

射影変換に頑強な高精度ピクトグラムマッチング方式

上西 くるみ^{†1} 青木 輝勝^{†2}

A Novel Pictogram Matching Method with Robustness for projective transformation

KURUMI KAMINISHI^{†1} TERUMASA AOKI^{†2}

1. はじめに

画像マッチングはコンピュータビジョンにおける基盤となる技術の一つである[1]。画像検索、物体認識、画像分類、3D オブジェクトの作成など、画像マッチングの用途は幅広い。画像マッチングは対象とする2つの画像間の相関関係を見つける技術であるが、撮影環境が異なる画像間の照合には様々な課題が残されている。

画像マッチングを行うにあたり、現在 SIFT[2]や SURF[3]などが広く用いられている。一般的に、複雑な画像（日常の写真などの自然画像）ほど画像マッチングが難しいと考えられており、SIFT や SURF はそのような複雑な画像に対応できる記述子を持っている。しかし、これらの手法は局所特徴量を用いるため、単純な画像（ピクトグラムなど）に適応すると著しくマッチング精度が劣化してしまう。

ピクトグラム (pictogram) とは、「絵文字」という意味であり、簡単な絵の記号のことを示す。ピクトグラムというと、標識や看板に描かれたものを示すことが多いが、パソコン画面上のアイコン、企業のロゴなどの簡単な図形も意味する場合もある。日本においてピクトグラムは、1964年の東京オリンピックの時に生まれ、文字だけでは理解することが難しい外国人観光客のために用いられ、現在、必須の文字記号となっていると言える。ここで、ピクトグラムは少ない数の色で単調に、単純な図形で表されているため、特徴の少ない画像とすることができる。そのため、人の目で見て確認することは容易であるが、画像マッチングにおいてはそれが逆に困難度を高めている。

近年、上述の局所特徴量とは別の流れとして、画像マッチングを行うにあたり、物体認識の重要な手がかりである形状に関する形状記述子の開発に大きな注目が向けられている。形状記述子は物体の形状の特徴化を目的としている

特徴記述子である[4]。本研究ではピクトグラムの形状に注目し、様々な条件下でのピクトグラムの認識を可能にするための形状記述子を開発する。

ピクトグラムのマッチングができれば、交通標識、企業ロゴ、看板の絵記号などがコンピュータ上で読み取ることができるようになる。それが可能になることで、カーナビゲーションや携帯カメラとの連携アプリケーションに利用できる貴重な技術となる。例えば、携帯カメラで企業のロゴや商品を表す記号を読み取ることができると、QR コードやバーコードの代わりにピクトグラムを用い、デザイン性を損なわずに利用することができるようになる。しかし、実際は標識や看板などに対して垂直にカメラを構えることはほとんどない。撮影画像の射影変換は、撮影変化の中でも最も起こりやすく、マッチングの一番の課題とされている。そこで本研究では、CN (Characteristic Number) [5]と呼ばれる形状記述子を基礎とした、撮影条件の変化、特に射影変換に頑強なピクトグラムマッチングの新方式を提案する。



図1 提案方式の概要

^{†1} 東北大学情報科学研究科
TOHOKU University Graduate School of Information Sciences
^{†2} 東北大学未来科学技術共同研究センター
TOHOKU University New Industry Creation Hatchery Center

2. 既存研究とその課題

2.1 SIFT 特徴量

SIFT (Scale Invariant Feature Transform) 特徴量は、画像中の局所領域の特徴量を記述するものであり Lowe によって提案された。画像のスケール変化や回転、明るさに不変であるという特徴を持ち、SIFT の拡張も多く提案されている。SIFT のアルゴリズムは以下の 4 つの段階からできている[7]。

- | | | |
|----------|---|-------------------|
| キーポイント検出 | { | 1. スケールとキーポイントの算出 |
| | | 2. キーポイントのローカライズ |
| 特徴量の記述 | { | 3. オリエンテーションの算出 |
| | | 4. 特徴量の算出 |

SIFT を用いたアプリケーションには、対応点探索による画像のマッチング、特定画像を用いた物体認識、画像分類など多くのものがある。これらはほとんど自然画像を対象としているので、SIFT 特徴量のアルゴリズムで正常に機能する。しかし、この対象がピクトグラムに置き換わった場合、多くの問題が生じてしまう。

1 つ目の問題は、ピクトグラムから検出される SIFT のキーポイントの数が少ないことである。キーポイント算出の際、輝度勾配が急な部分を探すが、ピクトグラムでは使われている色が少ないことが多く、輝度勾配が急な部分はエッジを除いてほとんど見つからない。さらに、キーポイントのローカライズによって、エッジのキーポイントの削除が行われるため、元々少なかったキーポイント候補点がさらに減ってしまうことになる。

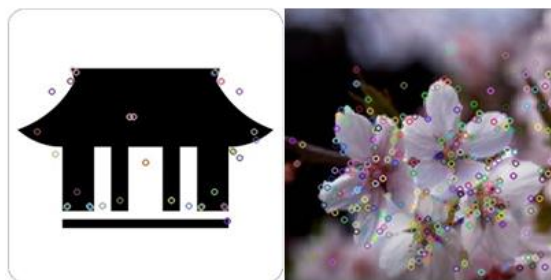


図2 特徴点の数の比較
 (左:ピクトグラム、右:自然画像)

2 つ目の問題は、異なるキーポイントをマッチングさせてしまう確率が高くなってしまうことである。SIFT アルゴリズムでは、キーポイントに固有のオリエンテーションが決められるが、ピクトグラムは画像内に特徴が少ないため、左右対称の図形や他の箇所と同じ図形がある場合、キーポイントのオリエンテーションが同じ値になってしまう。また、特徴ベクトルの記述もオリエンテーションのベクトル

算出と同じ方法を用いていることから、同じオリエンテーション、特徴ベクトルを持った異なるキーポイントが検出されてしまい、異なったキーポイントを同一のキーポイントと誤って認識し、マッチしてしまう。



図3 左右対称のピクトグラムのオリエンテーション誤りの例

以上の 2 つの問題から、SIFT を用いてピクトグラムマッチングを行うことは困難である。SIFT を用いた場合のピクトグラムマッチング結果については 4.2 で示す。

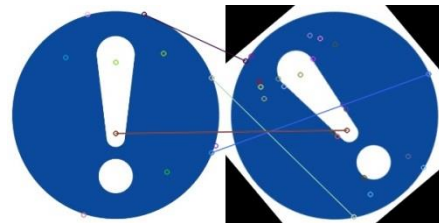


図4 SIFT でのピクトグラムマッチング失敗例

2.2 CN (Characteristic Number) の定義

CN (Characteristic Number) [5]は、Luo らによって提案された形状記述子であり、多くの構造情報が組み込まれるように、複比を拡張した幾何学不変量である。文献[5]では、この CN が従来手法である SC (shape context) [8]や CRS (cross ratio spectrum) [9]よりも射影変換に頑強で、実行時間も速いことが実証されている。

一般に、射影変換によって角度や長さ、面積などの指標は簡単に変動してしまう。このため、これらの値は不変量として不適である。一方、このような難しい条件の射影変換で、不変量となるのが複比である。同一直線上にある 4 点からなる複比は式(1)のように表される。

$$\text{crossratio}(P_1, P_2, P_3, P_4) = \frac{P_1P_3/P_2P_4}{P_2P_3/P_1P_4} \quad (1)$$

$P_i P_j$ は線分を示し、 $\text{crossratio}(P_1, P_2, P_3, P_4)$ は射影変換下でも一定の値になる。このように複比は射影不変であるので、図 5 の記号を用いると、以下の式が成り立つ。

$$\text{crossratio}(P_1, I_1, I_2, P_k) = \text{crossratio}(P'_1, I'_1, I'_2, P'_k) \quad (2)$$

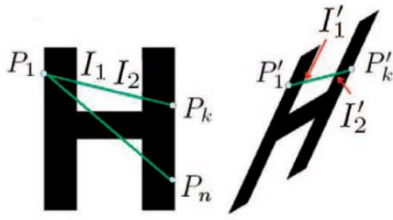


図5 複比の例[9]

CN は、凸包上の等間隔の点を P_i 、線分 P_iP_{i+1} と内部構造との交点を $Q_i^{(j)}$ として、

$$Q_i^{(j)} = a_i^{(j)}P_i + b_i^{(j)}P_{i+1} \quad (3)$$

$$CN(P_i, P_j, P_k) = \prod_{i=1}^3 \prod_{j=1}^n \left(\frac{a_i^{(j)}}{b_i^{(j)}} \right) \quad (4)$$

と定義される。ここで、 n は各線分上の交点の数のうち、一番少ない数である。ここで、線分 P_iP_{i+x} (x は i 以外の任意の数) とし、 $n=2$ の時、CN の値は点 $P_i, Q_i^{(1)}, Q_i^{(2)}, P_{i+x}$ からなる複比に等しいので、一般的に CN は複比の拡張であり、射影不変であると言える。

CN 特徴量の具体的な算出アルゴリズムは以下の通りである。

1. 対象の凸包上に反時計回りで等間隔のサンプル点 P_i を取る。
2. 三角形を形成するように点 P_i, P_j, P_k を選ぶ。
ここで、3 点が同一線上にあるとき $CN=0$ とし、同一線上にない場合は 3 点で三角形を形成する。
3. 三角形の各辺が点 $Q_i^{(j)}$ で内部形状と交差、それらの点から CN 値を計算する。
4. 形状記述子のベクトル、CN 値を連結する。

$$\text{Descriptor} = \left(CN(P_i, P_j, P_k) \right)_{1 \times C_n^3} \quad (5)$$

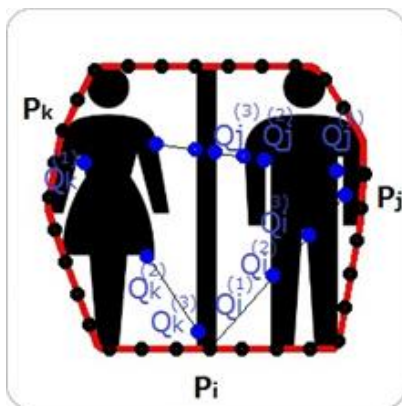


図6 CN の計算例

以上のアルゴリズムの例外の対策として、凸包までの距離が閾値より近い交点を削除したり、形成した三角形のある辺が点を持たない場合、他の辺上の点の数によって式(4)を変更したりする、といった処理がある。

また、CN における 2 枚の画像の類似度は、それぞれの画像の CN 値のヒストグラム同士に交差法を用いて算出する。形状 Q と T の類似度 S は、正規化された特徴量 $\tilde{D}(Q), \tilde{D}(T)$ を用いて以下の式で求められる。

$$S = \text{sum}(\min(\tilde{D}(Q), \tilde{D}(T))) \quad (6)$$

2.3 CN の課題

2.2 では CN について概説したが、この記述方式は射影変換に対して大きな問題点がある。それは、サンプル点 P_i が射影不変でないことである。CN は複比を用いるために射影不変であると述べた。しかし、CN 特徴量は対象の凸包上に反時計回りで等間隔にとったサンプル点 P_i を用いている。このサンプル点の位置は、射影変換により対象が変形することで簡単に位置が変わってしまう。よって、照合することができない場合が少なからず生じる。

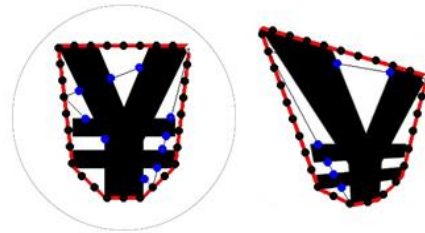


図7 参照画像(左)と射影変換画像(右)の CN 実行例

例えば、図7のように大きな射影変換が起こってしまうと、サンプル点の位置がずれ、それにより得られる交点の数と距離が変化してしまう。実際の撮影画像では、対象が正面から写っていることは少なく、射影変換を伴う可能性が非常に高いため、この問題点を解決しなければ実用化は難しいと言える。

2.4 射影変換にロバストなサンプル点の選択

本節では、筆者が以前に提案した撮影条件の変化に頑強な形状記述子[6]のうち、射影変換に特化した部分について説明する。CN の射影変換の問題は、サンプル点の位置の変化であることを 2.3 にて説明した。そこで、サンプル点を凸包上に等間隔に取るのではなく、画像によって射影変換に強い点を選択することとした。

具体的には、複比以外の新たな射影不変要素として凸包のコーナーに着目する。図8に、参照画像と射影変換を伴った画像に対し、凸包を描くコーナーを検出した結果を示す。



図8 参照画像（左）と射影変換画像（真ん中、右）の凸包コーナー検出

図8から、射影変換画像の凸包のコーナーはそれぞれの元画像の凸包のコーナーとほぼ同じ箇所にてできていることが分かる。ゆえに、凸包のコーナーの位置は射影変換に強い要素であると言える。

この手法では、射影変換にロバストなサンプル点を選択するため、射影変換画像の凸包のコーナー点の位置が元画像のものと同じするものを選び、それらを基準サンプル点とし、サンプル点の作成に応用させる。以下に、画像によって選択する基準サンプル点の数を決定し、サンプル点を生成するアルゴリズムを示す。

1. $n=3$ とする。
2. 射影変換画像の凸包コーナー点を検出し、その中で対の囲む面積が最大となる n 点を選ぶ。
3. その n 点で囲まれた面積の凸包の面積に対する割合が、閾値よりも大きい場合は基準サンプル点の数を n 点と決定し、5へ移る。
4. n 点では面積の割合が閾値よりも小さい場合、 n を1増やし、それが6未満の時、2に戻る。
 n が6になった時、5へ移る。
5. 射影変換画像、参照画像の両方に対し、決定された数の、囲む面積最大となる基準サンプル点を取る。
6. 決定した基準サンプル点の間に等間隔に同じ数のサンプル点を取る。

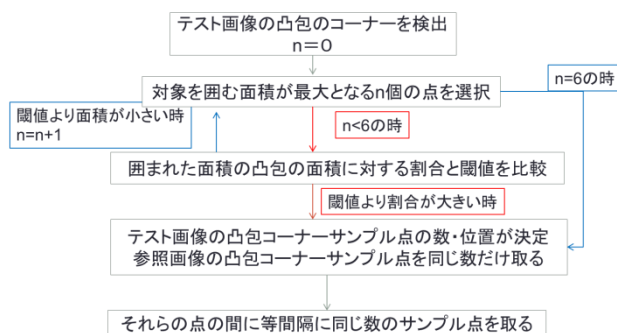


図9 射影変換にロバストなサンプル点の選択アルゴリズム

この手法は、基準サンプル点の数と、それらの点で囲むことができる面積に注目したものである。射影変換画像に対し、対象を囲む面積が最大となる基準サンプル点を4つだけ選択すると、内部情報を大きく失う場合がある（図10左上）。さらに、内部情報の損失により、射影変換画像から選んだ基準サンプル点が、元画像に対して同じ数だけ選択した基準サンプル点と位置が一致しないことが多い。図10の灰色の部分、凸包コーナー点で囲んだ際にその外側部分となり失われてしまう範囲を表す。ゆえに、内部情報を大きく失わせることのないように、凸包コーナー点を正しく取る面積の最低基準を定め、それに基づき点の数を決定する。これにより、射影変換にロバストなサンプル点を取ることができる。

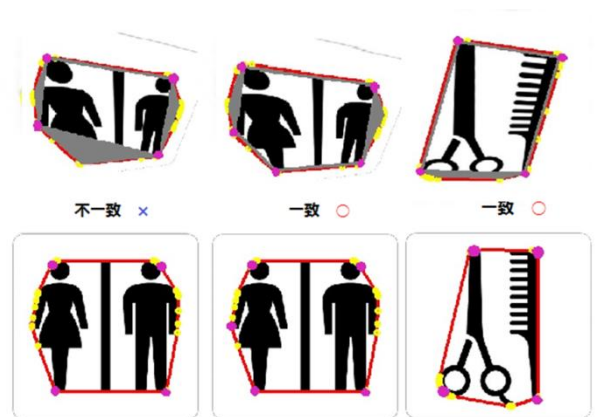


図10 基準サンプル点で囲んだ射影変換画像(上)と参照画像の(下)の凸包コーナー点の位置の比較

以上の議論から明らかなように、本アルゴリズムから得られたサンプル点は射影変換にロバストである。ゆえに、それらのサンプル点から算出された特徴量は射影変換にロバストであると言える。



図11 射影変換にロバストなサンプル点の選択による射影変換画像（上）と参照画像（下）の特徴量の算出

しかしながら、この手法には問題が2点内在していることがその後の実験で明らかになった。

1つ目の問題は、凸包のコーナーが多いものについて演算時間が大きくなってしまふことである。これは特に、円形のピクトグラムに顕著である。円形のピクトグラムは、凸包上全てのコーナー点がある。ゆえに、アルゴリズム手順2で全てのコーナー点での面積を求め、比較することになるため演算時間が非常に大きくなってしまふ。

2つ目の問題は、参照画像とは異なる基準サンプル点を選択してしまうことがあることである。これは特に、左右対称のピクトグラムに頻出する。この場合、面積がほとんど同じになる基準サンプル点が一通りでない時、異なる基準サンプル点を選択してしまう可能性が高い。

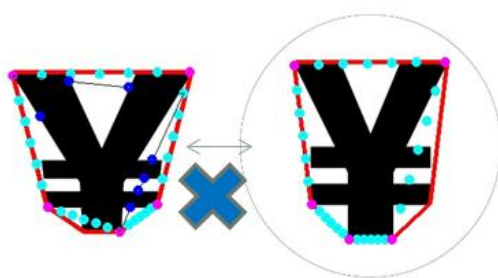


図12 サンプル点の選択失敗例

3.1 凸包コーナー点の削減

2.4で述べた手法において演算時間が大きいことの原因は、凸包コーナー点が多すぎることであった。ゆえに、凸包のコーナー点全てを用いるのではなく、コーナー点がある値まで減らした上で、必要な基準サンプル点を選ぶことができれば、演算時間を大幅に減らすことができる。この改良アルゴリズムを以下に示す。

- 1.凸包上のコーナー点のうち、点同士の距離が閾値より近いものを削除。
- 2.コーナー点の数が一定値より少ない時、処理終了。一定値より大きい場合、距離の閾値を大きくし、1へ戻る。

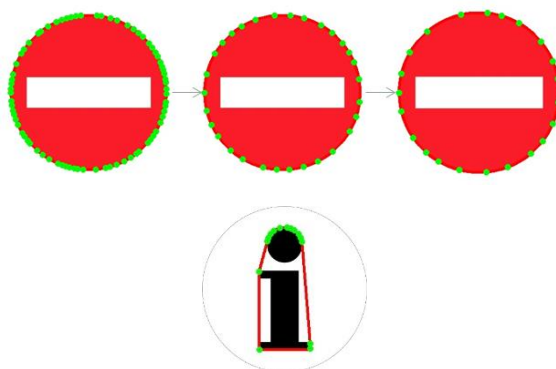


図14 サンプル点の削除の流れ
(上：円形、下：円形でないもの)

3. 提案手法

本章では、2.4で述べた射影変換にロバストなサンプル点選択時の2つの問題についての解決法を提案する。

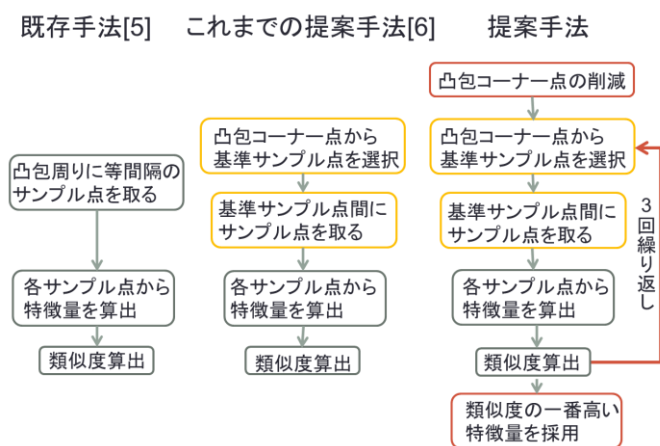


図13 提案手法、既存手法の概要

3.2 正しい基準サンプル点の選択

2.4の手法では基準サンプル点の位置が参照画像とテスト画像で異なってしまう可能性がある。それは、囲む面積が最大となる1組の基準サンプル点だけを使用しているためである。これを解決し、より頑強な形状記述子とするために、基準サンプル点となりうる複数の組について特徴量を算出し、その中から類似度が一番高いものを基準サンプル点とすることとする。この改良アルゴリズムを以下に示す。

1. 2.4のアルゴリズムの1から5までを行う。
2. テスト画像のピクトグラムを囲む面積最大となる点を基準サンプル点候補1とする。
3. 同様に、囲む面積が二番目に大きいもの、三番目に大きいものをそれぞれ基準サンプル点候補2、3とする。
4. 基準サンプル点候補1から3を用いて、テスト画像と参照画像との類似度を求め、一番高いものを基準サンプル点、求めるべき特徴量と類似度に決定する。

以上の2つの改良を加えることにより、演算時間が小さく、射影変換に強い形状記述子が得られる。次の4章でこの提案手法の評価を行い、有効性を実証する。

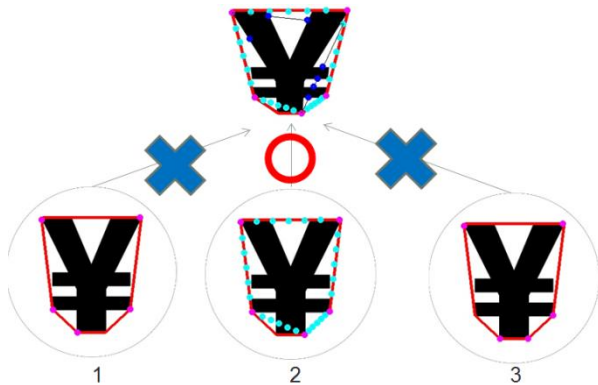


図15 正しい基準サンプル点の選択
(上：射影変換画像、下：参照画像
数字は囲む面積の大きさの順位を表す)

	0	30	45	60
0				
30				
45				
60				

図17 射影変換ピクトグラムの例
(それぞれ横/縦[度/度]に射影変換)

4. 評価実験

4.1 実験準備

評価実験には、ピクトグラム 30 枚を参照画像として使用した。ピクトグラムは標準案内用図記号[10]からランダムに 30 枚選択した。テスト画像は、参照画像を横方向と縦方向にそれぞれ 0、30、45、60[度] (縦横共に 0 度のものは除く) $4 \times 4 - 1 = 15$ 通りに回転させた計 450 枚の射影変換ピクトグラムを用いた。ここで、縦横それぞれ 0 度 60 度に射影変換した画像は、およそ地面から 6.5m の高さにある看板を、1.5m の高さにあるカメラで 3m 離れた場所から撮影した場合に起こる変換画像である。この例からも明らかのように、射影変換の範囲は実際に伴う変換を考慮した十分な範囲と言える。



図16 使用ピクトグラム[10]

4.2 予備実験 (SIFT によるピクトグラムマッチング)

2.1 では SIFT アルゴリズムなどの局所特徴量がピクトグラムに対しては有効でない理由を述べた。その考察を検証するため、予備実験として SIFT によるピクトグラム認識実験を行った。

テスト画像と参照画像を SIFT アルゴリズムでマッチングさせ、認識率を算出する。正しいマッチ点が 30 個以上取得できた場合を認識と判断し、その合計数をテスト画像の数で割ったものを認識率とする。比較対象のため、ピクトグラムの他に、自然画像 22 枚と簡単なイラスト 22 枚でも同様の射影変換を行い、SIFT での認識率を求めた。

以下に実験結果を示す。



図18 左：自然画像、右：簡単なイラストの例

表1 ピクトグラムに対する SIFT での実験結果

認識率 [%]	変換角度 (横/縦)				全画像
	0°	30°	45°	60°	
0°		0	0	0	0
30°	0	0	0	0	
45°	0	0	0	0	
60°	0	0	0	0	

表2 自然画像に対する SIFT での実験結果

認識率 [%]	変換角度 (横/縦)				全画像
	0°	30°	45°	60°	
0°		36.4	0	0	5.18
30°	40.9	0.45	0	0	
45°	0	0	0	0	
60°	0	0	0	0	

表3 簡単なイラストに対する SIFT での実験結果

認識率 [%]	変換角度 (横/縦)				全画像
	0°	30°	45°	60°	
0°		18.2	0	0	3.09
30°	18.2	5.5	0	0	
45°	4.5	0	0	0	
60°	0	0	0	0	

以上の結果から、SIFT が射影変換に脆弱であるということもあるが、縦横 30° までの射影変換で自然画像、イラストでは何枚かマッチングできた。しかし、ピクトグラムについては全変換 450 枚中で 1 枚もマッチングしないという結果であった。

これらの結果から明らかなように、SIFT アルゴリズムは現在画像マッチングにおける主流の方法であるが、画像内容が単純であるピクトグラムに対しては不適であることが分かる。ゆえに、ピクトグラムに対しては SIFT に代わる新しい手法が必要である。

4.3 本実験評価基準

本節以降では、本稿の提案手法の性能評価を行う。

以下の評価実験では、テスト画像と参照画像の類似度を求め、一番類似度が高い参照画像をマッチング結果とする。その結果が正しい画像であるか否かを調べ、正しい画像の認識率を算出する。類似度は、提案手法と既存手法（文献[5]）、これまでの提案手法（文献[6]）を用いて求め、認識率と演算時間を比較する。

4.4 実験結果

以下に実験結果を示す。

表4 提案手法の実験結果

認識率 [%]	変換角度 (横/縦)				全画像
	0°	30°	45°	60°	
0°		83.3	66.7	60.0	67.8
30°	86.7	76.7	63.3	63.3	
45°	80.0	70.0	70.0	63.3	
60°	50.0	53.3	60.0	70.0	

平均演算時間[ms]
10837

表5 既存手法（文献[5]）の実験結果

認識率 [%]	変換角度 (横/縦)				全画像
	0°	30°	45°	60°	
0°		76.7	56.7	33.3	56.7
30°	83.3	80.0	66.7	36.7	
45°	70.0	60.0	50.0	26.7	
60°	53.3	60.0	46.7	50.0	

平均演算時間[ms]
8124

表6 これまでの提案手法（文献[6]）の実験結果

認識率 [%]	変換角度 (横/縦)				全画像
	0°	30°	45°	60°	
0°		70.0	63.3	63.3	59.6
30°	73.3	60.0	70.0	60.0	
45°	60.0	56.7	56.7	43.3	
60°	50.0	60.0	50.0	56.7	

平均演算時間[ms]
110365

以上の結果から、全画像を通して提案手法により、射影変換を伴った画像の認識率が既存手法[5]より 11.1%、これまでの提案手法[6]より 8.2%上がった。特に、変換角度の大きいものほど既存手法[5][6]と比べて高い認識率を得ることができた。さらに、2.4 で述べた手法[6]の平均演算時間の約 1/10 での実行が可能となった。

4.5 考察

4.4の結果から、射影変換を伴うピクトグラムに対して、提案手法が、2つの既存手法より優れていることが分かる。

これは、提案手法で基準サンプル候補点を取ったことにより、既存手法と比較して、ピクトグラムの基準サンプル点が射影変換にロバストなものになり、ピクトグラムの内部の交点を正しく取ることができるようになったためである。この結果、認識率を大幅に向上させることに成功した。しかし、円形のピクトグラムに関しては、円形以外のものと比較して提案手法でも既存手法でも認識率が低いという結果となった。円形のピクトグラムの凸包のコーナーには、円形以外のものよりも特徴がなく、また内部構造も単純であるものが多いため、円形のピクトグラム同士で間違えてマッチングさせてしまうものが多く発生してしまった。今後は円形のピクトグラムの認識率を上げることが求められる。

また、凸包コーナー点を削減する手法により、これまでの手法[6]と比較して大幅に演算時間を早めることに成功した。また、認識率も向上したことから、凸包コーナー点を削除することによる認識率への問題はないと考えられる。既存手法[5]よりはやや遅いという結果になったが、それは基準サンプル点を探す操作による影響であると推定される。実際にリアルタイムでピクトグラムを認識させるアプリケーションとして用いるためには、より高速なアルゴリズムに改良するべきである。

5. まとめ

画像マッチングはコンピュータビジョンにおける基盤の分野である。自然画像のマッチングは多くの研究がなされ、一部実用化されているものもあるが、ピクトグラムの認識技術はまだ性能的に十分なものであるとは言えない。ピクトグラムは単純な図形でできていることが多いため、通常の画像マッチングで用いられる特徴ベースの手法を用いることができないため何らかの代替手段が必要である。

本研究では、形状に焦点を当てて特徴量の算出を行う形状記述子に注目し、射影変換にロバストなサンプル点の新しい検出方法を導入することにより、射影変化に頑強なピクトグラムマッチング方式を提案した。さらに、対象のコーナーの点数を削減してから操作を行うことにより、大幅な演算時間の減少に成功した。この提案方式によって、2つの既存手法[5][6]よりも良い結果を得ることができ、提案手法の有効性を示すことができた。

ピクトグラムマッチングの高性能化により、交通標識、企業ロゴ、看板の絵記号などを読み取ることができるようになる。この結果、カーナビゲーションや携帯カメラとの連携アプリケーションなどに利が可能となる。また、日本

語が分からない外国人観光客がピクトグラムを撮影することで意味を母国語に翻訳することなども可能となる。さらに、QRコードの代わりに企業のロゴを読み取りHPを見ることができたり、バーコードの代わりにピクトグラムで商品認識ができるようになるなど、ピクトグラムの応用は無限である。これらが可能になるように、今後は実写ピクトグラムを用いた研究を進めていき、より実用的な技術にしていく予定である。

参考文献

- [1]YinanYu,Kaiqi Huang and Wei Chen," A Novel Algorithm for View and Illumination Invariant Image Matching",IEEE Transaction on Image Processing,vol.21,issue.1,pp.229-240,2012.
- [2] D. G. Lowe, "Object recognition from local scale invariant features", The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, Sep, 1999.
- [3] Herbert Bay, Tinne Tuytelaars, Luc Van Gool, "Speeded-Up Robust Features," Computer Vision and Image Understanding (CVIU), EECV, May,2006.
- [4] Mirosław Bober," MPEG-7 Visual Shape Descriptors", IEEE Transaction on circuits and systems for video technology , vol.11, No.6 ,June ,2001
- [5] Zhongxuan Luo, Daiyun Luo, Xin Fan, Xinchen Zhou, and Qi Jia, "A shape descriptor based on new projective invariants", IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Sep,2013
- [6]上西くるみ,青木輝勝," 撮影条件の変化に頑強な高精度ピクトグラムマッチング方式に関する研究", 情報処理学会第77回全国大会, 2015
- [7] 藤吉弘亘ら," コンピュータビジョン 最先端ガイド 2" 2010
- [8] S. Belongie, J. Malik, and J. Puzicha, "Shape matching and object recognition using shape contexts," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, no. 4, pp. 509-522, 2002.
- [9] Linlin Li and Chew Lim Tan," Recognizing Planar Symbols with Severe Perspective Deformation",IEEE Transaction on Pattern Analysis And Machine Intelligence ,vol.32, issue.4 ,pp755-762,2010
- [10] 公益財団法人交通エコロジー・モビリティ財団バリアフリー推進部,標準案内用図記号