

AKAZE特徴点を学習した

SuperPointによる特徴点マッチング

宮崎大学工学院 工学研究科 工学専攻

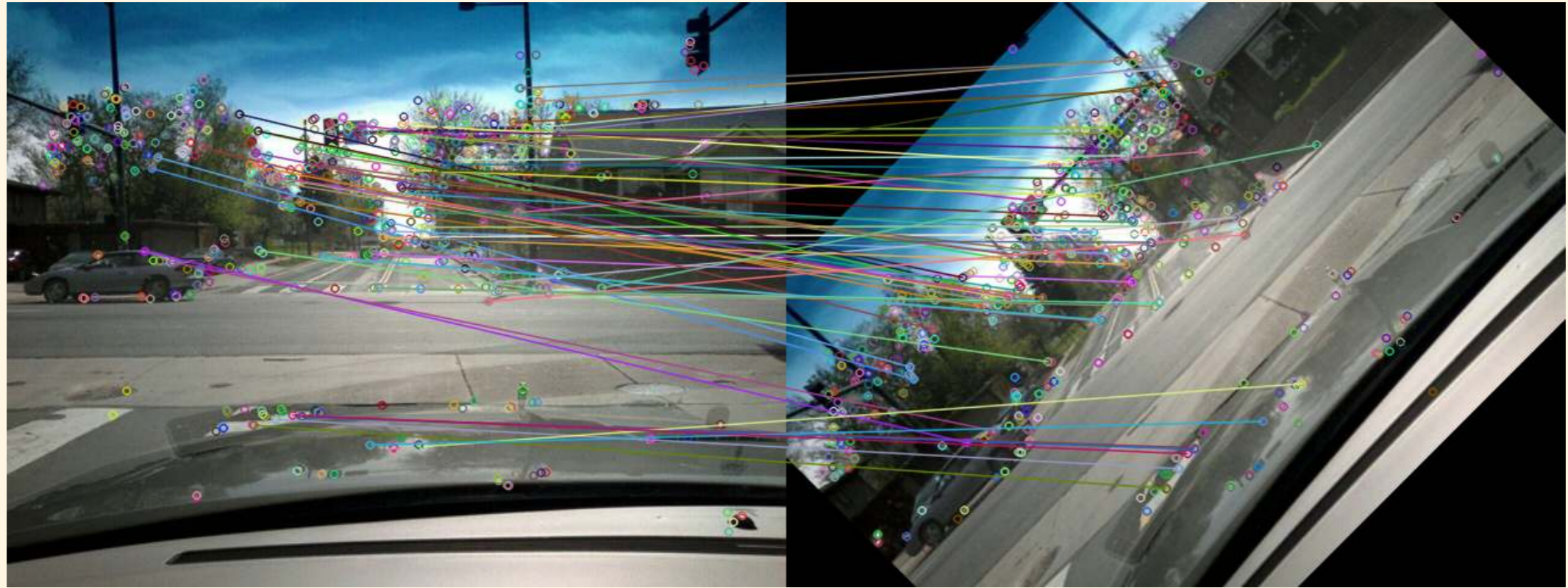
機械・情報システムコース 情報システム工学分野

指導教員 椋木雅之

T2103170 小坂弦ノ介

2023/02/02

研究背景



特徴点マッチング

- 同じ物体が写る2枚の画像間で同じ物体上の同じ点を対応付ける手法
- コンピュータビジョンの分野で重要な役割を担っている

→特徴点マッチングは多くの研究が行われている

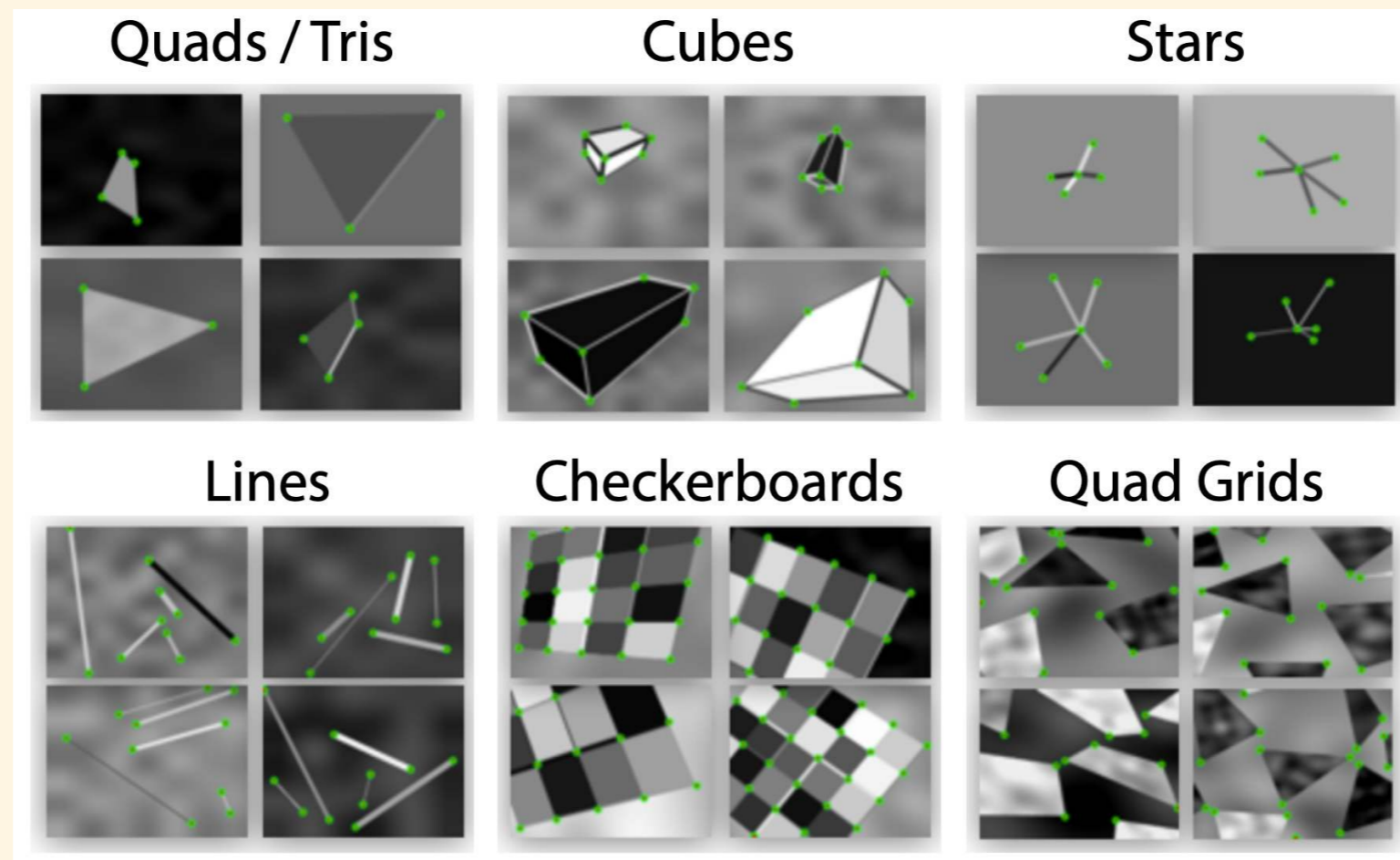
深層学習を用いた特徴点マッチング

SuperPoint[1]

- 他手法と比較して高い性能

懸念点

- 特徴点検出を適用する対象は、自然画像が多い
- 幾何図形の特徴点の位置は明確だが、自然画像中にはあまりない



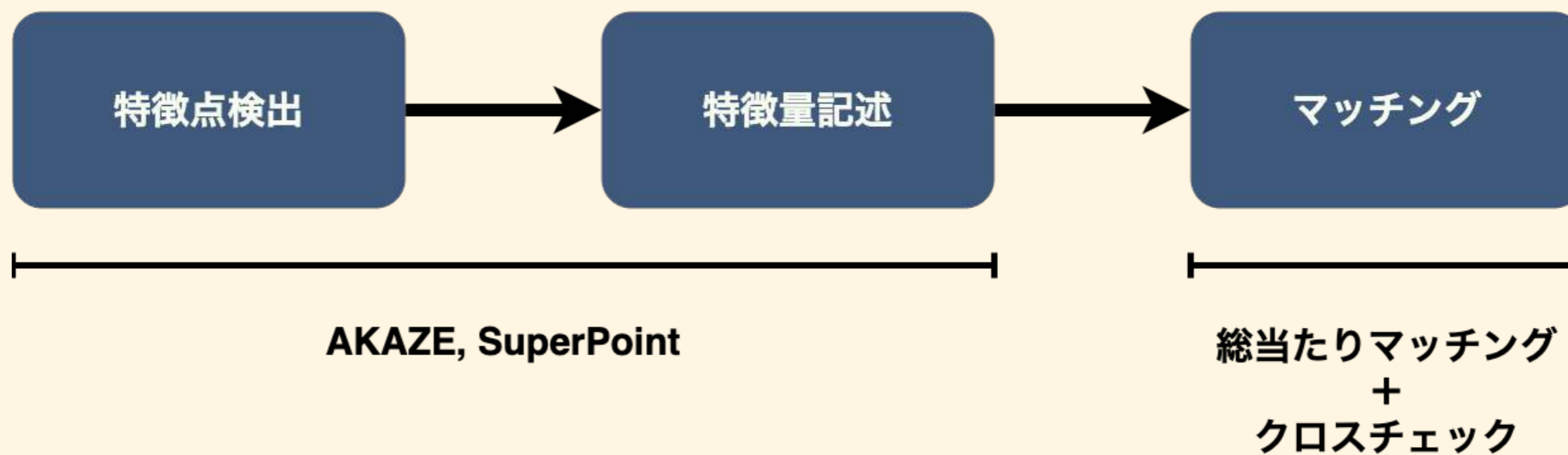
目的

SuperPointにおいて、学習に用いる正解データが特徴点マッチングにどのように影響するか調査

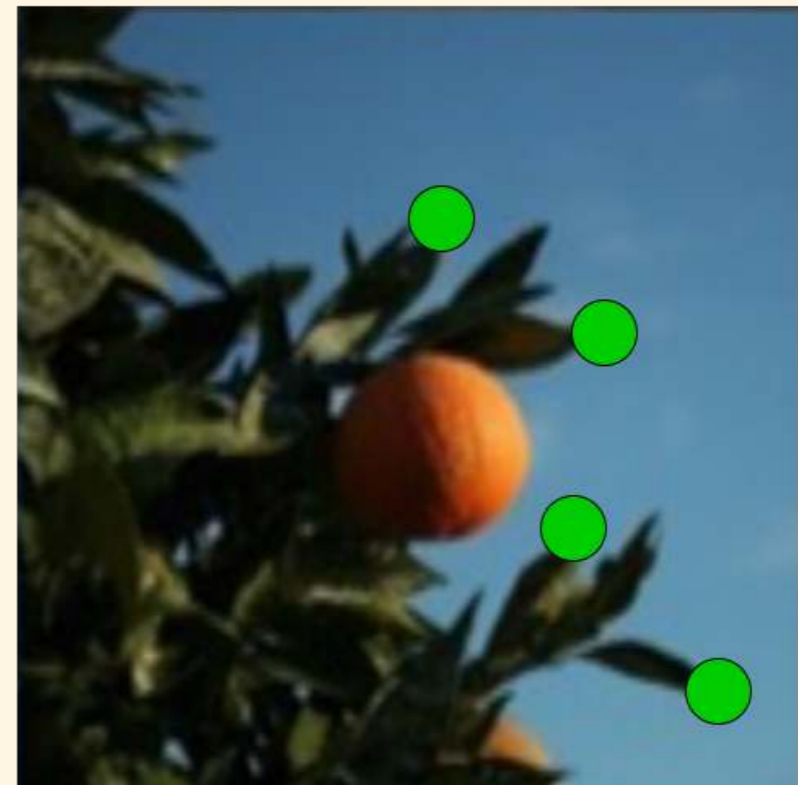
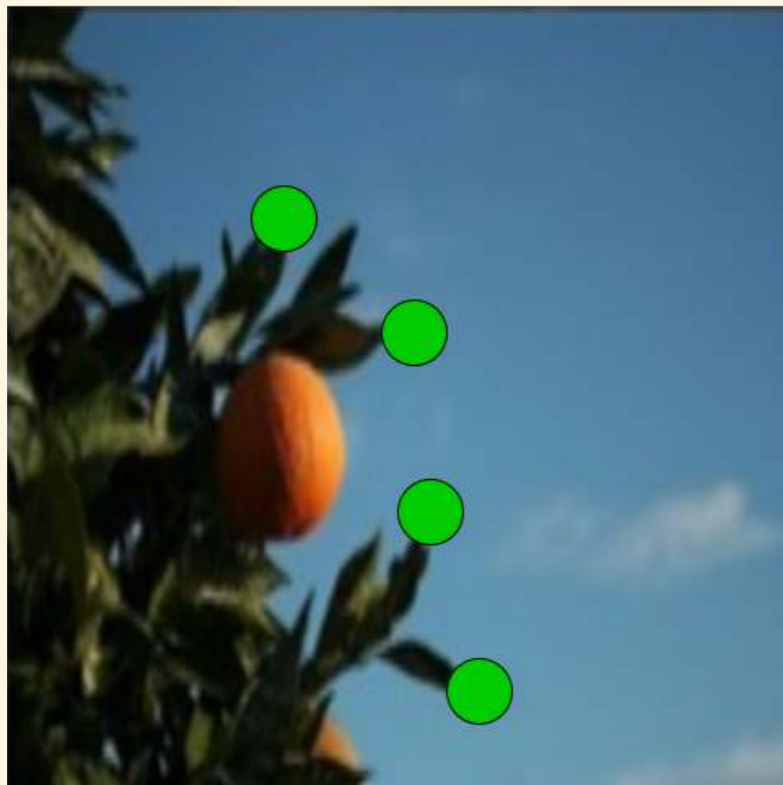
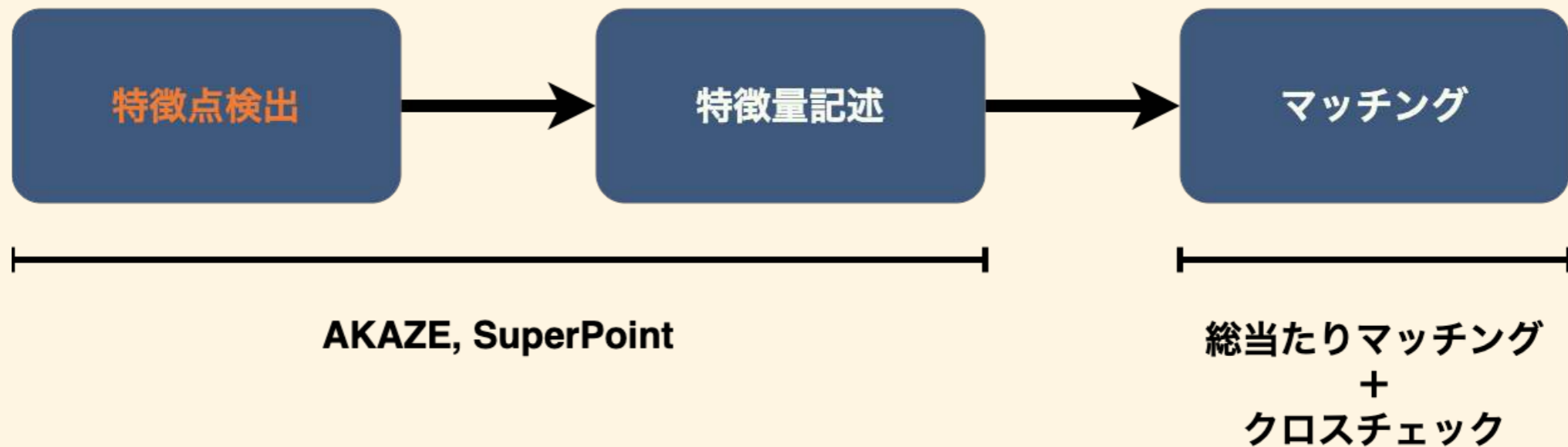
- ① 自然画像の特徴点を用いた場合
- ② 評価値の高い特徴点に絞った場合
- ③ 正しくマッチングできた特徴点に絞った場合

特徴点検出にはAKAZEを使用

特徴点マッチングとは

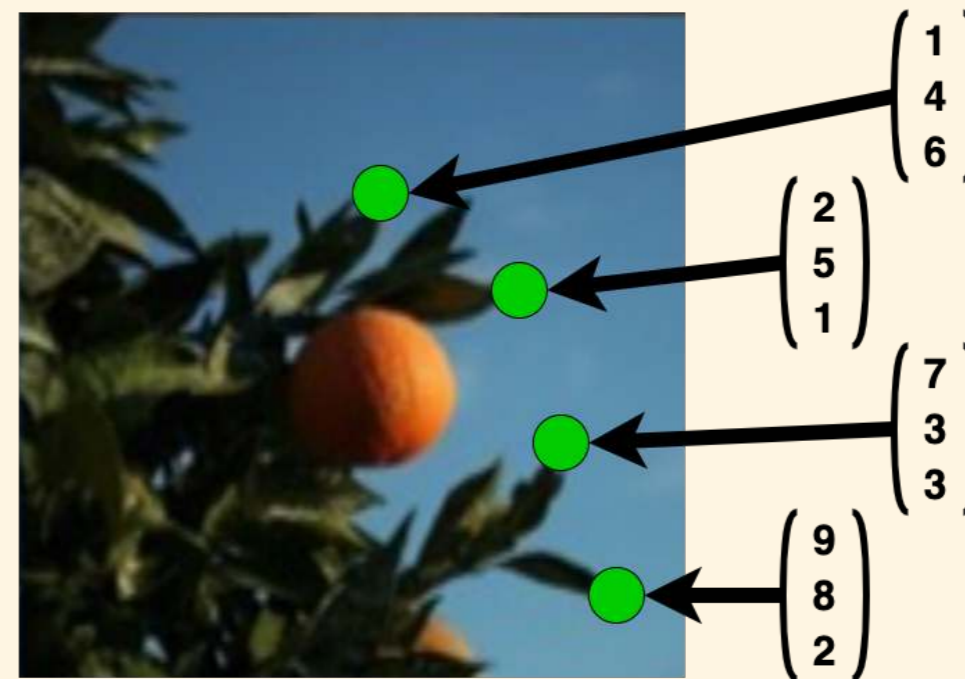
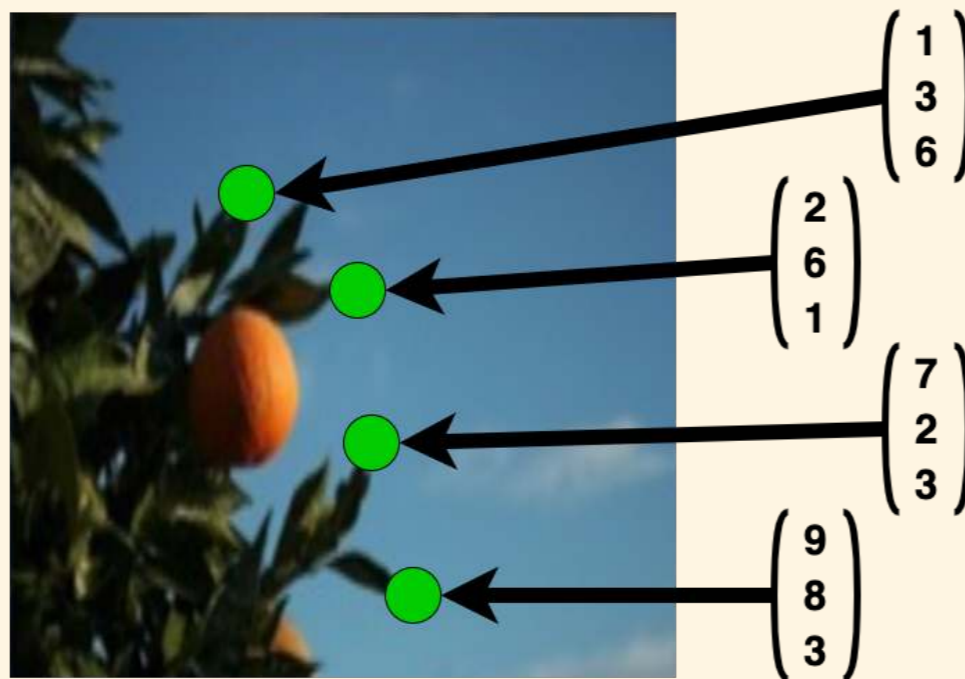
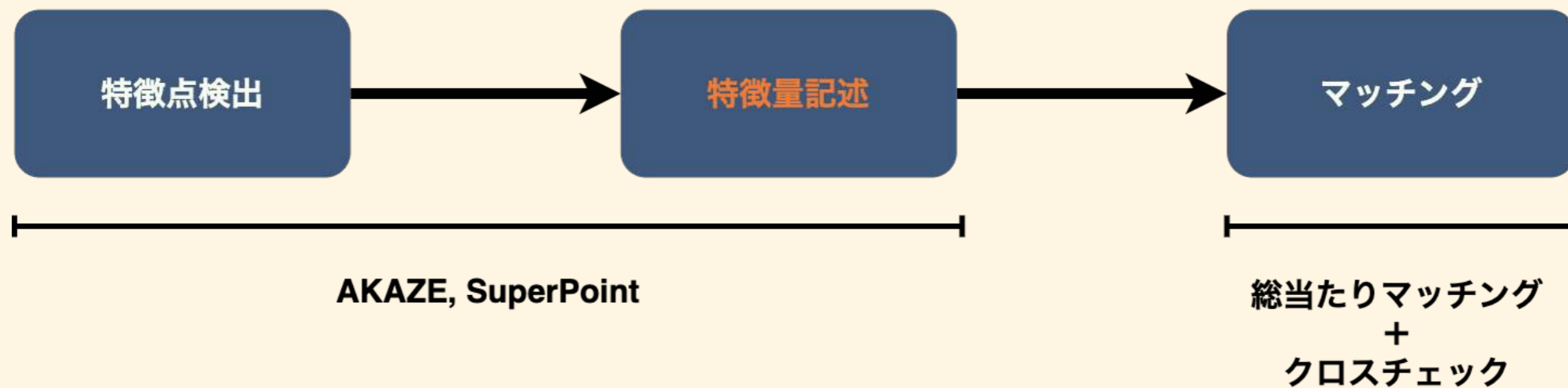


特徴点マッチングとは



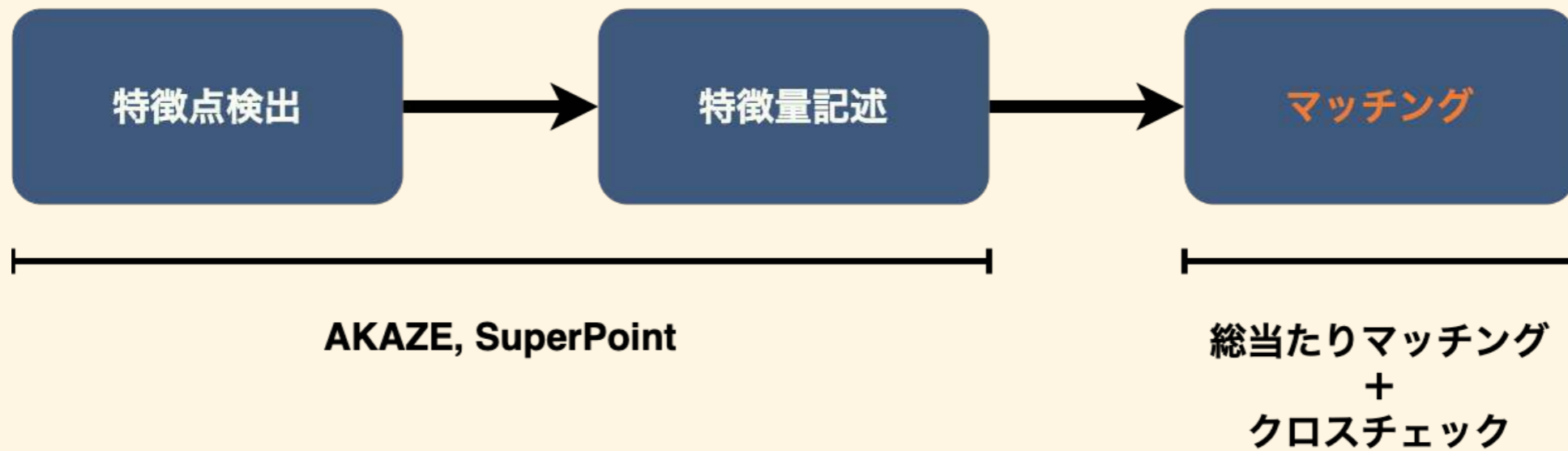
画像中から角、線の交わり等の他の異なる固有の点の座標を検出する

特徴点マッチングとは



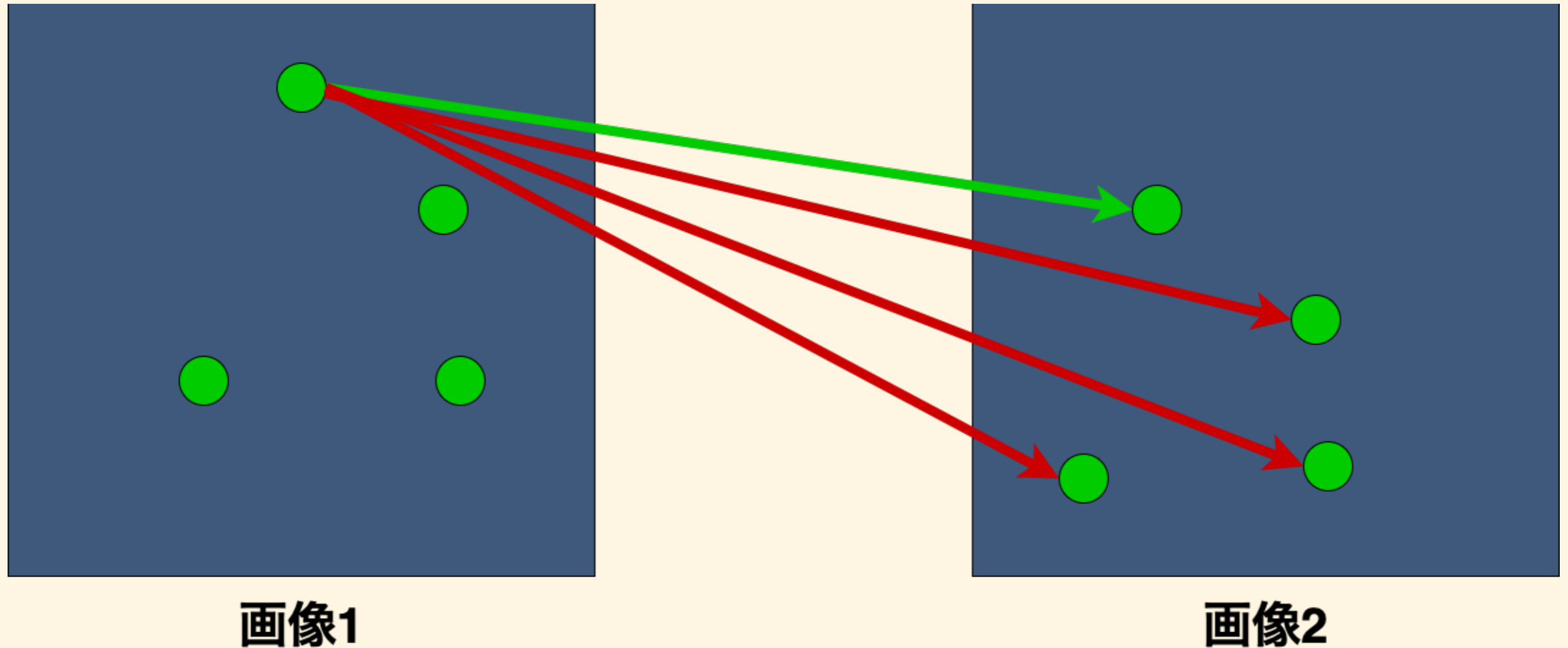
検出した特徴点の固有性をベクトルなどで表現した値で算出する

特徴点マッチングとは



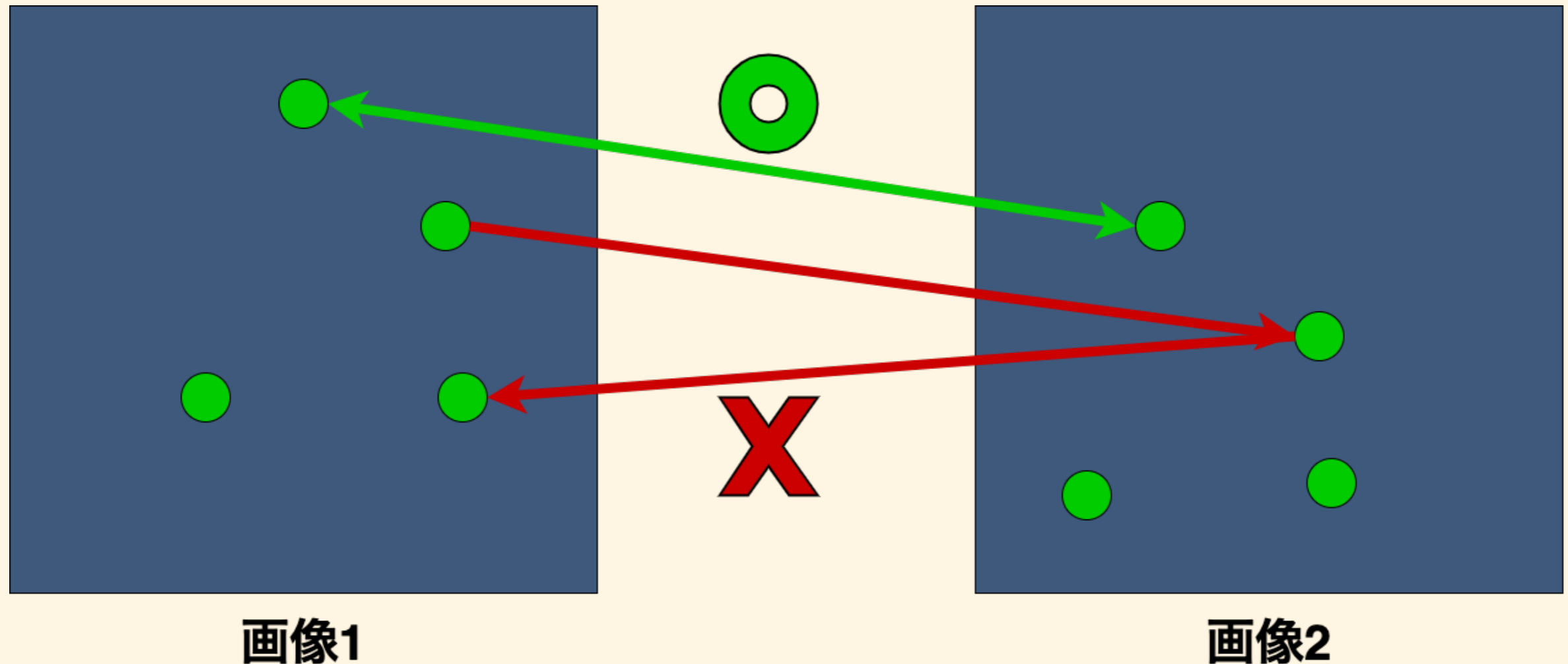
対応付ける特徴点の特徴量を比較し、類似度の高い特徴点同士を対応付ける

総当たりマッチング



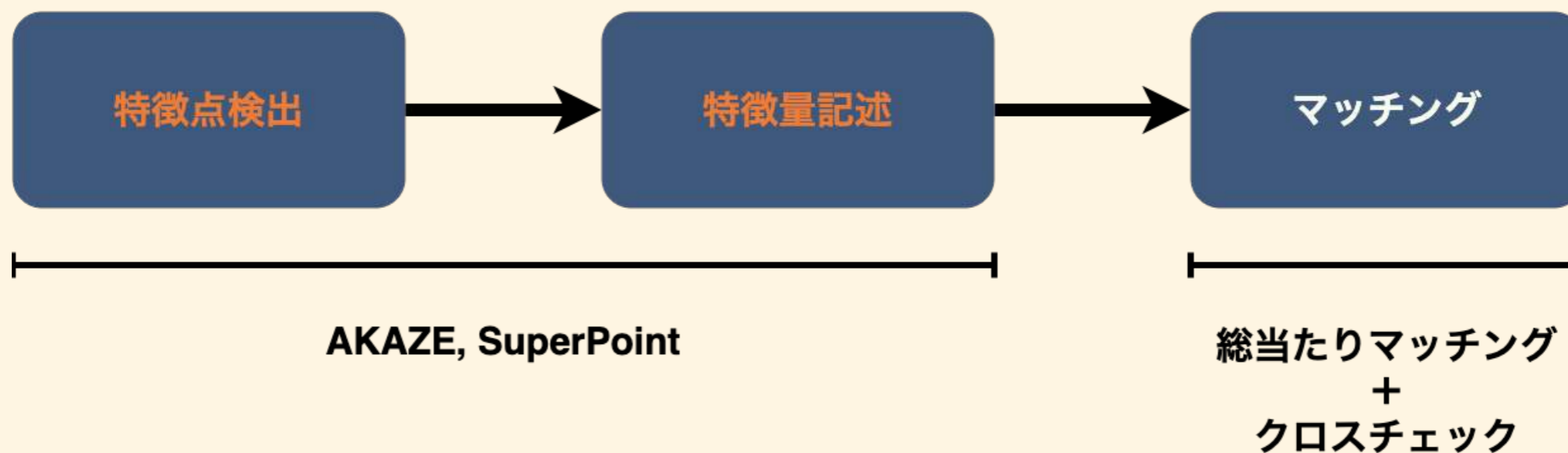
画像1の各特徴点と画像2の全特徴点の距離を計算し、
類似度の高い特徴点同士を対応付ける

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を行う
- 双方の一致したものをマッチングしたとみなす

特徴点マッチングとは

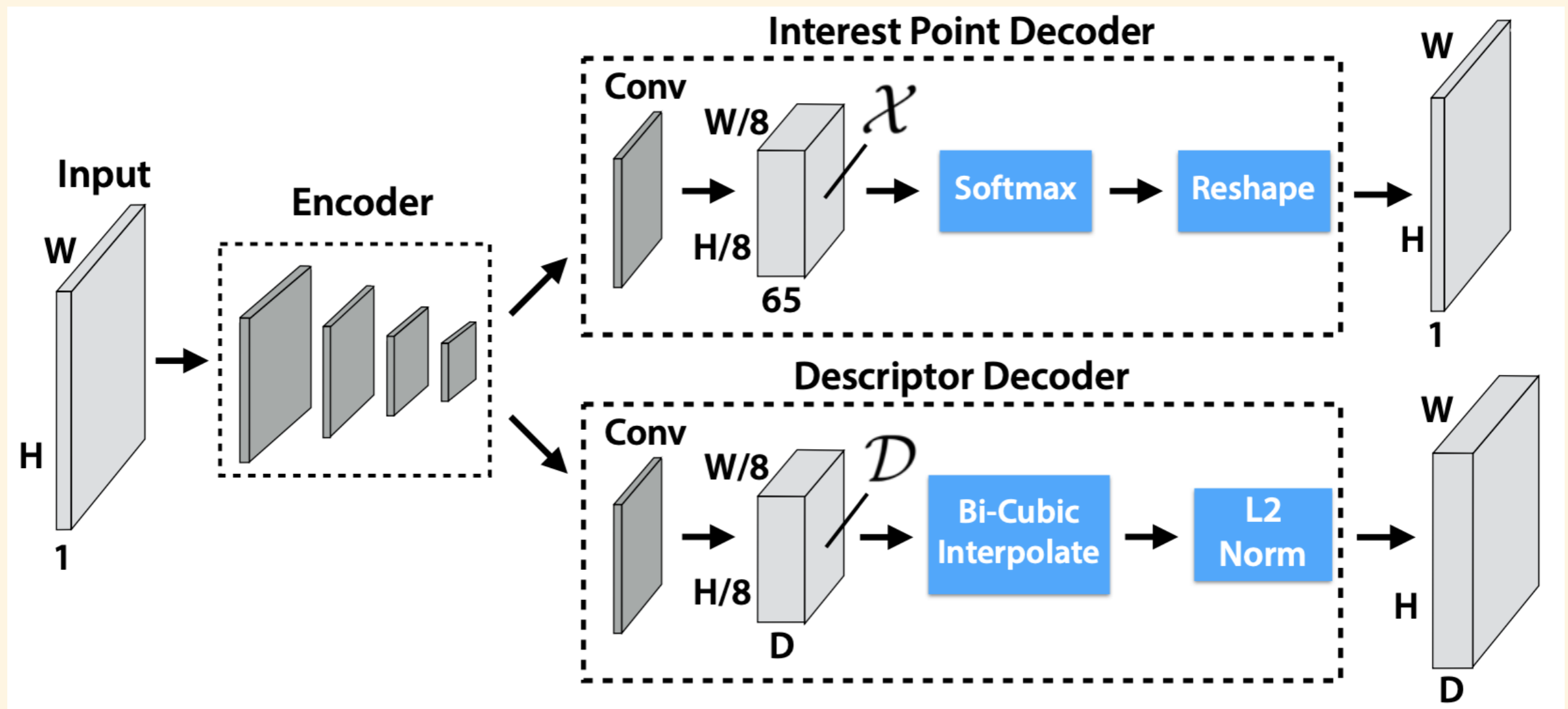


- 特徴点検出と特徴量記述を行う手法
- 他手法と比較してロバスト性や処理速度に優れている
- 回転、拡大・縮小に強い性能

SuperPoint

- Tone[1]らによって提案された特徴点抽出器である
- 他手法よりも高い精度を示している
 - ▶ エンコーダ・デコーダ構造を持つ
 - ▶ SuperPointの学習は3段階で構成されている

SuperPointのネットワーク構造



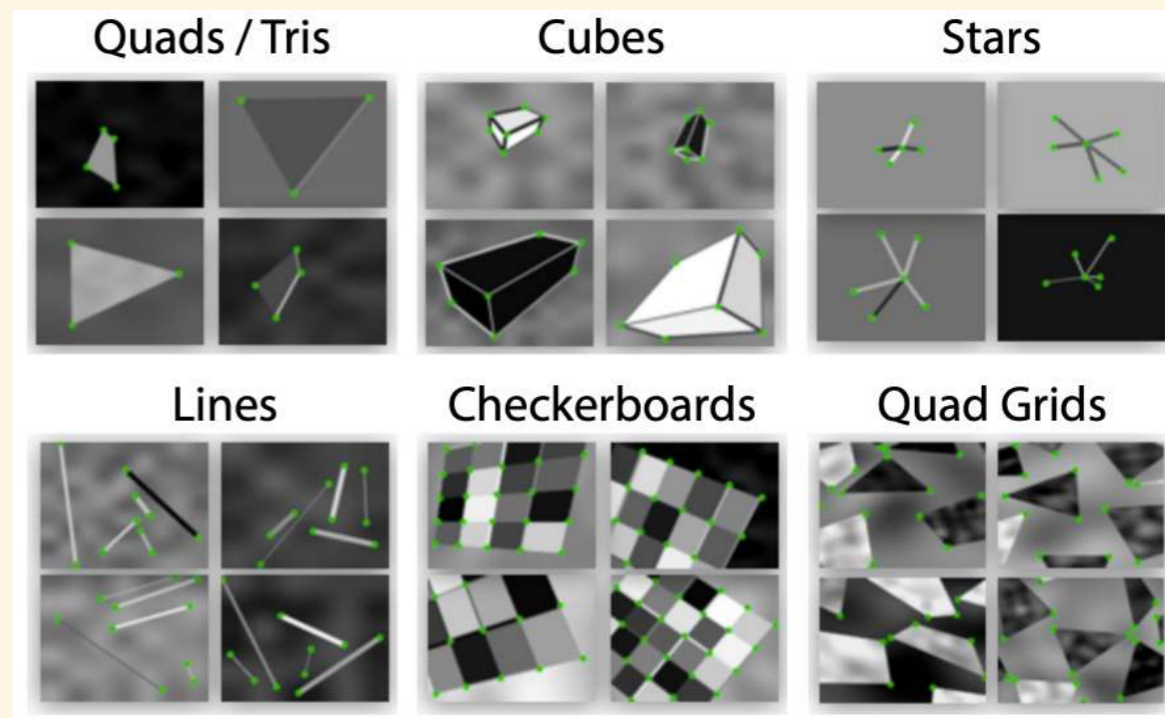
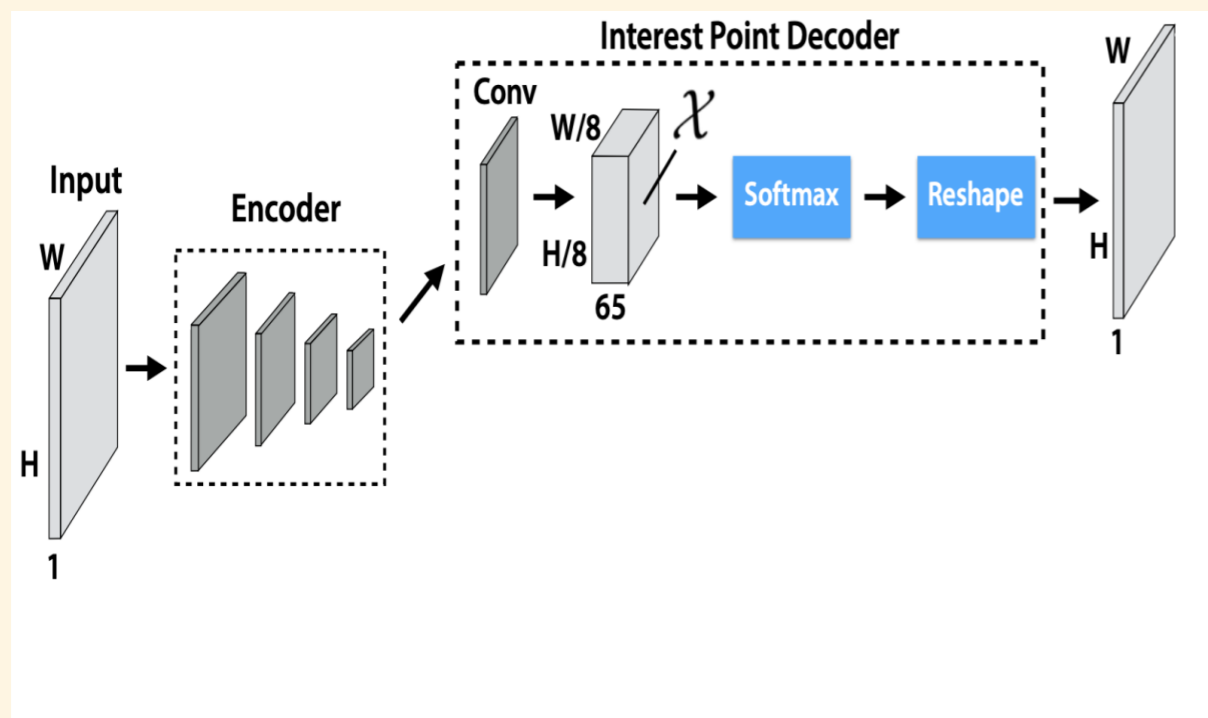
特徴点検出：Interest Point Decoder

特徴量記述：Descriptor Decoder

SuperPoint

- Tone[1]らによって提案された特徴点抽出器である
- 他手法よりも高い精度を示している
 - ▶ エンコーダ・デコーダ構造
 - ▶ SuperPointの学習は3段階で構成されている

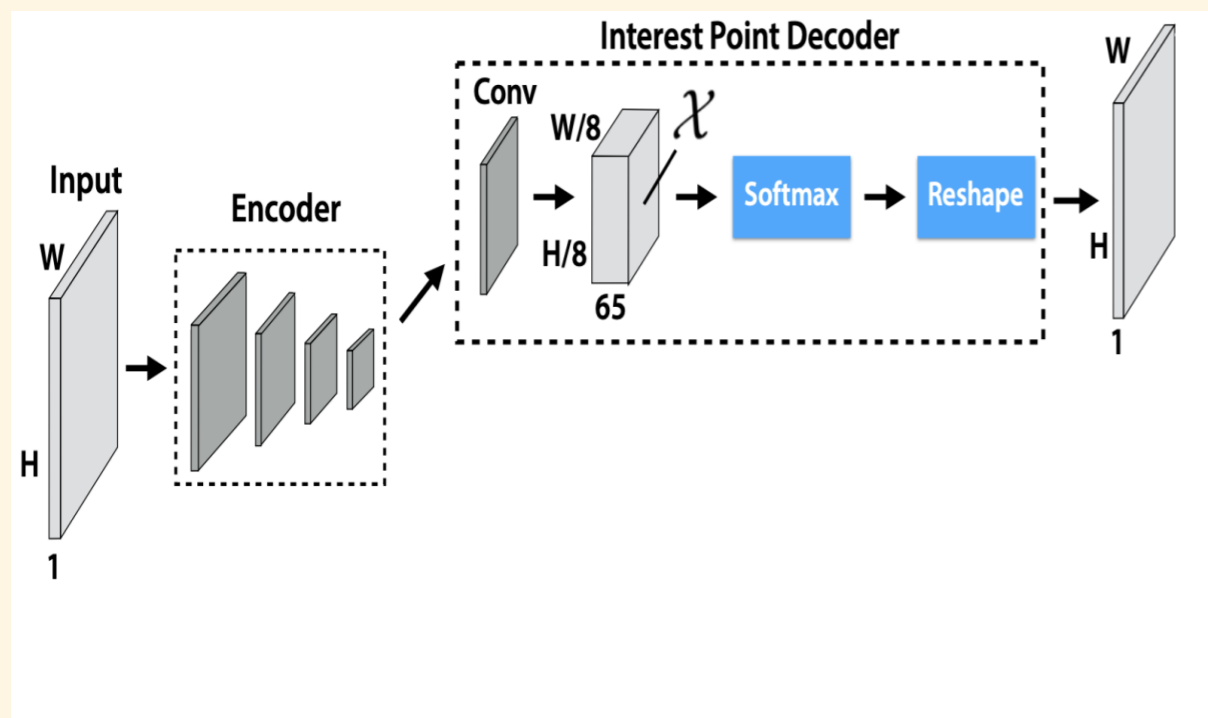
第1段階 MagicPointの学習



- 学習データには、自動生成された幾何図形の画像と正解データには端点や交点を特徴点とした座標を用いる

従来手法

第1段階 MagicPointの学習

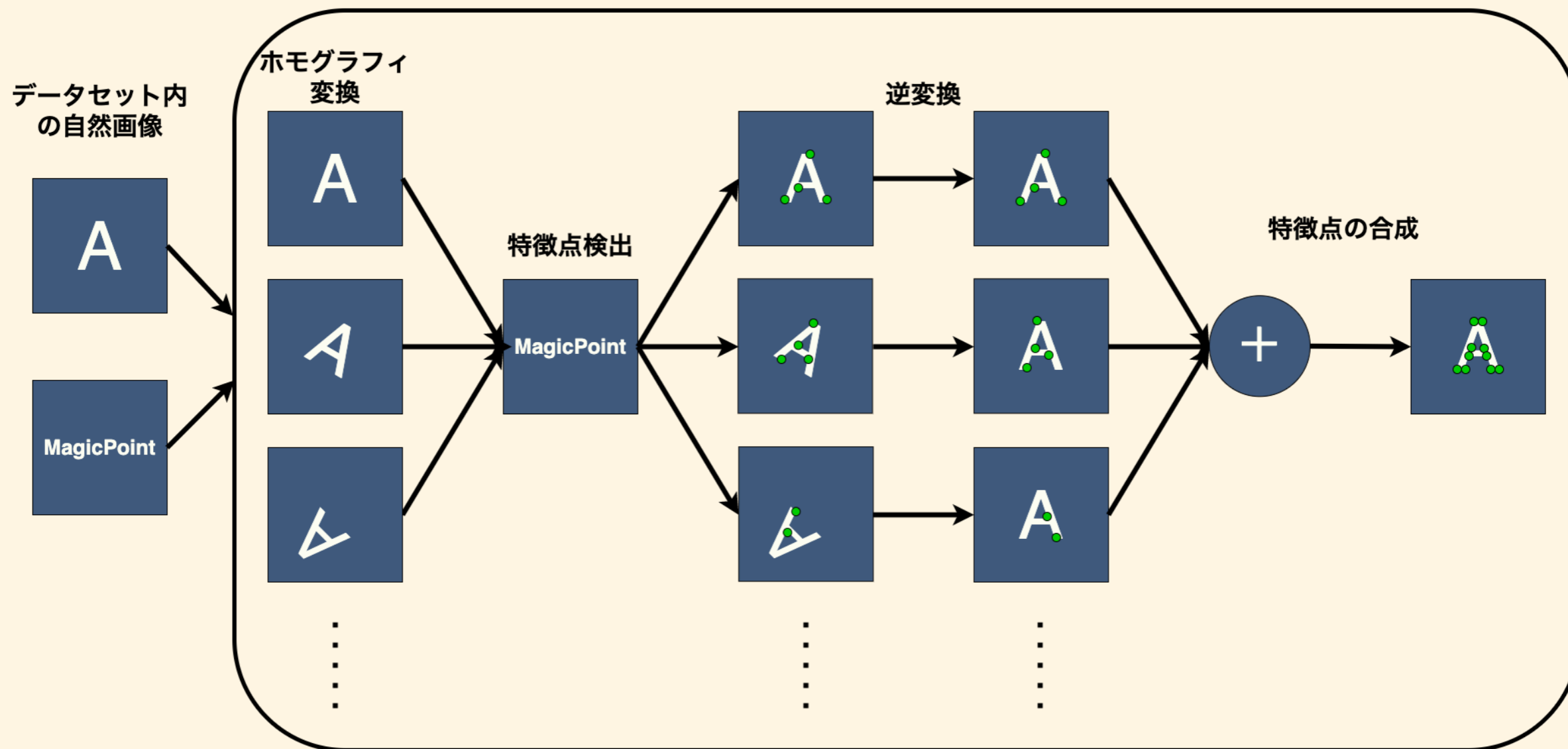


- 学習データに自然画像を使用
- 正解データにはAKAZEの特徴点を使用

提案手法

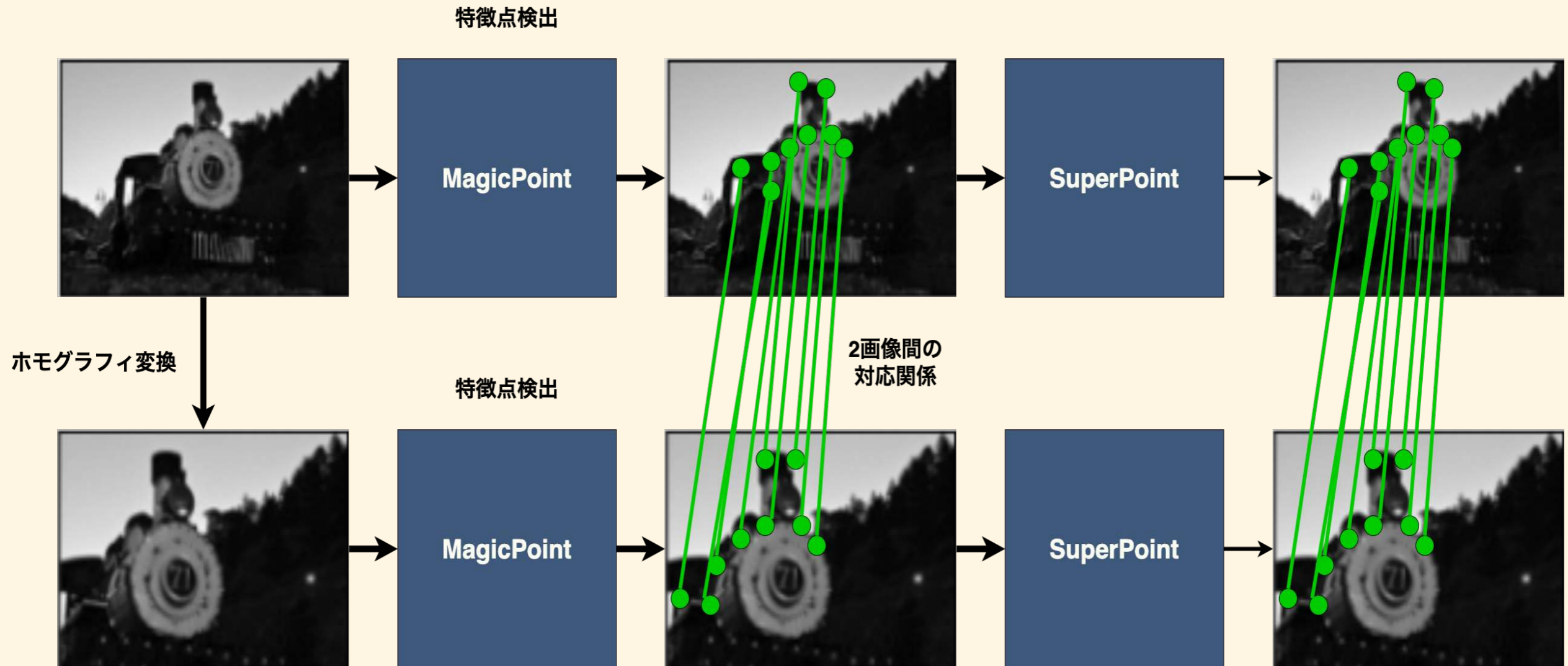
第2段階 MagicPointの改良学習

Homographic Adaptation



- 正解データを用いてMagicPointの再学習を行う

第3段階 特徴点検出と特徴量記述の同時学習



- Interest Point DecoderとDescriptor Decoderを使用
- 学習データには、2つの画像と正解データには2画像の特徴点の対応関係を用いる

実験

実験1 自然画像の特徴点を用いた場合

- 第1段階の学習の学習データを自然画像にすることの影響調査

実験2 評価値の高い特徴点に絞った場合

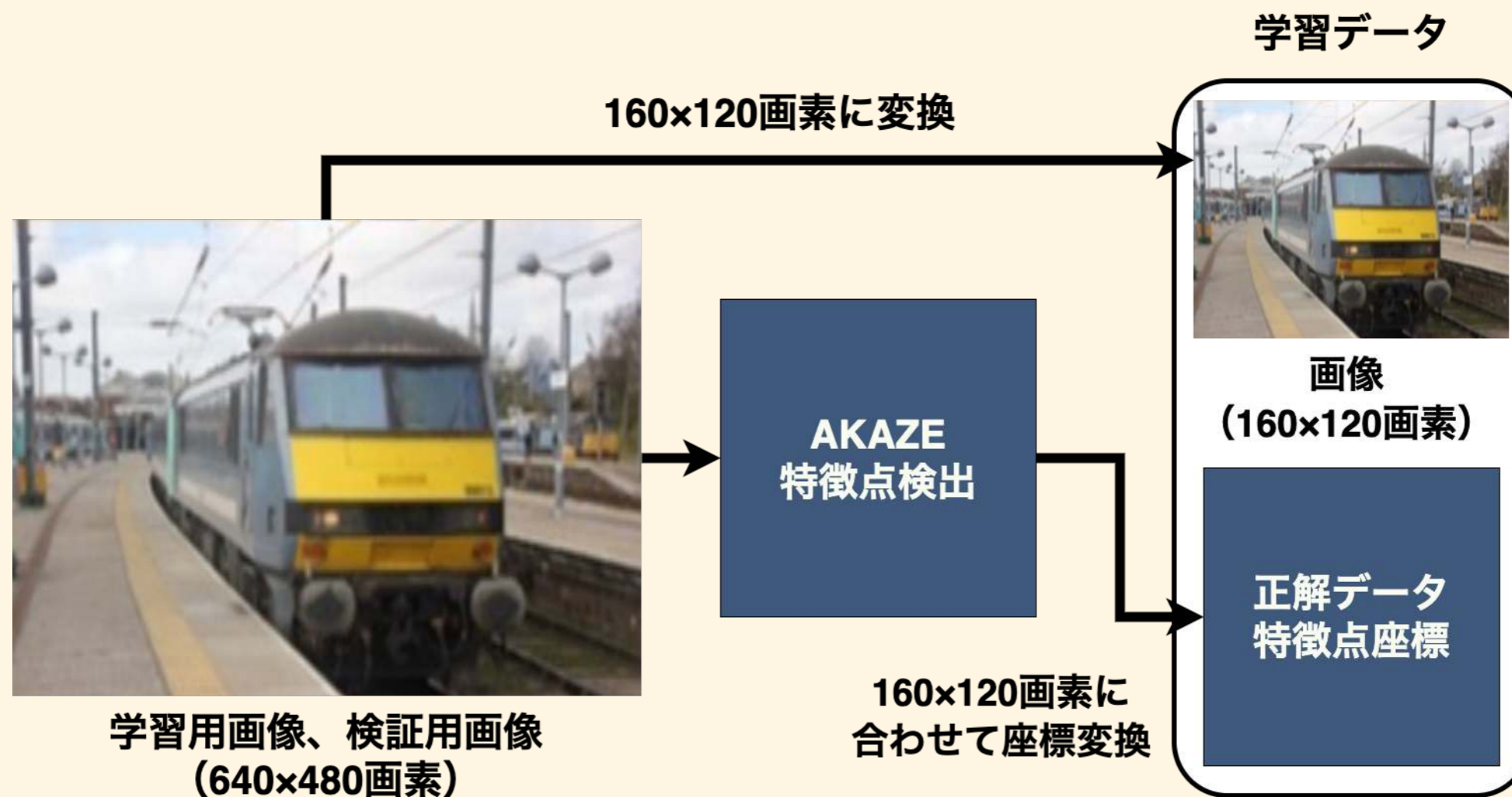
- より明確な特徴点を正解データに用いることの影響調査

実験3 正しくマッチングできた特徴点に絞った場合

- マッチングがうまく行えた特徴点を正解データとすることの影響調査

の3つを行います。

実験1 - 実験内容



- COCO dataset[2] (多様な画像) を使用
 - ▶ 学習用画像：42000枚
 - ▶ 検証用画像：2000枚

評価方法

50枚のテスト用画像

- 回転：10°、30°、45°、60°、90°
- 拡大・縮小：50%、80%、100%、120%、150%

25通りのテスト用変換画像



テスト画像
(640×480)



テスト変換画像
(10°、80%)



テスト変換画像
(30°、120%)



テスト変換画像
(90°、150%)

平均マッチング成功率と平均マッチング成功数

$$\text{平均マッチング成功率} = \frac{\text{マッチング成功率の総和}}{\text{テスト画像の数}}$$

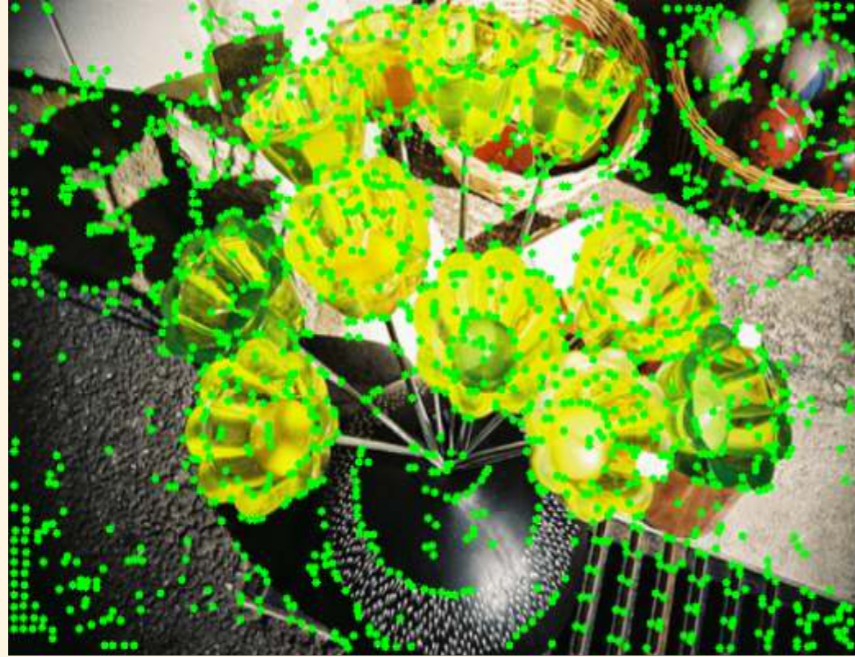
$$\text{平均マッチング成功数} = \frac{\text{マッチング成功数の総和}}{\text{テスト画像の数}}$$

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

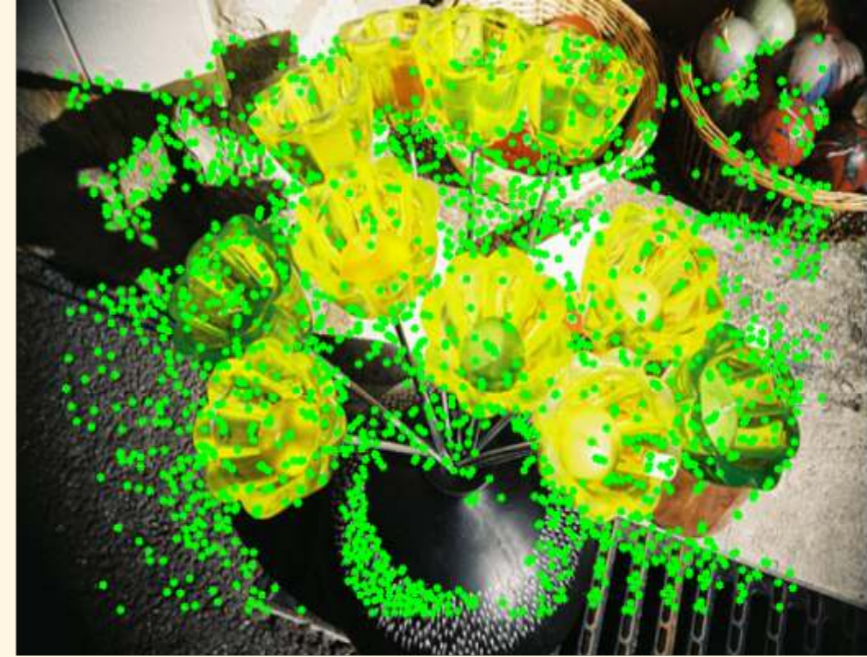
正しい対応点 $|Q_i - P'_j| < T$

- Q_i : 画像*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 に対して逆変換を適用)
- T : 許容座標誤差 ($T = 10$)

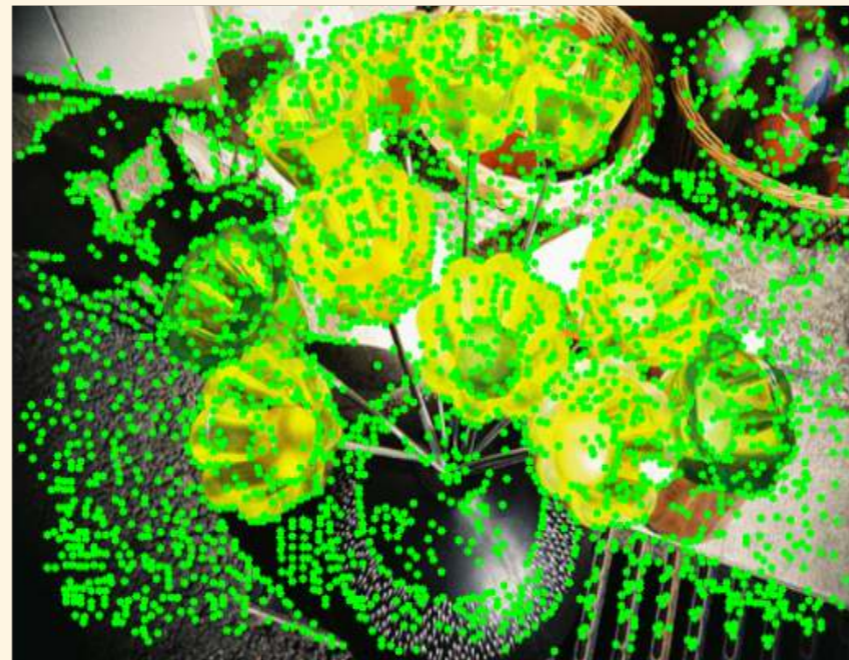
実験1 - 特徴点検出の結果



従来手法

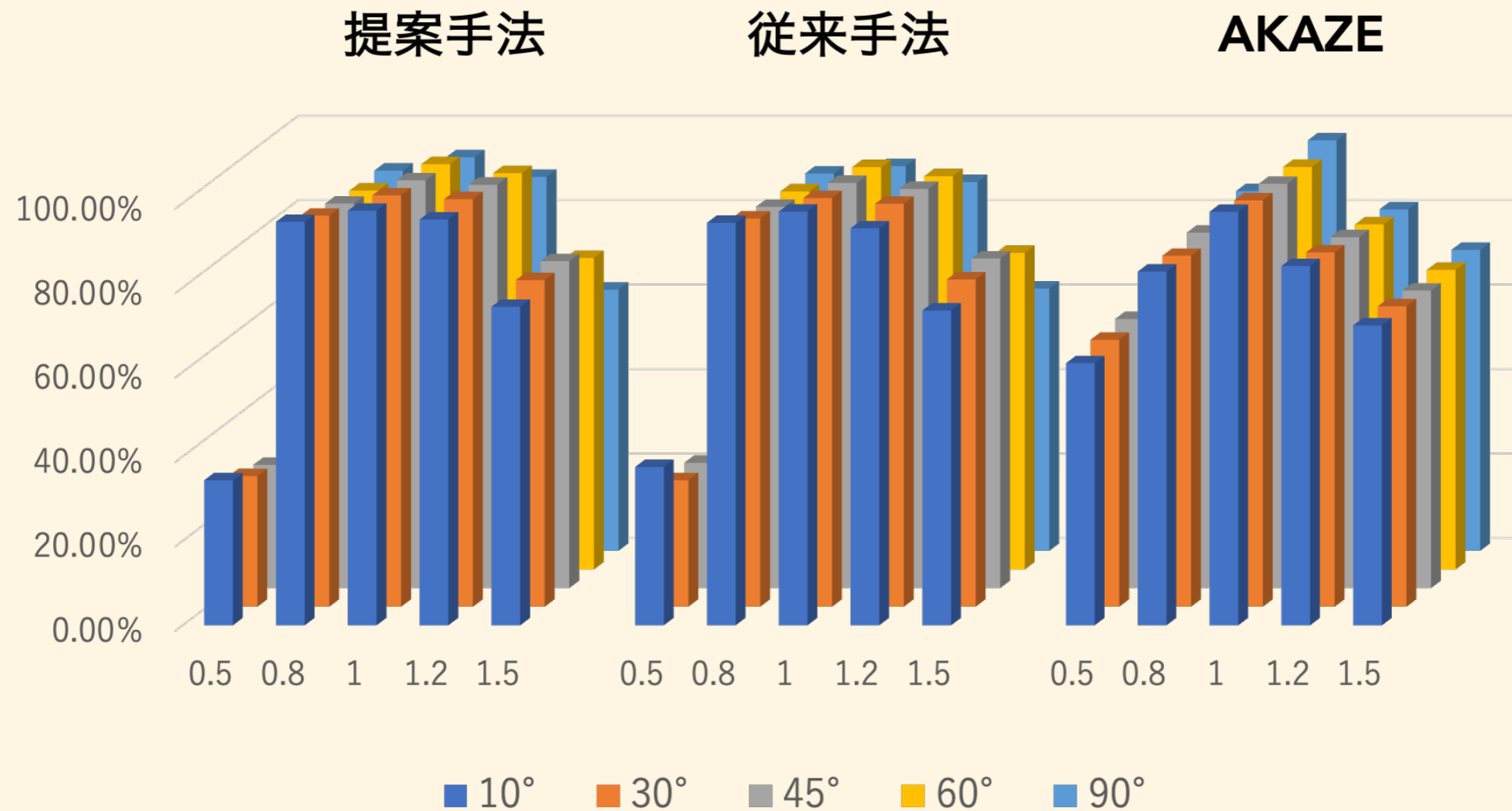


AKAZE



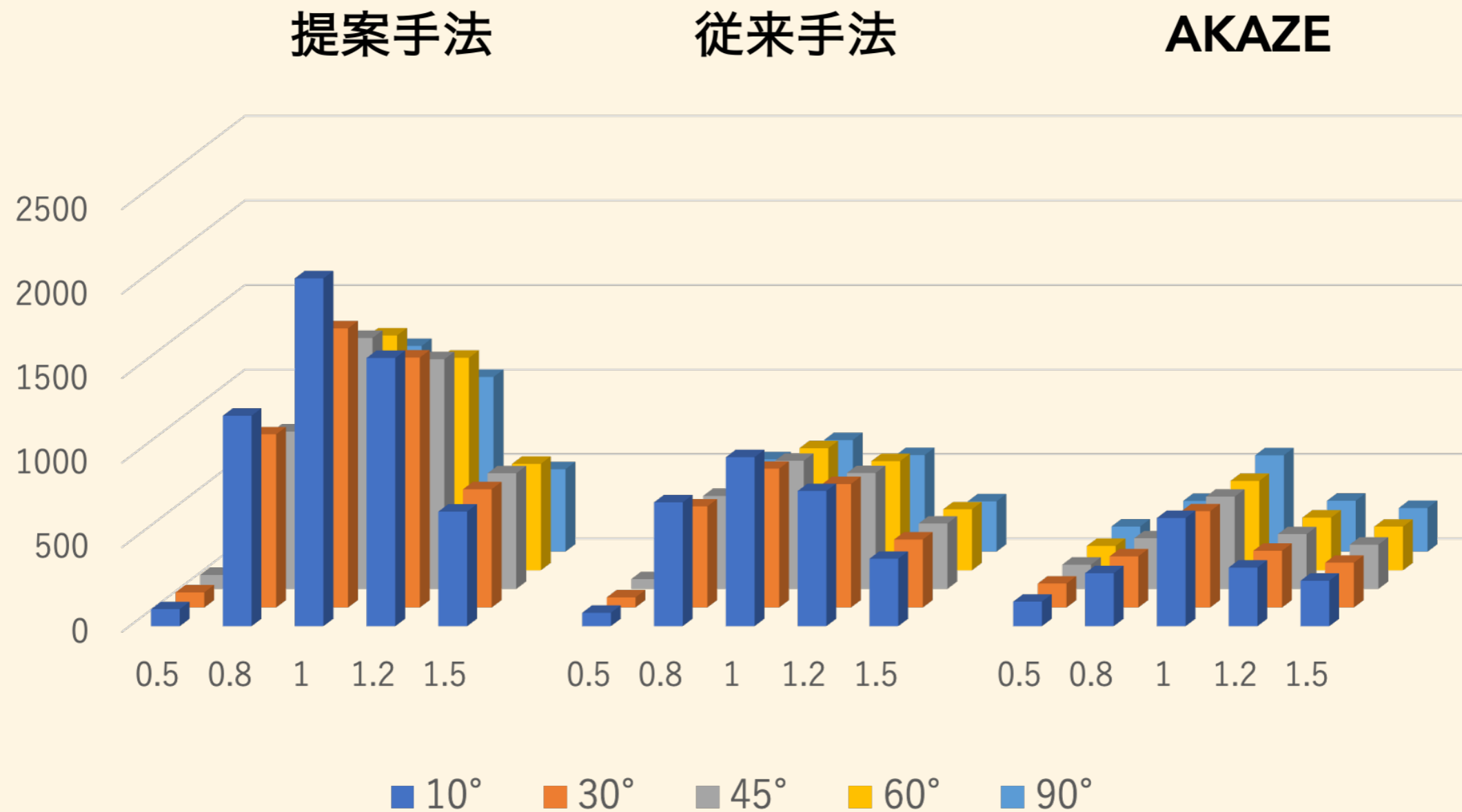
提案手法

実験1 - 平均マッチング成功率



提案手法と従来手法と比較して大きな性能の変化はない

実験1 - 平均マッチング成功数



- 提案手法は従来手法と比較しておおよそ2倍の性能
- 提案手法の方が自然画像から多くの特徴点を検出することができた

実験2 - 実験内容



- 学習用画像と検証用画像は実験1と同じものを用いる
- 正解データ
 - ▶ 各特徴点の評価値 \geq 閾値
 - ▶ より明確な特徴点を使用すると、マッチング性能が向上するか？

実験2 - 比較する手法

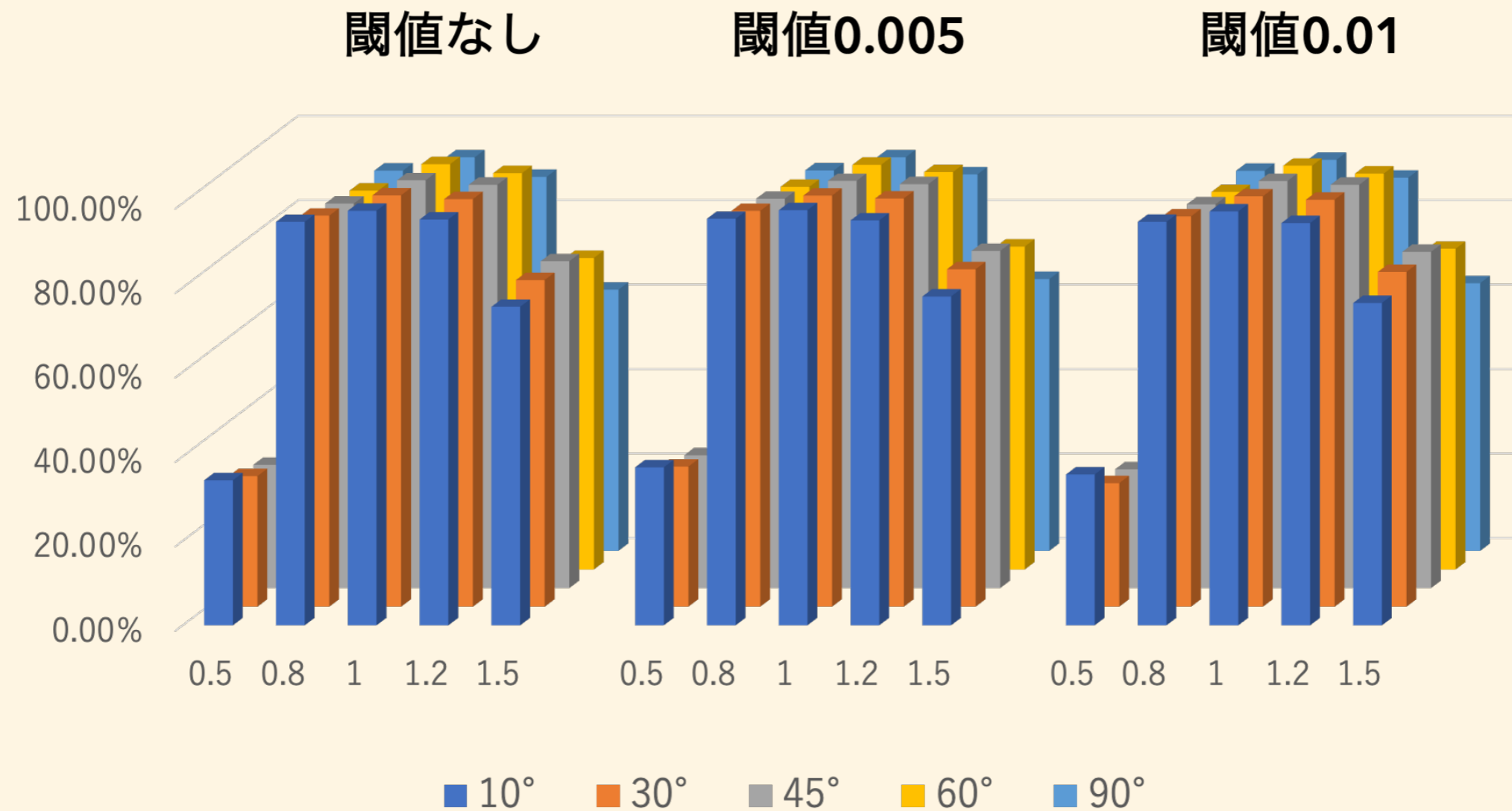
- 2通りの閾値それぞれのデータセットを用いた学習結果をそれぞれ
 - ▶ 提案手法（閾値0.005）
 - ▶ 提案手法（閾値0.01）
- 実験1の提案手法
 - ▶ 提案手法（閾値なし）とする

実験2 - 正解データの平均個数

	学習用データ	検証用データ
閾値なし	907.36	915.72
閾値0.005	197.76	197.86
閾値0.01	65.79	64.10

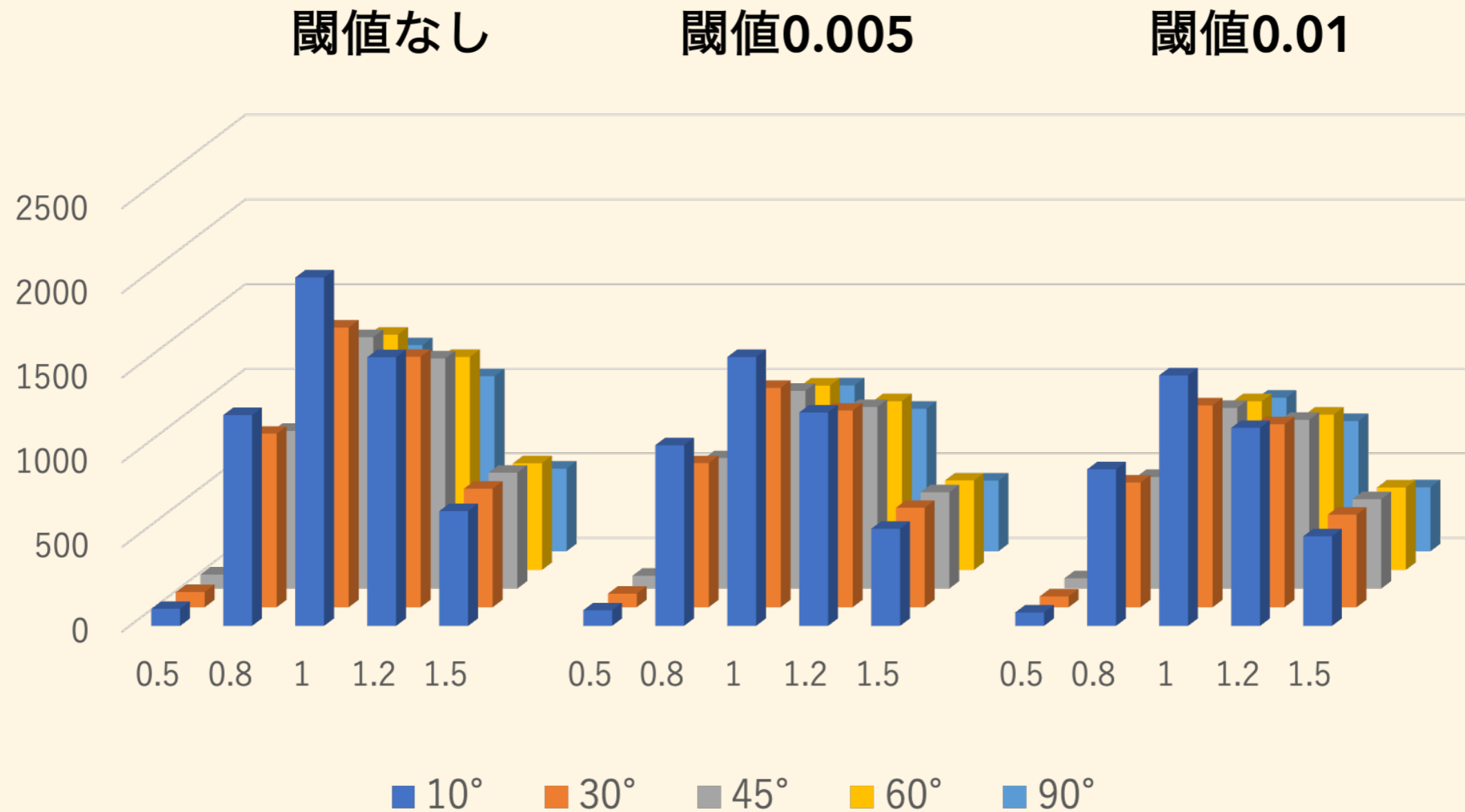
閾値を設定して明確な特徴点に絞ったため閾値なしに比べて少ない

実験2 - 平均マッチング成功率



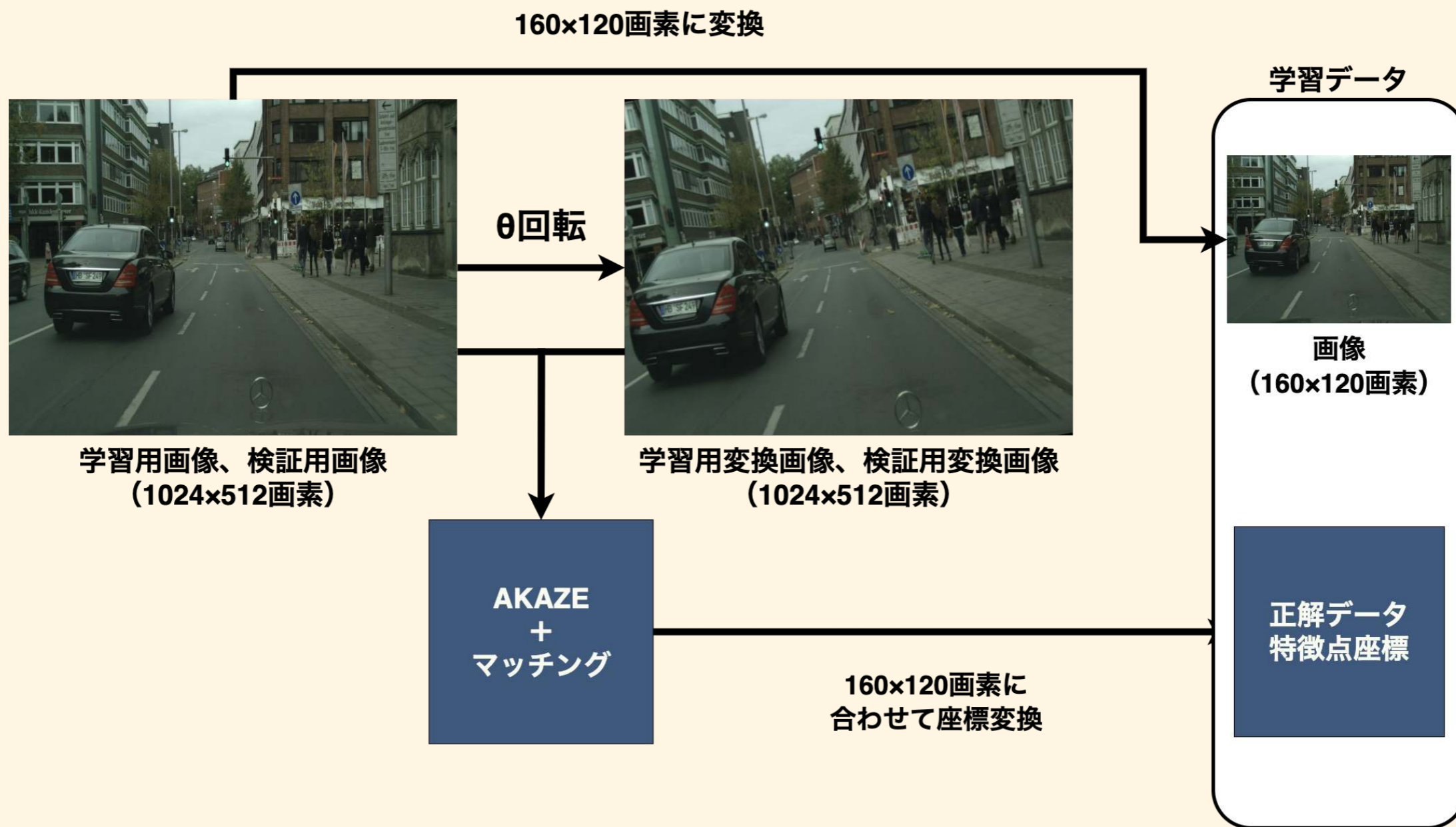
- 閾値0.005が最良、他手法と大きな性能差はない
- より明確な特徴点を使用
 - ▶ マッチングしやすい特徴点抽出が行える ≠ 成功率向上

実験2 - 平均マッチング成功数



- 閾値なしが最多
- 学習に用いた特徴点の数に対応している

実験3 - 実験内容



- Cityscapes Dataset[3] (道路シーン) を使用
 - ▶ 学習用画像：4400枚
 - ▶ 検証用画像：500枚
 - ▶ θ ：30°, 45°, 60°, 90°

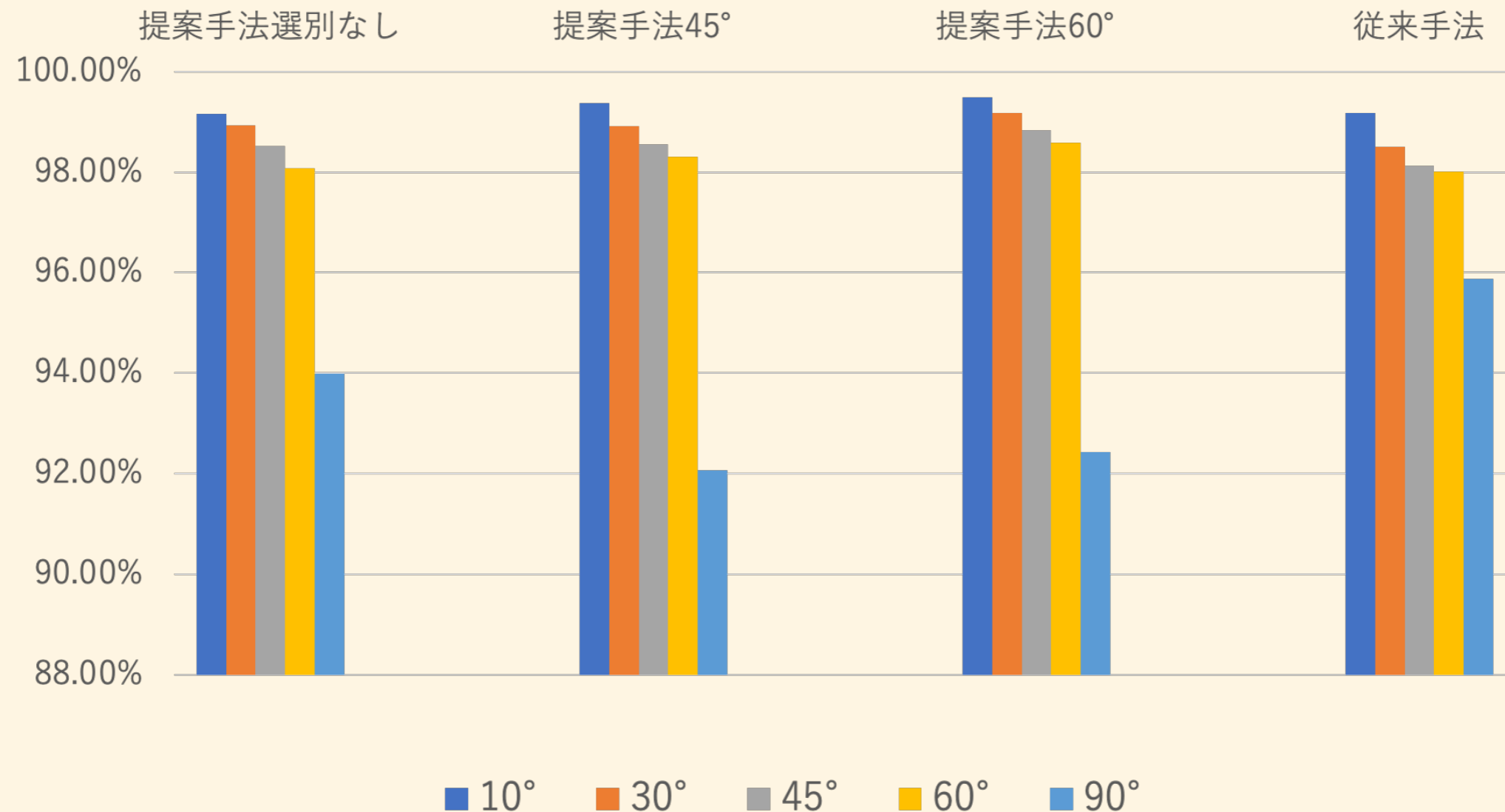
実験3 - 比較する手法

- それぞれの学習データをSuperPointの第1段階の学習に適用した結果
 - ▶ 提案手法30°
 - ▶ 提案手法45°
 - ▶ 提案手法60°
 - ▶ 提案手法90°
- 第1段階の学習にCityscapes Datasetを用いて実験1と同様に学習した結果を「提案手法選別なし」とする
- 実験1と同様の従来手法とAKAZE手法

実験3 - 比較する手法

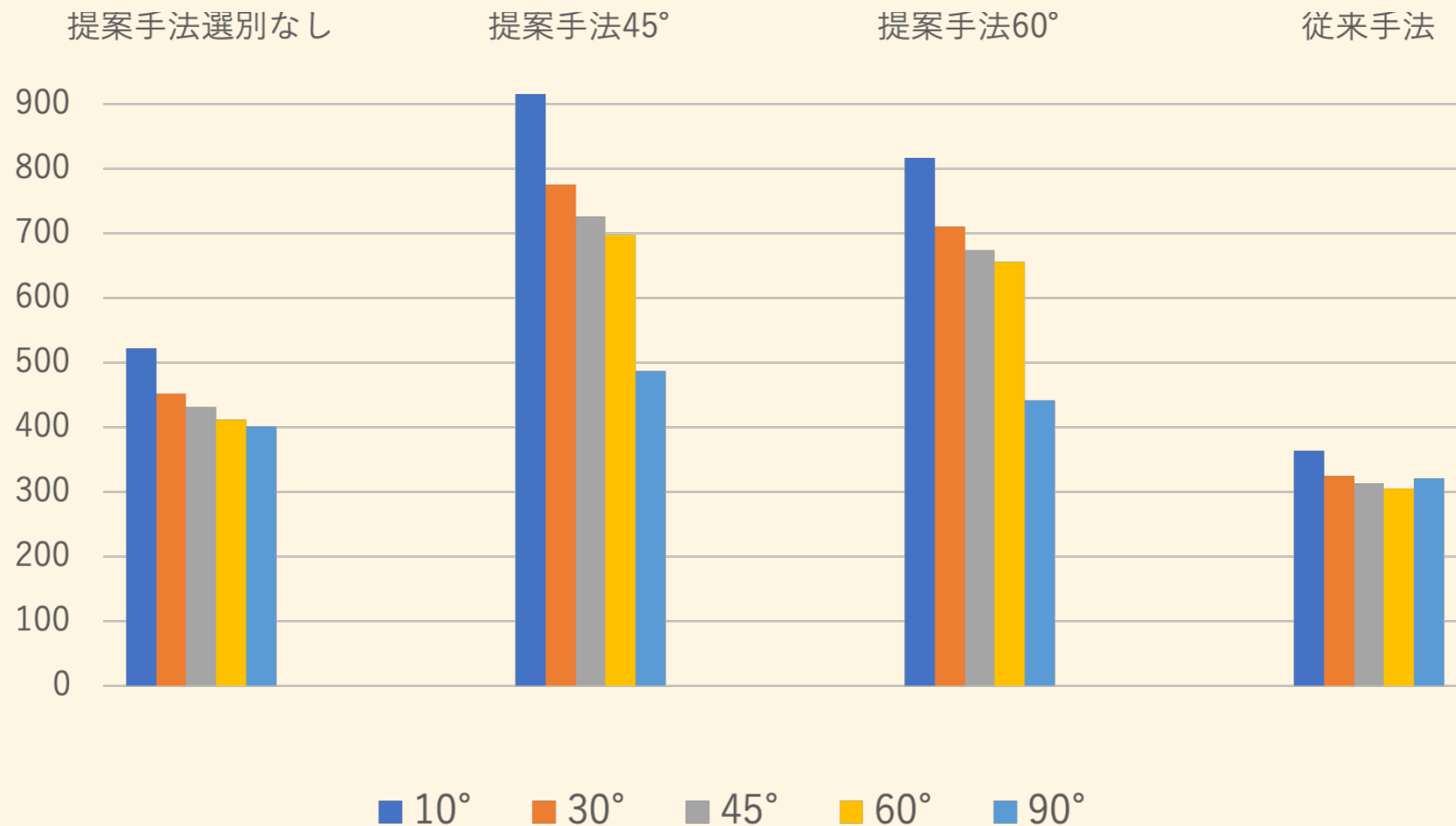
- 拡大縮小率100%の特徴点マッチングの結果を示す
 - ▶ 提案手法45°
 - ▶ 提案手法60°
 - ▶ 提案手法選別なし
 - ▶ 従来手法

実験3 - 平均マッチング成功率



- 提案手法60°が最良、他手法と大きな性能差はない
- 学習データを特定のシーンに絞る
 - ▶ マッチング成功率向上すると予想→しなかった

実験3 - 平均マッチング成功数



- 提案手法45°が最多
 - ▶ 提案手法選別なし最多と予想
 - ▶ 学習時の特徴点数が多い ≠ 成功数最多

まとめ

本研究では、SuperPointにおいて、学習に用いる正解データが特徴点マッチングにどのように影響するか調査

- 平均マッチング成功率に大幅な変化はなし
- 平均マッチング成功数は大幅に増加

今後の課題

- 学習データの入力画像のサイズをより大きくする
- AKAZE以外の特徴点検出手法

参考文献

- [1] Daniel DeTone, Tomasz Malisiewicz, Andrew Rabinovich, "SuperPoint: Self-Supervised Interest Point Detection and Description", CVPR, (2018), pp.337-349.
- [2] LIN Tsung-Yi, et.al., "Microsoft coco: Common objects in context", ECCV, (2014), pp.740-755.
- [3] Cityscapes Dataset: <https://www.cityscapes-dataset.com>