分割し, 各サブブロックの平均輝度値を 16 次元の特徴ベクトルとする手法を用いた。また比較手法ではランキングにベクトル間のユークリッド距離を計算し, 従来手法, 提案手法と同様に検出を行う。

上記の条件で実験 1 を行い表 1, 表 2 にそれぞれ各手法での平均再現率 P , 平均適合率 R を示す。

表 1. 平均再現率の比較

検出枚数	比較手法	従来手法	提案手法
10	0.219	0.222	0.222
20	0.428	0.439	0.442
30	0.625	0.608	0.631
40	0.736	0.736	0.803
45	0.764	0.775	0.853
50	0.786	0.814	0.883

表 2. 平均適合率の比較

検出枚数	比較手法	従来手法	提案手法
10	1.000	1.000	1.000
20	0.963	0.988	0.994
30	0.938	0.913	0.946
40	0.828	0.828	0.903
45	0.764	0.775	0.853
50	0.708	0.733	0.795

表 1, 2 より上位 45 件の検出結果を比べると, 提案手法は比較手法に対して 0.089, 従来手法に対して 0.078 向上している. ここで 45 件は改変画像数である.

表 3 に改変画像種別の平均検出枚数を示す.

表 3. 改変種類別の平均検出枚数

改変の種類	比較手法	従来手法	提案手法
Copy1	15.0	12.0	13.8
Copy2	2.5	1.88	2.3
Copy3	14.2	19	19.5
Copy4	2.5	2.75	3.3

表 3 より提案手法は従来手法に対して文字挿入, ロゴ挿入の平均検出枚数が増えている. 比較手法に対して文字挿入の精度は劣るが, ロゴ挿入の精度は大きく向上している.

表 4 に従来手法でも式 (8) の距離計算を行ったときのパラメータ α による上位 45 件の検出結果を示す.

表 4. パラメータ α の比較

α	従来手法	提案手法
0.5	0.775	0.819
0.4	0.800	0.836
0.3	0.819	0.847
0.2	0.843	0.853
0.1	0.836	0.844

表 4 よりパラメータ α による精度の向上が従来手法, 提案手法の両方に対して見られる.

5.5 考察 [実験 1]

- 表 1, 2 より提案手法が従来手法に比べて精度が向上している. 共に元画像と改変画像は似通ったベクトルを抽出しているが, DB 内の全ての画像で従来手法で新たに作成されたベクトル $E_{b7}^{aug}, E_6^{aug}, E_5^{aug}, E_4^{aug}$ の各要素の標準偏差がそれぞれ 105.2, 88.5, 83.8, 69.8 であるのに対し, 提案手法で新たに作成されたベクトル $E_{b7}^{add}, E_6^{add}, E_5^{add}, E_4^{add}$ の各要素の標準偏差はそれぞれ 105.2, 88.5, 174.1, 217.7 であった. これにより提案手法で, より画像ごとを特徴付けるベクトルを抽出できていると考えられる.
- 表 3 より比較手法に比べて従来手法, 提案手法は, ロゴ挿入に対して精度が高いが, 文字挿入に対しては精度が低い. これは文字挿入がロゴ挿入に比べて画像内で変化する画素数が少ないので, 部分画像での比較が有効なためである. 一方オイラーベクトルを用いた手法は 1 文字を 1 つのオブジェクトとして認識するので, 文字数が多い挿入に対しての精度が劣っている. また灰色の文字を挿入した場合には上位ビットに変化はないが下位ビットで大きな変化が起きるため従来手法で検出率が

低下している. 提案手法では新たに抽出したベクトルに重みをつけることにより, これらの画像と元画像の距離が小さくなったために検出枚数が向上したと考えられる. 検出結果から挿入位置による精度の違いは特に見られなかった.

- 表 4 よりパラメータ α を用いた距離計算を行うことで従来手法, 提案手法, 共に精度が向上している. α が小さい方が精度が良いのは, 他の要素より絶対値の大きい値をとる要素の影響を軽減しているため, 局所的改変に対して変化の少ないベクトルの要素を効果的に利用できているからであると考えられる. 今回の実験ではパラメータを予備実験により設定したが, 様々な DB に対応するためには適切な閾値を自動で設定する手法が必要である.

5.6 実験結果 [実験 2]

表 5 に実験 2 を行い I. 局所的改変画像のみを正解としたときの適合率, 表 6 に II. 全ての改変画像を正解としたときの適合率を示す.

表 5. 局所的画像検出の平均適合率の比較

検出枚数	比較手法	従来手法	提案手法
10	0.175	0.488	0.488
20	0.469	0.700	0.700
30	0.571	0.750	0.775
40	0.638	0.728	0.781
45	0.650	0.706	0.775
50	0.640	0.675	0.753

表 6. 改変画像検出の平均適合率の比較

検出枚数	比較手法	従来手法	提案手法
10	1.000	1.000	1.000
20	0.994	0.944	0.994
30	0.983	0.963	0.988
40	0.972	0.916	0.963
45	0.956	0.881	0.947
50	0.920	0.750	0.915

表 5 より局所的改変画像のみを正解としたときに提案手法は他の手法に比べ上位 20 件以降で高い適合率を達成している. しかし表 6 より全ての改変画像を検出対象としたときの精度は上位 50 件で比較手法に対して 0.05 低下している.

5.7 考察 [実験 2]

- 表 5 より提案手法は改変画像全体の検出を考えた場合でも, 局所的改変画像の検出に適していると考えられる. 上位 10 件での適合率が 0.488 であるのは, オイラーベクトルの変化が少ない幾何学的改変である拡大, 回転, 反転を検出しているためである. そのため全ての改変を正解とした場合の適合率は 1.000 になっている. 幾何学的変化のうち

縮小が検出できていなかったのは、縮小時の画像情報の損失が大きいためであると考えられる。検出対象を局所的改変画像のみとしたときも、比較手法や従来手法に比べて高い適合率を保っているため提案手法は局所的改変画像をより上位に検出することができる。

2. 表6より全ての改変画像を検出対象とした場合、提案手法の精度は比較手法に比べやや低下する。比較手法が多くの大局的改変画像を検出しているのに対して、オイラーベクトルを使用した手法は程度の強いノイズやぼかし等の信号処理を伴う改変に対応できないためである。しかし従来手法に比べ精度は向上している。これは従来手法がランキング下位で無関係画像を検出しているのに対し、提案手法が局所的改変以外の改変を検出しているからである。比較手法の特徴ベクトルが16次元なのに対して従来手法、提案手法の特徴ベクトルは7次元であるので大規模なDBを対象とした場合に計算量などの観点からは提案手法は十分有効であると考えられる。また上位50件でも高い適合率を保っているため、ユーザーに改変候補画像を提示するという意味でも有効性があると考えられる。

本研究では局所的改変画像のみを検出の対象とし実験を行ったが、実際の改変画像検出の際には様々な改変に対応する必要がある。提案手法は局所的改変画像の検出に対して高い適合率を示しているため、そのような画像の検出を行う目的に対して有効である。また提案手法で抽出したベクトルを[1]や[2]の手法に組み込むことにより、精度の高い局所的改変画像の検出が可能になると考えられる。

6 まとめと今後の課題

本稿では局所的改変画像を対象とした、部分的な画像を用いない改変画像検出手法を提案し、実験によりその有効性を示した。適用した画像DBに対しては局所的改変画像を上位で検出することを示せたが、実問題に適用する上で程度の強いノイズやぼかし等の信号処理を伴う改変画像、さらに複数の改変が同時に施された改変画像の検出等については改善しなければならない点が残っている。更にDB画像枚数が多くなった場合には、質問画像と似たようなベクトルをとる画像が増加する可能性がある。これらについては他の特徴量を援用する等の対応が必要であると考えられる。

また、インターネット上には局所的な改変だけでなく様々な改変が存在するため、それらを全て検出するための実用可能な改変画像検出システムを構築することは大きな課題である。

謝辞: 本研究の成果の一部は電気通信普及財団の2006, 2007年度「WEBコンテンツの著作権侵害検出サーチエンジンに関する研究」の助成による。

参考文献

- [1] B. Li, E. Y. Chang, "Discovery of a perceptual distance function for measuring image similarity," *ACM Multimedia Journal Special Issue on Content-Based Image Retrieval*, vol.8, no.6, pp.512-522, Apr. 2003.
- [2] 吉田忠城, 赤間浩樹, 山室雅司, 串間和彦, 榎谷浩章, 辻敏弘, 原田健次, "類似画像検索方式の改変画像検出への適用—デジタルコンテンツ保護・流通システムへの適用と評価," *情報学論*, vol.42, no.1, pp.171-181, Jan. 2001.
- [3] 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.
- [4] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *International Journal of Computer Vision*, vol.60, no.2, pp.91-110, Nov. 2004.
- [5] S. B. Gray, "Local properties of binary images in two dimensions," *IEEE Trans. Computers*, vol.c-20, no. 5, pp.551-561, May. 1971.
- [6] A. Bishnu, B. B. Bhattacharya, M. K. Kundu, C. A. Murthy, and T. Acharya, "Euler vector: A combinatorial signature for gray-tone images," *Proc. International Conference on Information Technology: Coding and Computing*, pp.121-127, Apr. 2001.
- [7] A. Bishnu, B. B. Bhattacharya, M. K. Kundu, C.A. Murthy, and T. Acharya, "Euler vector for search and retrieval of gray-tone images," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol.b-35, pp.801-812, Aug. 2005.
- [8] A. Bishnu, and B. B. Bhattacharya, "Stacked Euler vector (SERVE): A Gray-tone image feature based on bit-plane augmentation," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.29, pp.350-355, Feb. 2005.
- [9] Caltech 101 image data set. [online].available: http://www.vision.caltech.edu/Image_Datasets/Caltech101/Caltech101.html