

## 1. はじめに

ドライバの運転支援として、車載カメラで撮影した映像から交通道路標識を認識する手法 [1] が既に提案されている。しかし、従来法では、特徴量の抽出とマッチングの処理コストが高いためリアルタイム処理が困難であり、さらに誤対応が多いという問題がある。そこで、本研究では異なる部分空間を用いた PCA-SIFT による対応点マッチングの高速化・高精度化手法を提案し、評価実験により有効性を示す。

## 2. 異なる部分空間に射影した特徴量

PCA-SIFT[2] は、SIFT で検出される局所領域の勾配情報を、あらかじめ主成分分析 (PCA) により作成した部分空間に射影することで、特徴次元数を減らしながら、重み付けされた特徴を抽出する。PCA-SIFT で用いられる部分空間があらゆる物体を対象とした空間であるのに対し、本手法は図 1 に示すように検出対象 (標識画像) と検出対象以外 (一般画像) のクラスに分けて部分空間を生成し、特徴量を抽出する。標識画像と一般画像のクラスに分けて特徴量を抽出することで、それぞれのクラスに比重をおいた特徴量を抽出することができる。

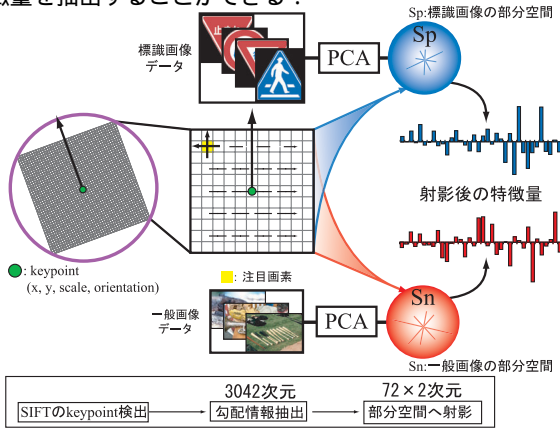


図 1: 異なる部分空間を用いた PCA-SIFT

提案手法では、有効な特徴次元数を累積寄与率から決定する。累積寄与率が 60% を超える 72 次元を有効な特徴次元とした。また、本研究で作成した標識画像の部分空間は、全て標識のイラスト画像のみを用いて作成しており、標識の実画像は用いていない。

## 3. AdaBoost 識別器の構築と対応点マッチング

標識画像と一般画像の各部分空間へ射影する行列  $S_p, S_n$  を用いて、次式により特徴量を算出する。

$$[v_1, \dots, v_{m1}] = \mathbf{x}^T S_p \quad (1)$$

$$[v_{m1+1}, \dots, v_{m1+m2}] = \mathbf{x}^T S_n \quad (2)$$

ここで  $v$  は部分空間に射影した特徴ベクトル、 $\mathbf{x}$  は水平、垂直勾配、 $S$  は主成分分析時に算出する射影行列である。1 ~  $m1$  までは標識クラス、 $m1 + 1$  ~  $m1 + m2$  は一般クラスで、 $S_p$  は標識クラスの学習サンプルを用いて算出した射影行列であり、 $S_n$  は一般クラスの学習サンプルを用いて算出した射影行列である。算出した特徴量を用いて AdaBoost により学習を行い識別器を構築する。この圧縮された特徴ベクトルを用いて、弱識別器としてベイズ識別器を構成する。図 2 に示すように、未知の入力特徴量に対して構築した識別器の判定により、標識上の点と判定されれば、登録画像との対応点マッチングにより、標識認識を行う。

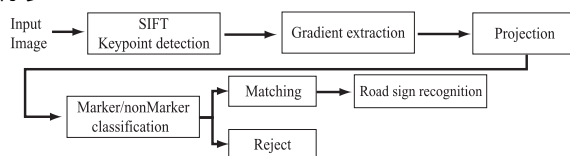


図 2: 識別処理と対応点マッチング

## 4. 実験結果

特徴量の表現能力の実験 部分空間をクラス毎に作成する有効性を評価するため、PCA-SIFT の特徴量を学習した識別器と提案手法の識別性能を比較する。学習サンプルに、標識クラス 77,353 点、一般画像クラス 200,000 点のキーポイントをを用いる。

表 1: 学習データにおける識別性能

	検出率 [%]	誤検出率 [%]	正解率 [%]
PCA-SIFT[2]	60.7	26.9	66.8
提案手法	73.9	22.1	75.9

表 1 から、提案手法の識別性能が PCA-SIFT に比べ約 9.1% 向上した。これは、部分空間を分けることで、より対象物体を表現できる特徴空間を用意することができたためである。マッチング実験 標識を含む 500 フレームに対して、従来法と提案手法における誤対応率とマッチング処理時間の比較を行う。誤対応率は、標識以外との対応を誤対応とし、全対応数との割合で算出する。

表 2: 誤対応率の比較

	全対応数	正解対応数	誤対応数	誤対応率 [%]	正解対応率 [%]
従来法 [1]	2034	163	1871	91.9	8.0
提案手法	269	39	230	85.5	14.4

表 2 から、提案手法は約 6.4% の誤対応率を抑制しつつ、正解対応数は少ないが、正解対応率を約 6.4% 向上させることができた。次に、1 フレームにおけるマッチングの処理時間を比較する。従来法の処理時間は識別を行わないためマッチングのみの時間となり、提案手法は識別時間とマッチング時間の合計となる。

表 3: 処理時間の比較

	識別時間 [ms]	マッチング時間 [ms]	処理時間 [ms]
従来法 [1]		2644.8	2644.8
提案手法	78.3	393.4	471.4

表 3 から、提案手法によりマッチング処理時間を約 5 分の 1 に短縮することができた。これは、識別により標識以外の点をリジェクトすることで、マッチング回数を減らすことができたためである。

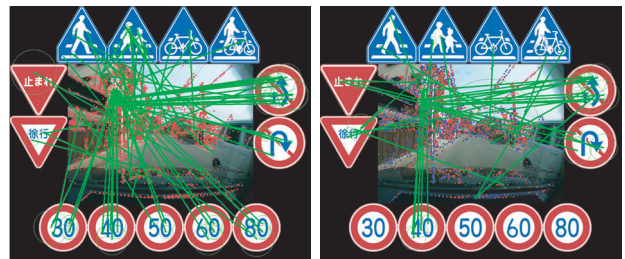


図 3: 処理結果画像

実際の処理結果画像を図 3 に示す。画像中の赤い点は抽出されたキーポイント、青い点は識別器により標識と判定されたキーポイントである。緑色の線は対応点を表している。従来法は誤対応が多いが、提案手法は従来法より誤対応を減らしつつ、入力画像に含まれる標識との対応点を得ることができた。

## 5. おわりに

本研究では、部分空間のクラス分けを用いた PCA-SIFT 特徴量を提案し、交通道路標識認識におけるマッチング処理時間の高速化、マッチング性能の向上を示した。今後は、学習を用いない手法と様々な分野への応用について検討を行う予定である。

## 参考文献

- [1] 高木雅成, 藤吉弘亘, “SIFT 特徴量を用いた交通道路標識認識”, 第 13 回画像センシングシンポジウム SSI07, LD2-06, 2007.
- [2] Y. Ke and R. Sukthankar, “PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors”, Proc. of CVPR2004, Vol.2, pp.506-513, (2004).