

高精度ピクトグラムマッチングのための射影変換に頑強な特徴量

上西 くるみ^{†1} 青木 輝勝^{†1†2}

概要: ピクトグラム (単純な絵記号) のマッチングを行うにあたり、現在、CN(Characteristic Number)と呼ばれる形状記述子が最も優れていると考えられている。CNは射影変換に対応するために複比を用いることを目指しているが、実はCNでは複比ではなく、一直線上の3点間の距離の比が用いられている。このため、射影変換を伴ったピクトグラムにCNを適応させると、著しくマッチング精度が劣化してしまう。そこで本稿では、CNのこの問題を解決する射影変換に頑強なピクトグラムマッチング手法CRN(Cross Ratio Number)を提案する。評価実験の結果、提案方式は既存手法と比較してピクトグラムの認識率を大幅に向上させることができた。

キーワード: 画像マッチング、ピクトグラム、射影変換、特徴量

A Projection Invariant Shape-based Descriptor for High-performance Pictogram Matching

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

Abstract: Currently, CN (Characteristic Number) is widely known as the best descriptor for pictogram (simple picture symbol) matching. However, we clarified CN is not robust to projective transformation in theory although it is generally thought to be robust to it. This is because CN uses the ratio of the distances between three points on a straight line instead of cross ratio. For the reason, CN drastically degrades the matching performance for pictographic images with projective transformation. In this paper, we present a projection-invariant descriptor for pictogram matching to solve the above problem. Our experimental results show our method improves the matching accuracy compared to the existing method.

Keywords: Image Matching, Pictogram, Projective Transformation, Feature

1. はじめに

1.1 研究の背景・目的

画像マッチングはコンピュータビジョンにおいて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(自然画像など)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)に適応させ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。ピクトグラムは、標識や看板に描かれたものを表すことが多いが、パソコン画面上のアイコン、企業のロゴなどの簡単な記号を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、現在まで必須の文字記号となっている。一般に、ピクトグラムは単調な色・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。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CRN(Cross Ratio Number)を開発する。

ピクトグラムのマッチングが可能になれば、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

^{†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

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重要な技術となる。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 URL 利用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、マッチングの最大の難題の一つとされている。現在、CN (Characteristic Number) [5]と呼ばれる形状記述子が、射影変換を伴ったピクトグラムに対して最も有効だと広く考えられている。CN は射影変換に対応するために複比を用いることを目指しているが、実は CN では複比でなく、一直線上の 3 点間の距離の比が用いられている。さらに、CN の値を計算する上で射影変換に弱いサンプル点を用いられている。そのため、射影変換を伴ったピクトグラムに実際に CN を適応させると、著しくマッチング精度が劣化してしまう。そこで本稿では、CN のこれらの問題を解決する射影変換に頑強なピクトグラムマッチング手法を提案する。

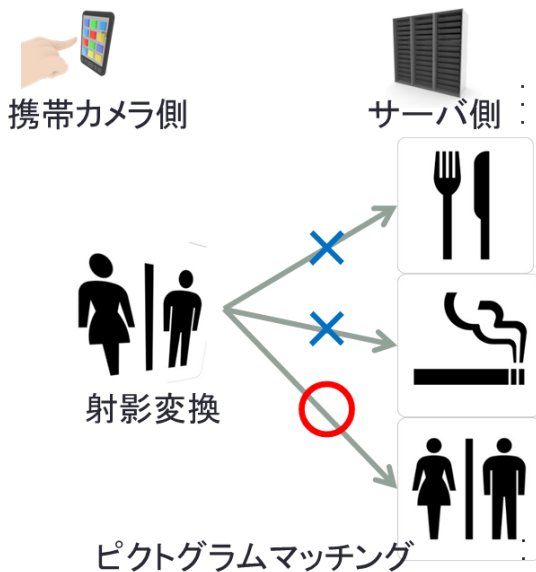


図1 ピクトグラムマッチングの概要

1.2 射影変換

1 で述べたように、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、画像マッチングの最大の難題の一つとされている。例えば、優秀な局所特徴量として知られる SIFT であっても射影変換に弱いという特徴を持つ。射影変換の定義と性質について説明した上で、射影変換を伴った画像のマッチングが困難である理由と射影変換に不変な条件について以下で述べる。

射影変換の定義は、「ある平面を別な平面に投影する変換」

である[6]。これは、「ある物体を別観測点から観測した結果への変換」と言い換えることもできる。この定義は、射影変換前の座標を (x,y) 、射影変換後の座標を (x',y') として以下の行列式で表される。

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

式(1)から分かるように、射影変換の未知のパラメータは9つと多く、面積の比や一直線上の3点の比もパラメータによって変動してしまう。変換前後での対応点が分からない限り、画像マッチングのためにパラメータを求めることは不可能である。例えば、図2の記号を用いて、一直線上の3点の比を表す時、以下のように射影変換後の比は保存されない。

$$\text{線分 AB} : \text{線分 BC} \neq \text{線分 ab} : \text{線分 bc} \quad (2)$$

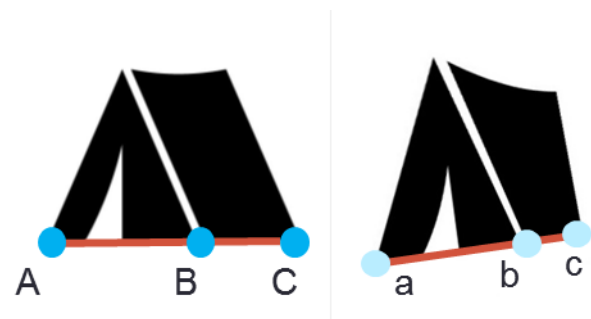


図2 射影変換により変動する一直線上の3点の比
(左：参照画像、右：射影変換画像)

このように、多くの幾何学的な画像特徴量は可変となってしまうが、射影変換不変量が1つだけ発見されている。それが、複比である。複比は、同一直線上に位置する4点を用いる。図3の点から得られる線分の長さを用いて、複比は以下の式で定義される。

$$\text{crossratio}(P_1, P_2, P_3, P_4) = \frac{P_1P_2}{P_2P_3} \times \frac{P_3P_4}{P_1P_4} \quad (3)$$

$P_i P_j$ は線分を示し、複比を示す $\text{crossratio}(P_1, P_2, P_3, P_4)$ 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3の記号を用いると、以下の式が成り立つ。

$$\text{crossratio}(P_1, P_2, P_3, P_4) = \text{crossratio}(P'_1, P'_2, P'_3, P'_4) \quad (4)$$

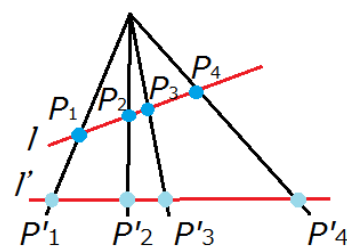


図3 複比の例

図3の直線 l を射影変換前の画像と仮定すると、直線 l は直線 l を別の平面に投影した射影変換結果であり、射影変換後の画像と考えることができる。ピクトグラムから複比を計算する例を図4に示す。図4において、点 P_1, P_k, P'_1, P'_k はピクトグラムの凸包上の点、点 Q_1, Q_k, Q'_1, Q'_k はピクトグラム内部構造と点 P_1, P_k と点 P'_1, P'_k からなる線分との交点である。これらの点についても式(4)と同様に以下の式が成り立つ。

$$\text{crossratio}(P_1, Q_1, Q_2, P_k) = \text{crossratio}(P'_1, Q'_1, Q'_2, P'_k) \quad (5)$$

ゆえに、射影変換前後の画像の同じ位置を示す4つの点を用いることで、射影変換に不変な特徴を得ることができる。

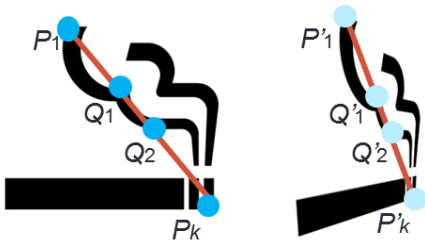


図4 ピクトグラムの複比計算の例

2. 既存研究とその課題

2.1 CN (Characteristic Number) の定義

Characteristic Number (CN) [5]は、Luo らによって提案された形状記述子であり、多くの内部構造情報を組み込んだ特徴量である。文献[5]では、このCNが従来手法であるSC (shape context) [7]やCRS (cross ratio spectrum) [8]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。

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

$$Q_i^{(j)} = a_i^{(j)} P_i + b_i^{(j)} P_j \quad (6)$$

$$\text{CN}(P_i, P_j, P_k) = \prod_{i=1}^3 \prod_{j=1}^N \left(\frac{a_i^{(j)}}{b_i^{(j)}} \right) \quad (7)$$

と定義される。ここで、 N は各3線分上の交点の数のうち、一番少ない数である。文献[5]では、線分 $P_i P_j$ (j は i 以外の任意の数) に対し、 $N=2$ の時、CNの値は点 $P_i, Q_i^{(1)}, Q_i^{(2)}, P_j$ からなる複比に等しいとし、CNは複比の拡張であるため、射影不変であると述べられている。

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 $\text{CN}=0$ とする。

3. 三角形の各辺が内部形状と交差する点 $Q_i^{(j)}$ を抽出し、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。ここで、 m は凸包上のサンプル点の数を表す。

$$\text{Descriptor} = \left(\text{CN}(P_i, P_j, P_k) \right)_{1 \times m C_3} \quad (8)$$

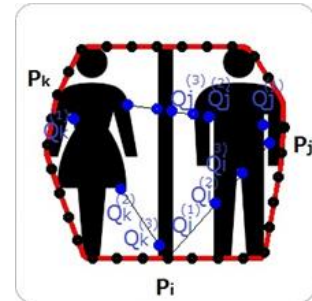


図5 CNの計算例

以上のアルゴリズムの例外として、ノイズ除去のため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(7)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の値を用いてヒストグラム交差法により算出する。つまり、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。

$$S = \text{sum}(\min(\tilde{D}(Q), \tilde{D}(T))) \quad (9)$$

2.2 CNの問題点

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2つある。

1つ目の問題は、サンプル点 P_i が射影不変でないことである。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多く生じる。

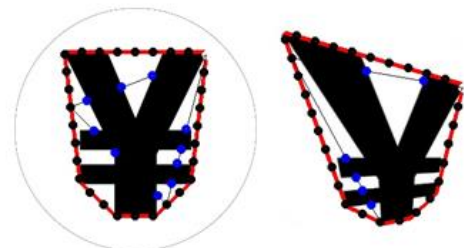


図6 参照画像(左)と射影変換画像(右)のサンプル点

例えば、図6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 P_i の位置がずれ、それにより得られる交点の数と交点とサンプル点間の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。この問題は、2.4 で述べる我々が以前に提案した手法[9]で解決済みである。

2つ目の問題は、文献[5]で提案されているCNの複比は、真の複比の定義と異なっていることである。CN は射影変換に対応するために複比を用いることを目指しているが、実はCN では複比ではなく、一直線上の3点間の距離の比が用いられている。このため、射影変換を伴ったピクトグラムにCNを適応させると、著しくマッチング精度が劣化してしまう。

式(6)と式(7)に注目すると、辺の比 $a_i^{(j)}, b_i^{(j)}$ を算出するために用いられている点は、点 $Q_i^{(j)}, P_i, P_{i+1}$ の3点である。一直線上の3点間の距離の比はアフィン不変量であり、射影不変量ではない。そのため、CN の定義にしたがった特徴量 (CN 値) は射影不変量ではない。

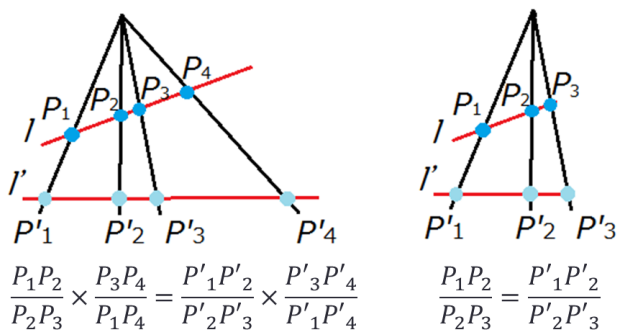


図7 真の複比の定義 (左) と CN で用いられている複比の定義 (右)

以上の2つの理由から、CN は射影変換に不変でなく、射影変換を伴ったピクトグラムマッチングが不可能であることが分かる。

2.3 射影変換にロバストなサンプル点の選択

本節では、筆者らが以前に提案した撮影条件の変化に頑強な形状記述子[9]のうち、射影変換に特化した部分について概説する。CN の射影変換の問題の1つは、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基準サンプル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。

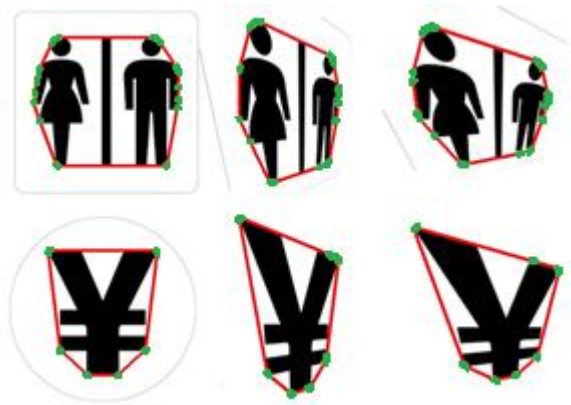


図8 参照画像 (左) と射影変換画像 (真ん中、右) の凸包コーナー検出

図8から、射影変換画像の凸包のコーナーはそれぞれ元の参照画像の凸包のコーナーとほぼ同じ箇所で検出されることが分かる。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一点の位置が元画像のものと同じ位置を選び、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、その中で対象を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凸包上の間に等間隔に同じ数のサンプル点を取る。

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、それだけの点では多くの内部情報を考慮できない選択となる場合がある(図9左上)。そして、内部情報の考慮不足により、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9の灰色の部分、選択した基準サンプル点で囲んだ際にその外側部分となり

サンプル点の選択に考慮されない範囲を表す。ゆえに、内部情報を大きく失わせることのないように、基準サンプル点によって囲むことができ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選択することができる。なお、閾値の規定値は、基準サンプル点によってできる周の長さが、凸包の長さの98%以上になるように設定している。

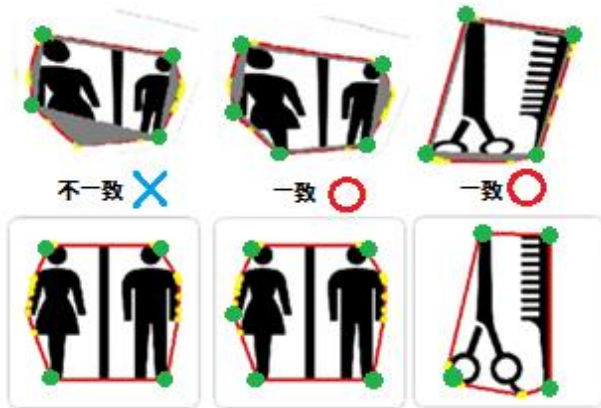


図9 基準サンプル点で囲んだ射影変換画像(上)と参照画像の(下)の凸包コーナー点の位置の比較

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。



図10 射影変換にロバストなサンプル点の選択
射影変換画像 (上)、参照画像 (下)

3. 提案手法

本章では、CNの2つ目の問題、CN論文で提案されている複比が真の複比の定義と異なっていることについての解決法を提案する。そして、2.4の手法と組み合わせたものを本稿の提案手法とする。

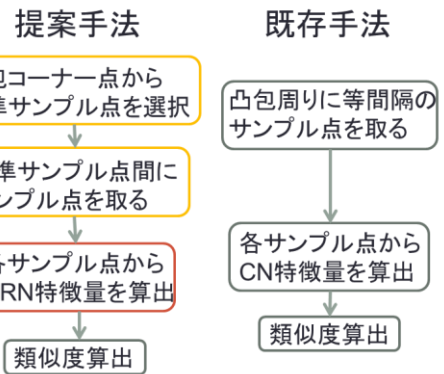


図11 提案手法(左)と既存手法(右)のフロー

3.1 正しい複比を用いた新しい特徴量

正しい複比を用いた新しい特徴量を得るため、CNの定義の式(6),(7)ではなく、CRN (Cross Ratio Number) として、以下の式を用いる。

$$CRN(P_i, P_j, P_k) = \prod_{i=1}^3 \prod_{m=1}^M \left(\frac{P_i Q_{ij}^{(m)}}{Q_{ij}^{(m)} Q_{ij}^{(m+\alpha)}} \times \frac{Q_{ij}^{(m+\alpha)} P_j}{P_i P_j} \right) \quad (10)$$

ここで、点 P_i, P_j, P_k は凸包上にとった基準点、 $Q_{ij}^{(n)}$ は線分 $P_i P_j$ と内部構造との交点、 M は各3線分上の交点の数から2点選ぶ組み合わせの数のうち一番少ない数である。

M の定義について補足する。 M は各3線分上の交点の数から2点選ぶ組み合わせの数のうち一番少ない数であるため、図12のようにある一直線上の交点が0または1である場合、 $M=0$ となってしまう。これでは他の直線上にある交点の情報が失われてしまうので、該当線分上の交点が2点以上存在する場合について、2点選ぶ組み合わせの数のうち一番少ない数を M とする。つまり、図12の場合、交点を持たない直線を見捨て残りの2線分から M を算出することである。線分上の交点が2点以上でないとCRNは計算できないため、3線分上の交点が全て1以下の場合、 $M=0$ とし、CRNの計算値を0とする。

既存手法のように一直線上から3点選ぶのではなく、一直線上から4点選んで1つの計算を行うことで、複比の正しい式に適応させることができる。こうすることで、計算に射影不変量が用いられ、射影変換前後で等しい特徴量が得られる。

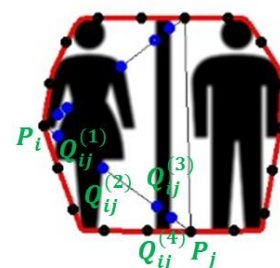


図12 正しい複比を用いる新しい特徴量の計算例

3.2 複比計算値の検証

3.1 の新しい特徴量をピクトグラムマッチングのための提案手法の組み込む前に、3.1 で定義した式(10)で求められる CRN の値が射影不変量として正しいかどうかを検証する。比較として、既存手法である CN 論文で定義される式(6),(7)を用いる。評価基準として、参照画像と射影変換画像で同じ位置を示すある 4 点から得られる計算値 (CN, CRN) を比較する。以上の説明から明らかなように、参照画像と射影変換画像の計算値が近いほど良い結果であることを示している。さらに、誤差と正規化誤差を以下の式で計算した。a は射影変換前の CN または CRN、a' は射影変換後の CN または CRN を表す。

$$\text{CN または CRN の誤差} = |a - a'| \quad (11)$$

$$\text{CN または CRN の正規化誤差} = \frac{|a - a'|}{\max(a, a')} \quad (12)$$

あるピクトグラム 3 つを対象とし、参照画像 3 枚、射影変換画像 3 枚を用いて計算した結果を表 1 に示す。

表 1 既存手法と提案手法の特徴量計算値







PictID	1	1'	2	2'	3	3'
						
CN	1.628	0.563	2.824	1.713	0.556	2.686
誤差	1.065		1.111		2.130	
正規化誤差	0.6542		0.3934		0.7930	
CRN	0.0272	0.0217	0.596	0.583	0.0417	0.0375
誤差	0.0055		0.0130		0.0042	
正規化誤差	0.2022		0.0218		0.1007	

表 1 から分かるように、同じピクトグラムの射影変換前後の CRN の計算値が CN と比較して近い値になっている。また、異なるピクトグラム間の CRN の値は同じピクトグラムの CRN の値と比べて誤差が大きくなっていることから、CRN の有効性が示される。一方、CN の場合、同じピクトグラムの射影変換前後で大きく値が異なっている。さらに、pictogram ID 1' と 2 の CN 値が近くなってしまっていることから、CN は射影変換に有効でないことが言える。CN は無限大まで大きい数となる可能性があるが、CRN は 1 以上にならないということを考慮して正規化誤差も計算した。正規化誤差を見ても、CRN の方が CN より誤差が小さいと分かる。ゆえに、複比計算値の検証によって、CRN の方が CN よりも射影変換に頑強であることが証明された。

3.3 提案手法のアルゴリズム

3.1 で説明した正しい複比を用いた新しい特徴量と、2.4 の射影変換にロバストなサンプル点の選択を合わせた提案手法のアルゴリズムを以下に示す。

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、その中で対象を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凸包上の間に等間隔に同じ数のサンプル点を取る。
7. 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。
8. 三角形の各辺が内部形状と交差する点 $Q_i^{(j)}$ を抽出し、それらの点から CRN 値を計算する。
9. 形状記述子のベクトル CRN 値を式(8)で連結する。
結果的に ${}_m C_3$ 次元のベクトル (ヒストグラム) が生成される。

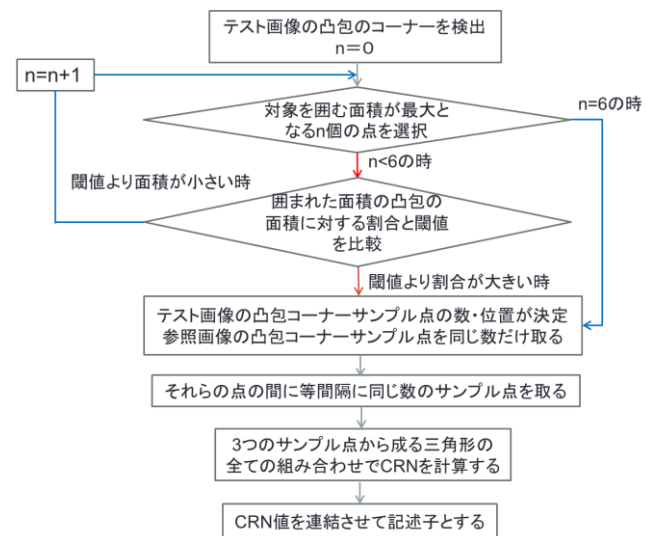


図 13 提案手法のアルゴリズム

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、15、30、45、60[度] (縦横共に 0 度のみは除く) 24 通り (5 × 5 - 1) に回転させた計 720 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相当する変換画像である。この例からも明らかなように、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 14 使用ピクトグラム[10]

表 2 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)

	0	15	30	45	60
0					
15					
30					
45					
60					

4.2 本実験評価基準

本実験の評価基準について述べる。テスト画像と参照画像の類似度を求め、一番テスト画像との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、異なる画像であるかを調べ、正しい画像と判断したものを認識成功とし、認識率を算出する。類似度は、2つの提案手法と2つの既存手法を用いて求め、認識率と計算時間を比較する。使用手法を以下にまとめる。

- ・提案手法：以下の2つを組み合わせさせた手法
3.3のCRN
2.4の射影変換にロバストなサンプル点の選択[9]
- ・既存手法1：2.2のCN[5]
- ・既存手法2：2.4のロバストなサンプル点の選択[9]

4.3 実験結果

以下に実験結果を示す。

表 3 提案手法の実験結果

認識率 [%]	変換角度 (横/縦)					全画像
	0°	15°	30°	45°	60°	
0°		90.0	83.3	73.3	63.3	75.6
15°	96.7	86.7	83.3	73.3	60.0	
30°	86.7	83.3	93.3	73.3	66.7	
45°	73.3	70.0	80.0	83.3	73.3	
60°	53.3	63.3	70.0	66.7	66.7	
平均計算時間[ms]						
5051.8						

表 4 既存手法1 (論文[5]) の実験結果

認識率 [%]	変換角度 (横/縦)					全画像
	0°	15°	30°	45°	60°	
0°		93.3	76.7	56.7	33.3	62.6
15°	80.0	86.7	70.0	70.0	36.7	
30°	83.3	80.0	80.0	66.7	36.7	
45°	70.0	73.3	60.0	50.0	26.7	
60°	53.3	63.3	60.0	46.7	50.0	
平均計算時間[ms]						
4801.4						

表 5 既存手法2 (論文[9]) の実験結果

認識率 [%]	変換角度 (横/縦)					全画像
	0°	15°	30°	45°	60°	
0°		86.7	76.7	76.7	63.3	71.1
15°	83.3	63.3	70.0	70.0	63.3	
30°	83.3	76.6	80.0	60.0	63.3	
45°	73.3	73.3	66.7	66.7	66.7	
60°	66.7	63.3	73.3	70.0	70.0	
平均計算時間[ms]						
5069.2						

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1[5]より13.0%、

既存手法 2[9]より 4.5%上がった。特に、変換角度の大きいものほど既存手法[5]と比べて高い認識率を得ることができた。射影変換 30° 以内のピクトグラムの認識率は提案手法により、平均 87.9%と高いものとなった。結果から、CRN だけでなくロバストなサンプル点の選択[9]も組み合わせることで射影変換に頑強になったと言える。計算時間については、提案手法は既存手法 1 より若干劣るが、既存手法 2 と同程度という結果となった。

4.4 考察

4.3 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証明された。

正しい複比を用いた新しい特徴量と、射影変換にロバストなサンプル点の選択の両方を取り入れることによって、既存手法の CN の 2つの問題点を解決することができたとと言える。具体的には、提案手法で基準サンプル候補点を取ったことで、既存手法に比べて、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とし、その上で射影不変量である複比から特徴量を計算した。これにより、認識率を大幅に向上させることができた。しかし、提案手法において、射影変換の横と縦の差が大きいほど（例えば横 60° /縦 0°）認識率が悪くなってしまった。この理由として、既存手法 2 の射影変換にロバストなサンプル点の選択の精度が原因であると考えられる。既存手法 2 において、射影変換の横縦の差が大きいほど結果が悪くなっている。これを解決するために、射影変換にロバストなサンプル点の選択の精度を 100%にするか、基準点の位置に依存しない特徴量を新しく作る必要があると考えられる。

また、計算時間について、一番短い既存手法 1 に比べて提案手法の計算時間は若干長い。その原因は、射影変換にロバストなサンプル点の選択により最適な点を探索する操作に既存手法よりも時間を要することが結果から分かる。しかし、既存手法 1 の計算時間であっても、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劣っており、より高速なアルゴリズムにする必要がある。

5. まとめ

自然画像のマッチングは多くの研究がなされているものの、ピクトグラムの認識技術はまだ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、通常のイメージマッチングで用いられる局所特徴ベースの手法を用いることができず、マッチングが困難であることが知られている。しかし、ピクトグラムマッチング技術には多くの用途が考えられ、早期実現が期待される。

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、調査を行った。そして、新しい射影変換にロバストなサンプル点の検出に加えて、正しい複比の式から特徴量を算出することにより、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。この提案方式によって、2つの既存手法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した。

ピクトグラムマッチングが可能になれば、道路の標識、企業のロゴ、看板の絵記号などを読み取ることができるようになり、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。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も可能である。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の認識ができたり、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ての研究を進めていき、より実用的な技術にしていく予定である。

参考文献

- [1]Yinan Yu,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] Miroslaw 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, Xinchun Zhou, and Qi Jia, "A shape descriptor based on new projective invariants", IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Sep,2013
- [6]佐藤淳, "コンピュータビジョン-視覚の幾何学-", 1999
- [7] 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.
- [8] 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
- [9]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
- [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