

U-Netを用いた AKAZE特徴点の選別による マッチング精度の向上

2022/02/16

67180500 山元望

研究背景

特徴点マッチング

- 画像からの形状復元
- 物体認識

未だマッチング精度には改善の余地あり



深層学習を用いた特徴点マッチング手法の研究も行われている

従来手法

梶原奏美, H30年度卒業論文[1]

“深層学習で抽出した特徴量を用いた特徴点マッチング”

特徴点検出 → AKAZE

特徴量記述 → 学習済み深層学習モデル



- 拡大縮小変化に対応していない
- 処理速度が遅い

目的

深層学習を用いてマッチングに有効なAKAZE特徴点を選別

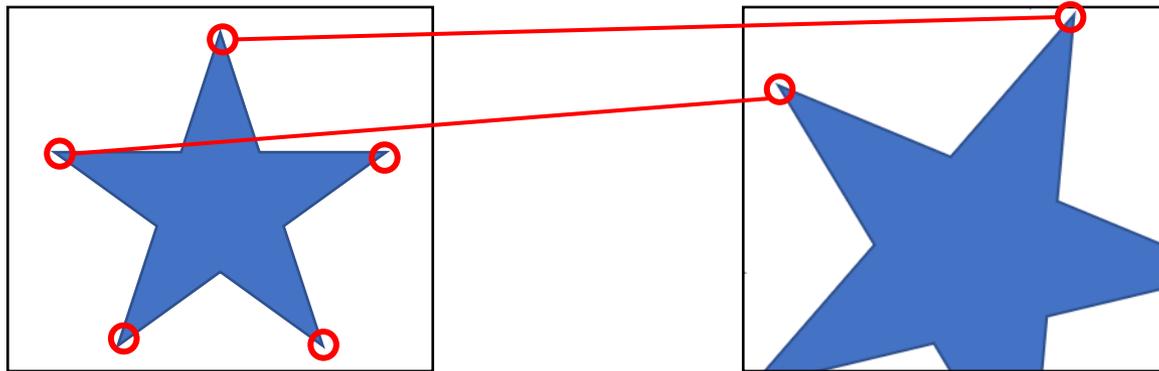
- 回転や拡大縮小等の変化を加えた画像と正しくマッチングできたAKAZE特徴点をU-Netで学習
- 学習済みU-Netを選別器とし、AKAZE特徴点の中から条件に当てはまる特徴点のみ取り出す



AKAZEよりもマッチング精度を向上させる

特徴点マッチングとは

2枚の画像間で同じ物体上の固有の点を対応付けること



特徴点検出



特徴量記述



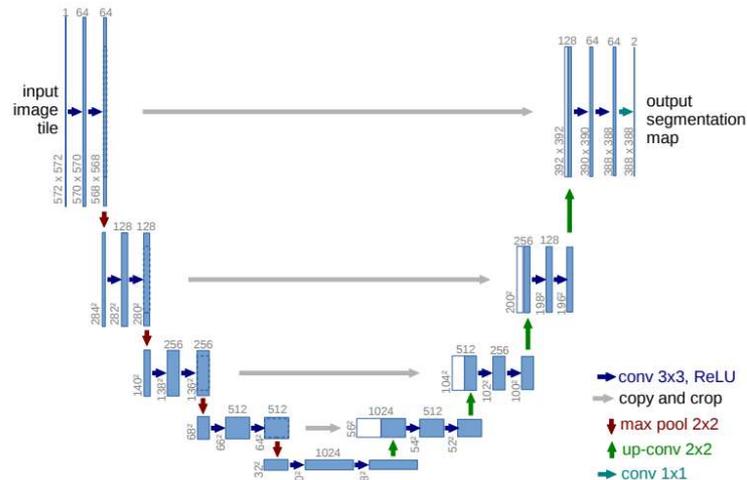
マッチング

AKAZE

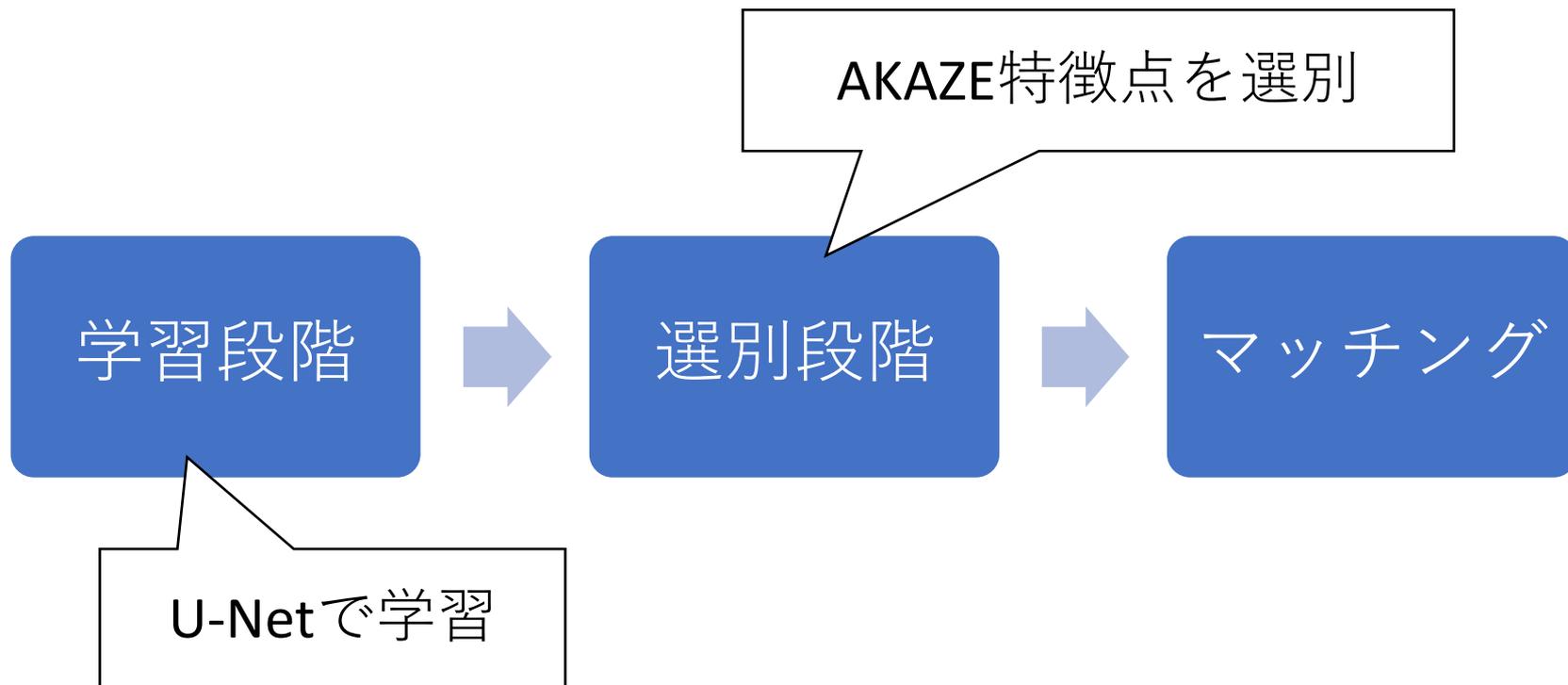
- 特徴点検出と特徴量記述を行う手法
- 他手法に比べロバスト性や処理速度が優れている
- 回転・拡大縮小不変

U-Net[2]

- 全層畳み込みネットワーク(FCN)の1つ
- 画像の画素ごとに物体を識別することができる
- 公開モデル(Pytorch-U-Net)を使用



提案手法



学習段階

- 学習データ 4967組
 - 学習用元画像(512 × 256)
 - 学習用特徴点画像：学習用元画像(図1)と学習用変換画像(図2)で正しくマッチングできた特徴点画像(図3)
- Cityscapes Dataset[3]を使用
- 5エポック学習



図1



図2

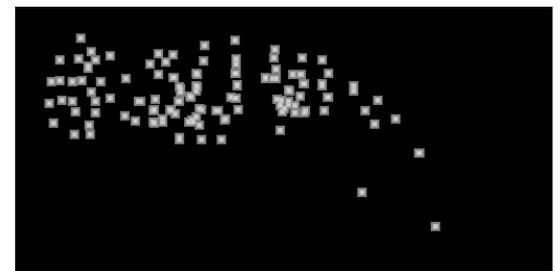
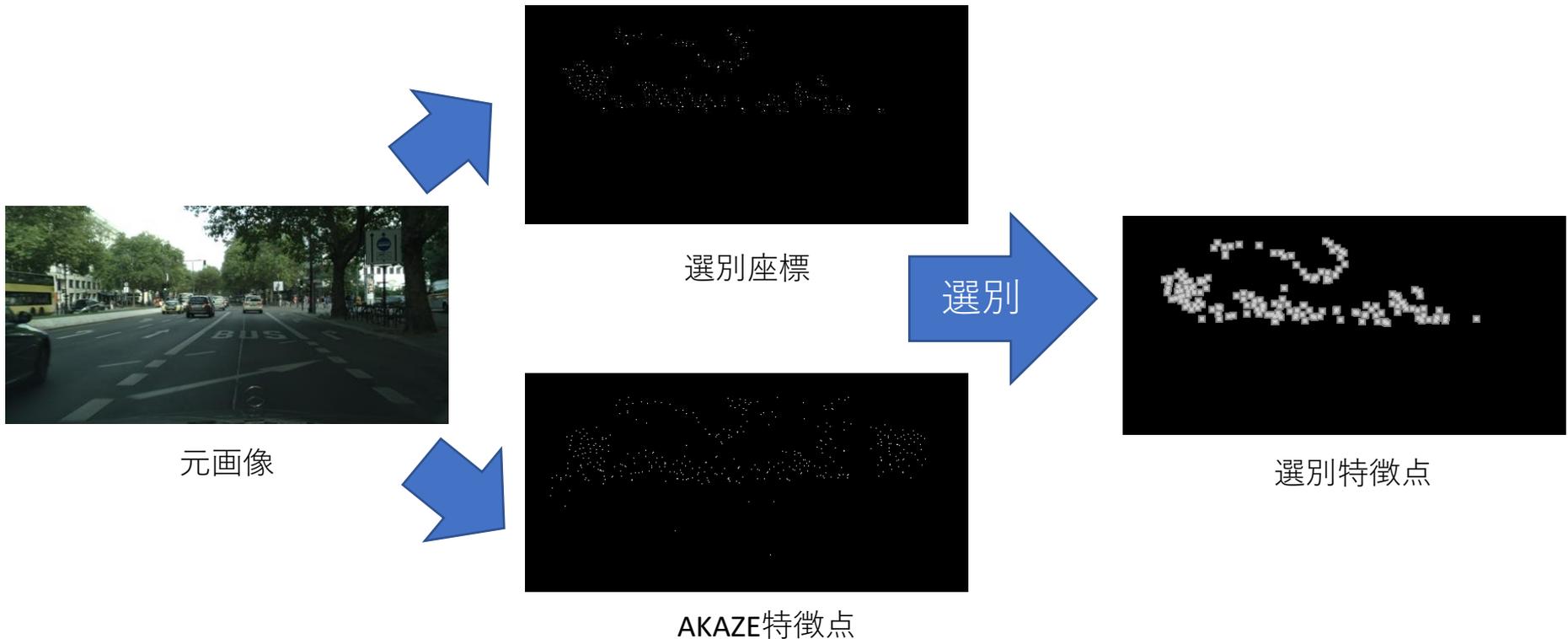


図3

選別段階

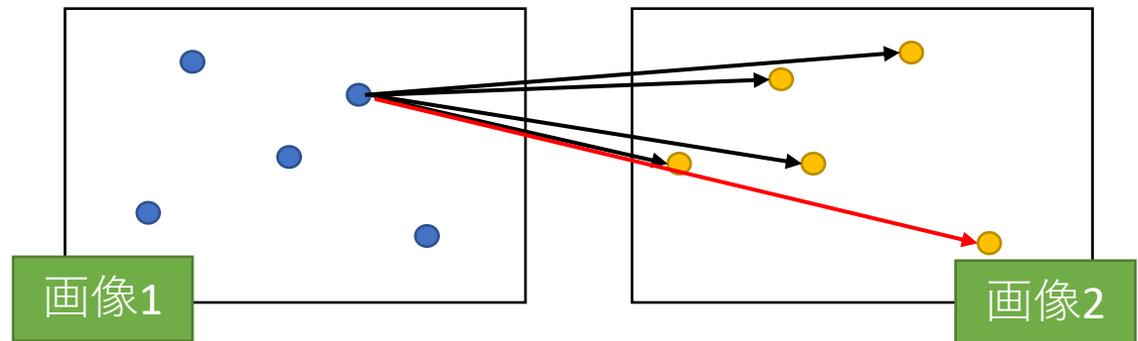
AKAZE特徴点の中から選別座標と一定距離(距離5)以内にある特徴点のみを選別



マッチング

- 総当たりマッチング

画像1から抽出した全ての特徴点について画像2中で最も特徴点間距離が小さい特徴点と対応付ける



- クロスチェック

画像1と画像2の立場を入れ替えて総当たりマッチングし、双方の結果で特徴点の組が一致するもののみをマッチング結果

実験

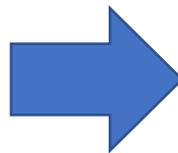
- 提案手法と **AKAZE** の比較実験
- 回転・拡大縮小の度合いに対するマッチング成功率の変化を評価

テスト用画像

テスト用元画像15枚と、10, 30, 45, 90° 回転させ、それぞれ50, 80, 100, 120, 150%の大きさに変換した20通りのテスト用変換画像



512 × 256



10° 50%



30° 80%



90° 150%

実験条件

- テスト用元画像とテスト用変換画像ともに**AKAZE**特徴点の選別を行う
- 使用する選別器
30° 回転、45° 回転、80%縮小、120%拡大したそれぞれの学習用変換画像に対し、正しくマッチングできた**AKAZE**特徴点を学習させたもの

マッチング成功率

- マッチング成功率 = $\frac{\text{正しい対応点の数}}{\text{得られた対応点の数}}$

- 正しい対応点 $|Q_i - P'_j| < T$

Q_i : 元画像の*i*番目の特徴点座標

P_j : 変換画像の*j*番目の特徴点座標

P'_j : 正解座標(P_j に対して逆変換で算出)

T : 許容座標誤差 ($T=10$)

実験結果

30°

角度 スケール	10°	30°	45°	90°
50%	49.42	50.83	49.03	54.59
80%	91.00	90.39	87.36	83.72
100%	99.05	97.13	93.73	88.49
120%	93.88	90.37	88.35	77.20
150%	70.29	70.57	70.36	56.77

80°

角度 スケール	10°	30°	45°	90°
50%	46.02	48.19	47.73	55.68
80%	88.65	86.90	82.41	81.99
100%	98.72	94.41	88.10	85.81
120%	92.86	86.86	82.66	73.71
150%	69.54	69.07	68.32	55.92

45°

角度 スケール	10°	30°	45°	90°
50%	43.47	43.01	41.59	46.35
80%	88.98	86.50	83.47	83.56
100%	98.00	95.25	91.93	89.33
120%	92.11	89.52	87.18	79.88
150%	66.43	71.19	68.48	55.47

120°

角度 スケール	10°	30°	45°	90°
50%	45.00	47.51	49.14	54.68
80%	88.85	86.53	81.52	77.85
100%	98.68	93.79	88.84	83.19
120%	91.77	87.40	82.75	70.09
150%	70.40	68.23	64.53	51.09

提案手法は回転に対してはマッチング精度向上の一定の効果があるが、拡大縮小に対しては効果が低い

まとめ

- 提案手法は回転に対してはマッチング精度向上の一定の効果があるが、拡大縮小に対しては効果が低い
- マッチング精度の向上幅はそれほど大きくない

今後の課題

- 提案手法の効果をより詳しく検討し改善する
- 学習済み深層学習モデルを検出器として使えるようにする

参考文献

[1] 梶原奏美, “深層学習で抽出した特徴量を用いた特徴点マッチング”, H30 年度宮崎大学工学部情報システム工学科卒業論文, (2019)

[2] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox, “U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation”, International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention, Springer, (2015), pp.234-241

[3] Cityscaps Dataset
<https://www.cityscapes-dataset.com>