

特徴点抽出法 AKAZE, AKAZE-ALEX, SuperPoint の比較

宮崎大学 工学部 情報システム工学科

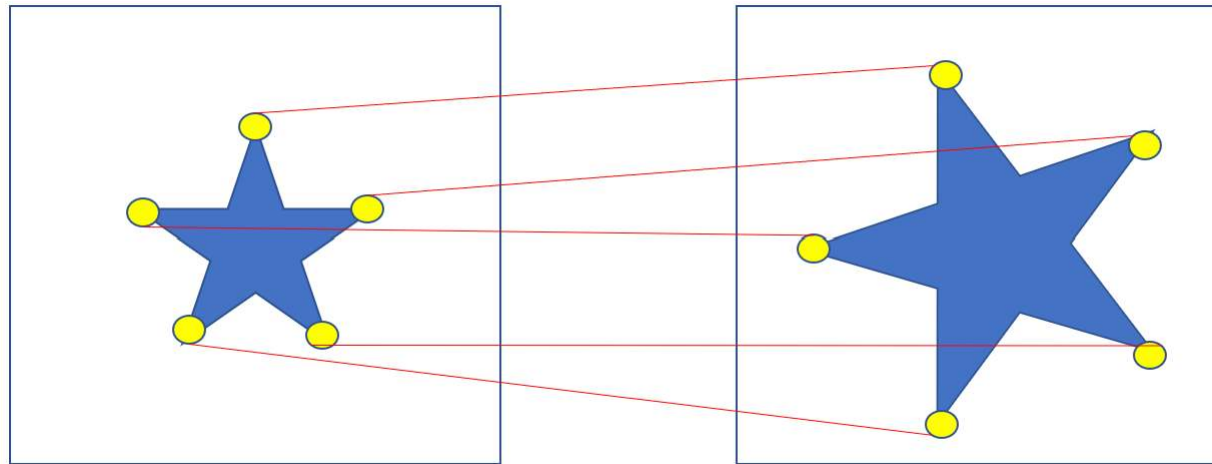
67180110 熊田陸

指導教員 椋木雅之

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、同じ物体の同じ点を対応付ける手法
- ・ 特徴点検出、特徴量記述、マッチングからなる



- ・ コンピュータビジョンの分野で重要な役割
- ・ 多くの手法が提案

目的

特徴点マッチング法：AKAZE、AKAZE-ALEX、SuperPoint
各手法の特性を明らかにする



- 利用場面として3次元形状復元、SLAMを想定
- 評価基準として、
回転拡大縮小不変、照明変化不変、処理時間を定め比較実験

比較する特徴点抽出法

AKAZE : アルゴリズムベースの手法
拡大縮小、回転に強く高速

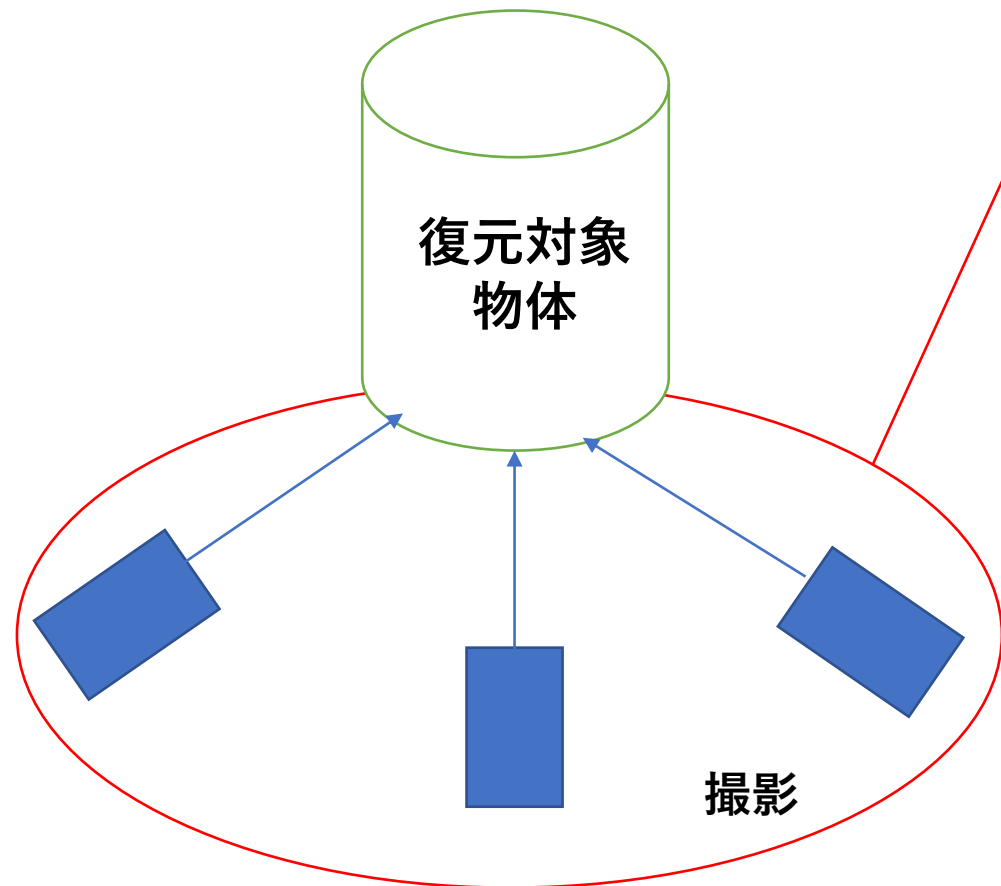
AKAZE-ALEX : 梶原の提案した手法

- ・ 特徴点検出 : AKAZE
- ・ 特徴量記述 : 深層学習

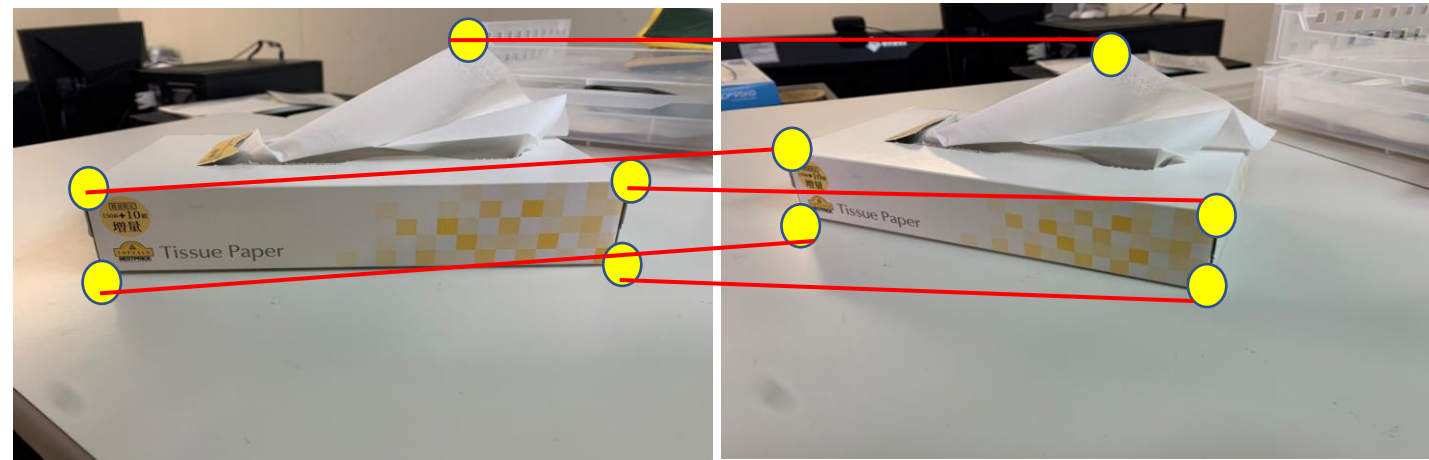
SuperPoint : 疑似正解特徴点データを深層学習

特徴点マッチングの想定利用場面

3次元形状復元



撮影した画像を用いて特徴点マッチング



重要

- ・多くの対応点を取る
- ・物体の見え方の変化、照明変化があってもマッチング成功率が高い

特徴点マッチングの想定利用場面

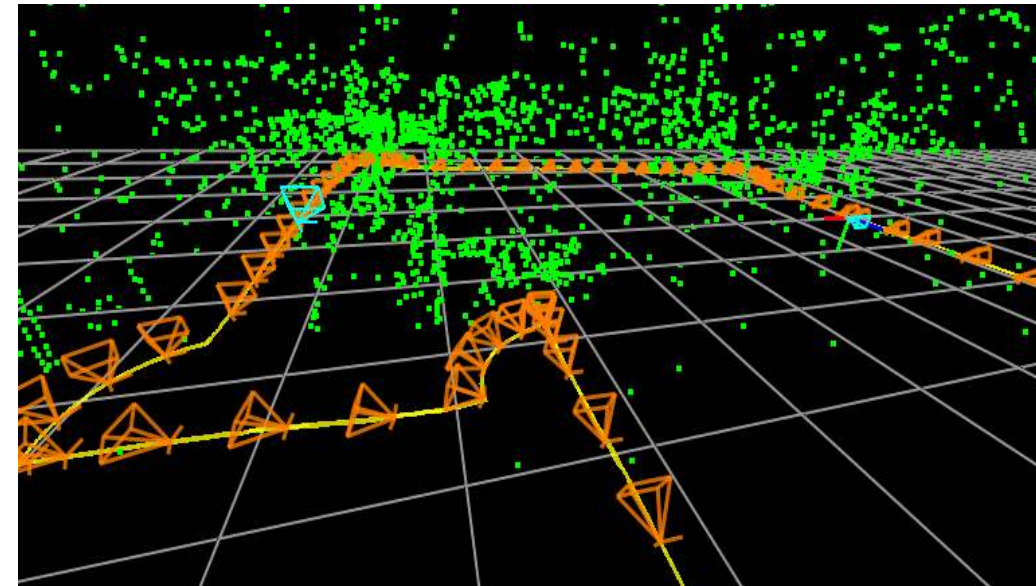
SLAM

撮影された画像を使い特徴点マッチング

移動体による撮影



移動体の自己位置推定、環境地図の作成



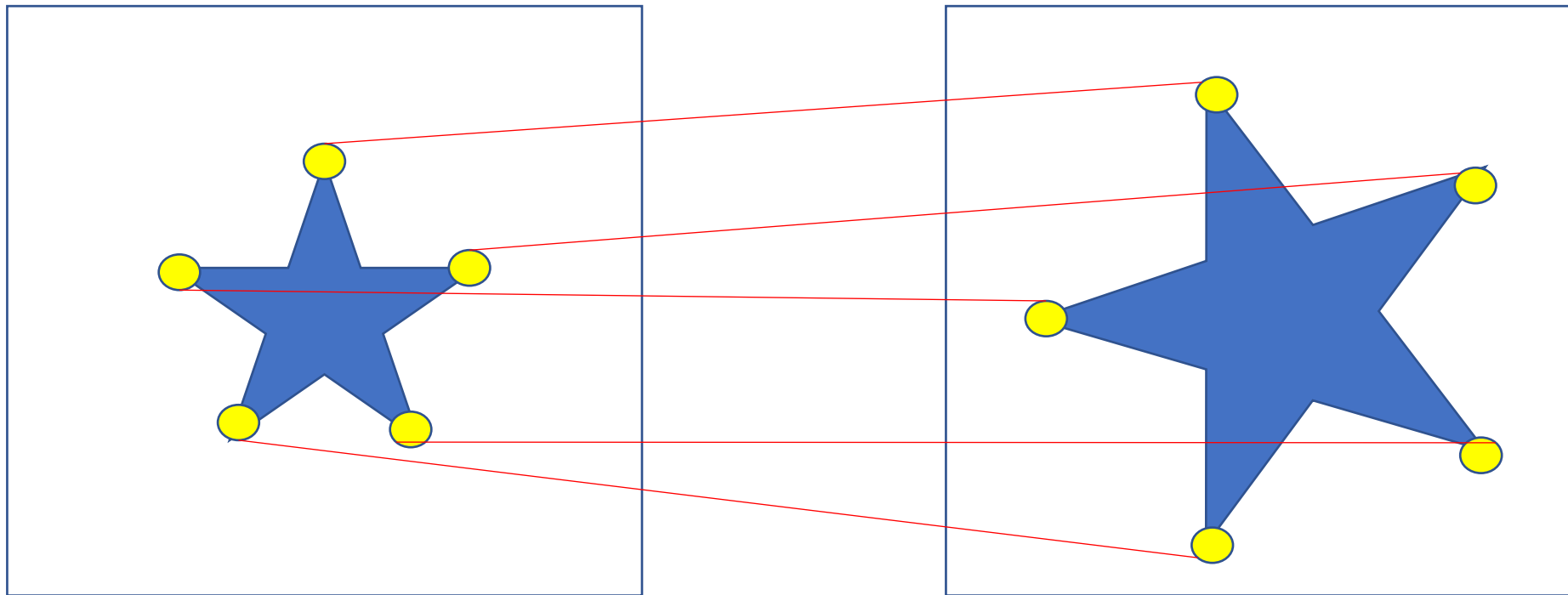
撮影時に写る物体の位置が遠くても近くても物体の固有の点が正しく対応することが重要

特徴点抽出法の評価基準

- 回転拡大縮小不変
- 照明変化不変
- ノイズ変化不変
- 処理時間

特徴点抽出法の評価基準

回転拡大縮小不変



マッチング対象が異なる角度、大きさでもマッチングに影響しない性質

特徴点抽出法の評価基準

回転拡大縮小不変

3次元形状復元

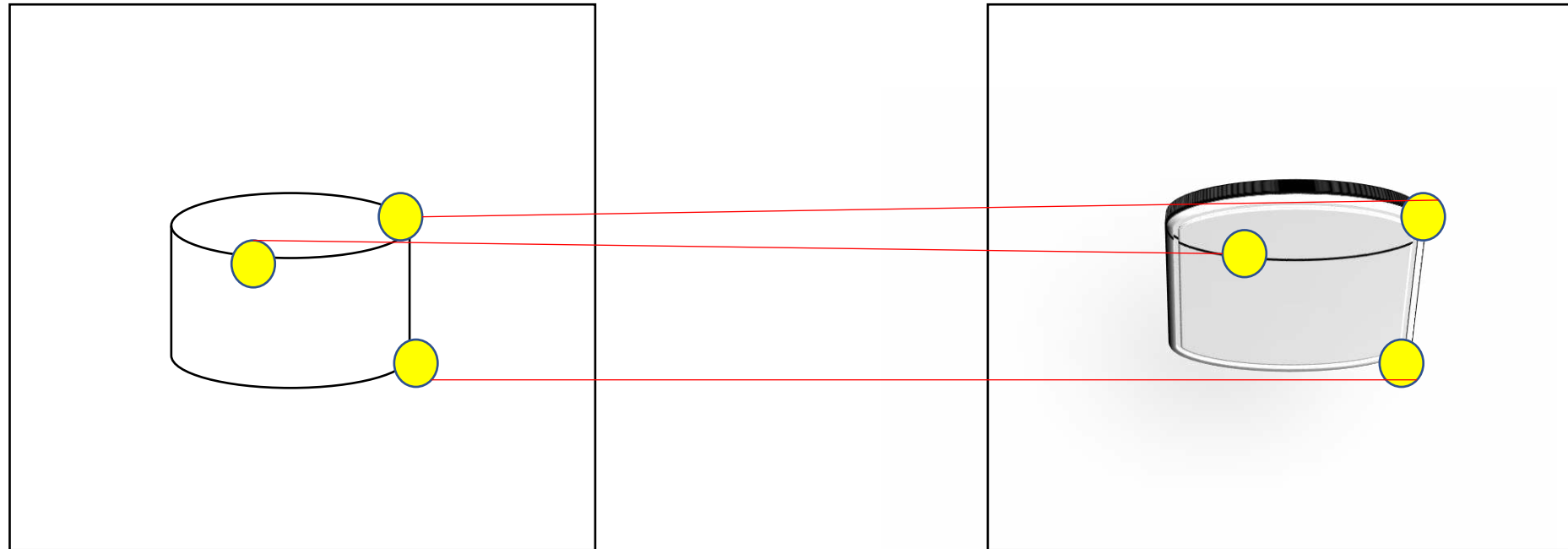
- ・ 物体の見え方が異なっても正しい対応点を多くとることが重要
→ **回転に強いことが重要**

SLAM

- ・ 移動体が撮影した画像において写る物体の位置が近くても遠くても正しく対応付くことが重要
→ **拡大縮小に強いことが重要**

特徴点抽出法の評価基準

照明変化不変



明るさ変化があってもマッチングに影響しない性質

特徴点抽出法の評価基準

照明変化不変

3次元形状復元

撮影された画像において光源の位置、物体自身の明るさが変化

- ・ マッチング成功率が高い
- ・ マッチング成功数が多い

ことが重要

処理時間：マッチングにかかる時間、早いほど良い。

実験

各評価基準に対し、

- ・ **マッチング成功率の変化**
- ・ **処理時間の変化**

をそれぞれ評価

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

- ・ 正しい対応点： $|P_j - P'_j| < T$
- ・ P_j ：比較画像の実際マッチングした特徴点座標
- ・ P'_j ：比較画像の本来正しい特徴点座標
- ・ T ：許容座標誤差（10画素）

回転拡大縮小変化（実験1）

想定場面

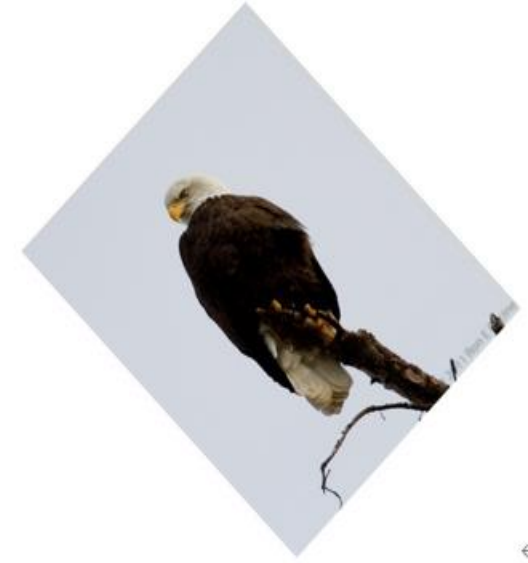
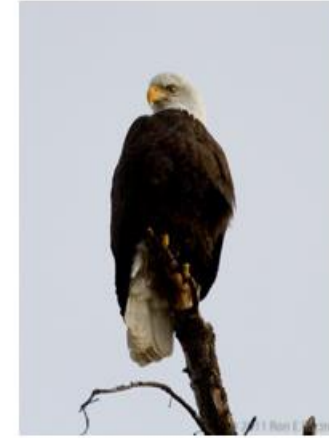
- ・ 3次元形状復元

元画像：

- ・ ILSVRC2012データセットから3枚使用
- ・ 復元対象物体が中心に写り、背景が複雑でない画像

比較画像

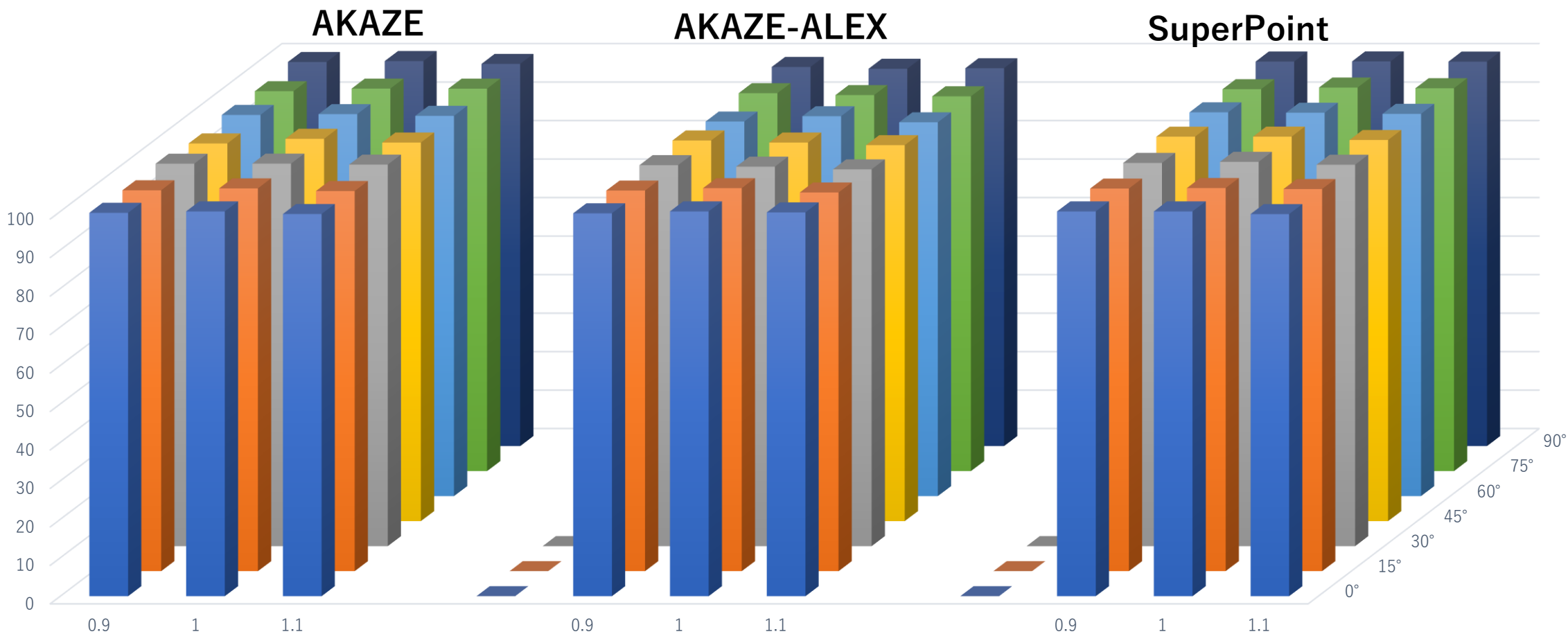
- ・ 回転角度0~90° 7段階
(画像の見え方変化考慮)
- ・ 拡大縮小率90%~110% 3段階
(撮影時カメラの手振れ考慮)
- ・ 合計21通り



左：元画像
右45°：回転画像

実験1結果 (平均マッチング成功率)

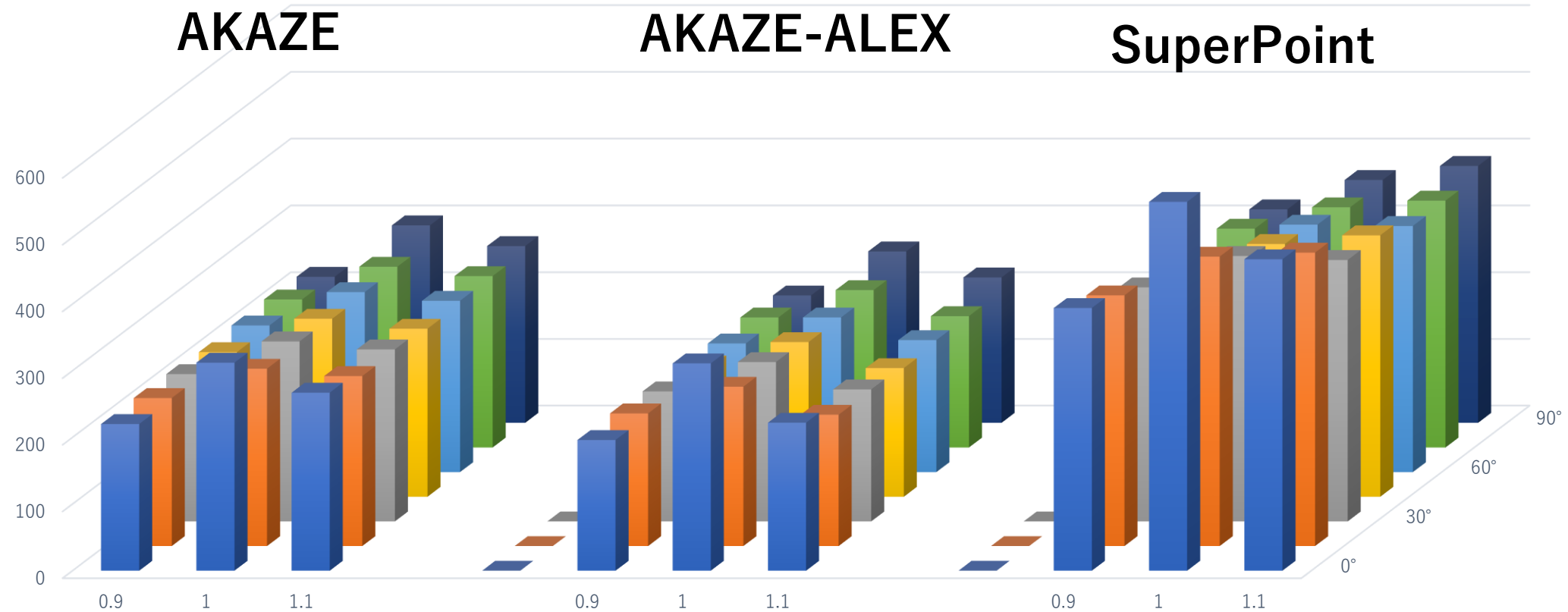
マッチング成功率 (%)



すべてのパターンで90%以上の高精度

実験1結果 (平均マッチング成功数)

平均マッチング成功数



全パターンでSuperPointが多い

実験1結果

- ・ 画像の見え方が異なってもマッチング成功率が高い
- ・ 成功マッチング数が多い



3次元形状復元においては**SuperPoint**が優れている

回転拡大縮小変化、実験2

想定場面

- ・ SLAM

元画像：

- ・ CityScapesデータセットから3枚
- ・ 道路の様子を撮影した画像

比較画像

- ・ 回転角度 0° ~ 20° 3段階
(衝撃によるカメラのずれ考慮)
- ・ 拡大縮小率50%~150% 6段階
(前方物体の見え方考慮)
- ・ 合計18通り



左：元画像

右： 20° 回転画像

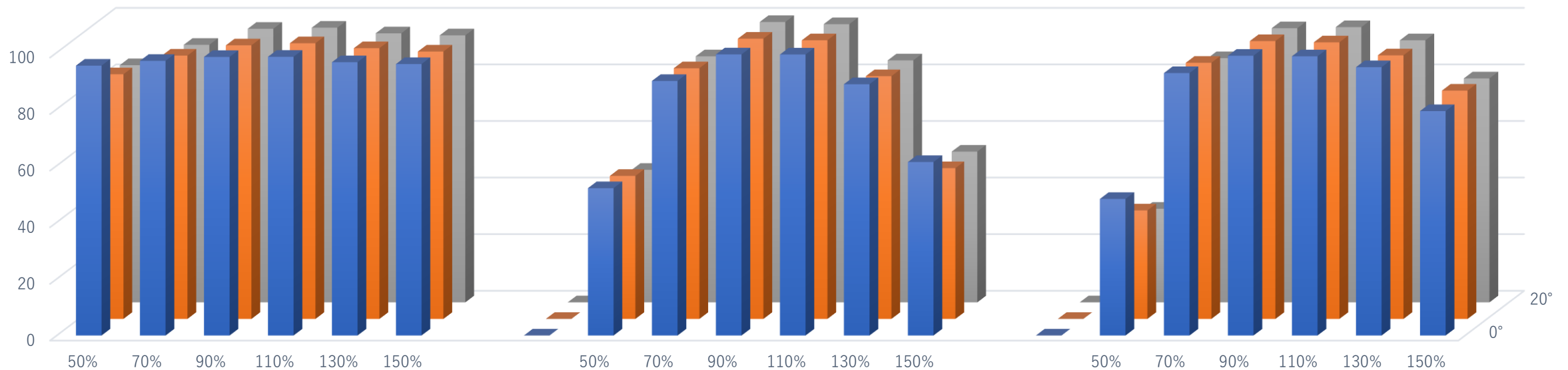
実験2結果 (平均マッチング成功率)

マッチング成功率 (%)

AKAZE

AKAZE-ALEX

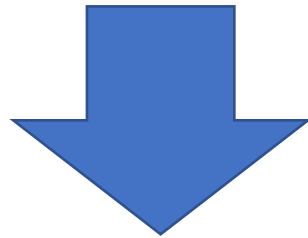
SuperPoint



全体的にAKAZEが精度が良い

実験2結果

拡大縮小率の度合いが大きくてもマッチング成功率
が大きく下がらない



SLAMにおいては**AKAZE**が優れている

照明変化

元画像

- ・ 図中の1の画像

比較画像

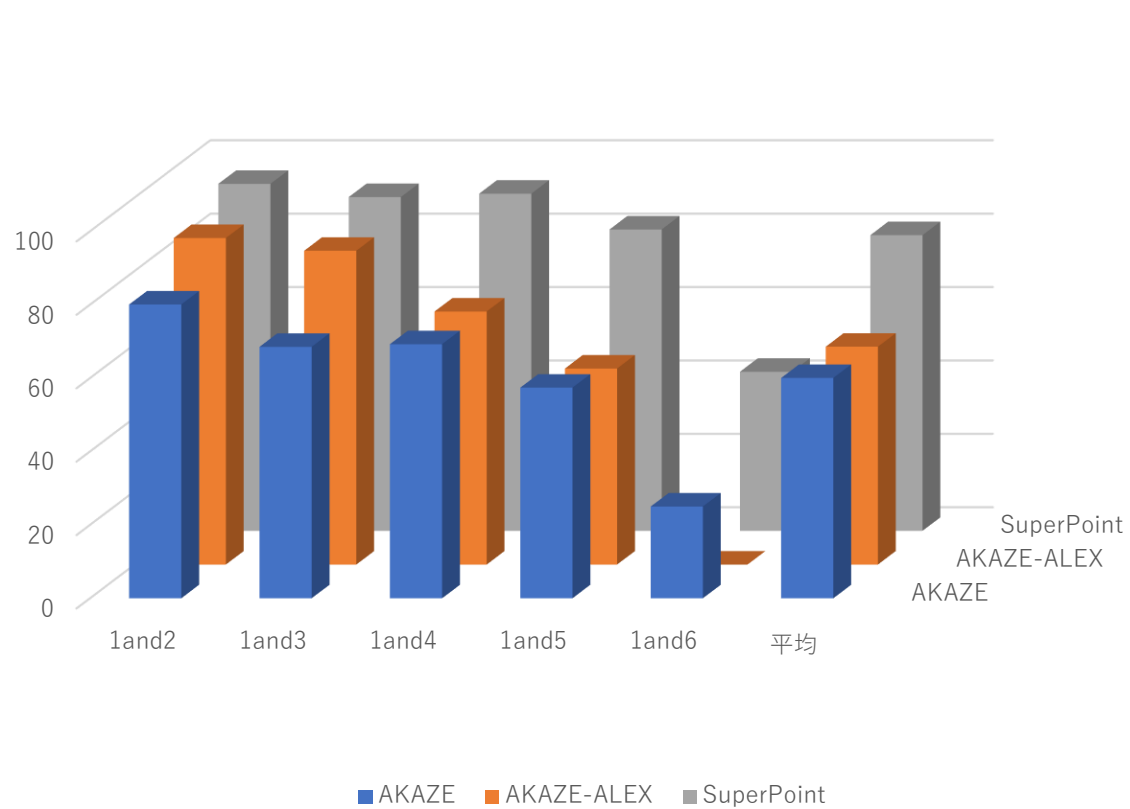
- ・ 図中の2～6の画像
- ・ 1に対し自然に明るさを変化
- ・ 比較画像の数字が大きいの
→ 照明変化が大きい。
- ・ 5つのマッチング
→ 1-2、1-3 ……



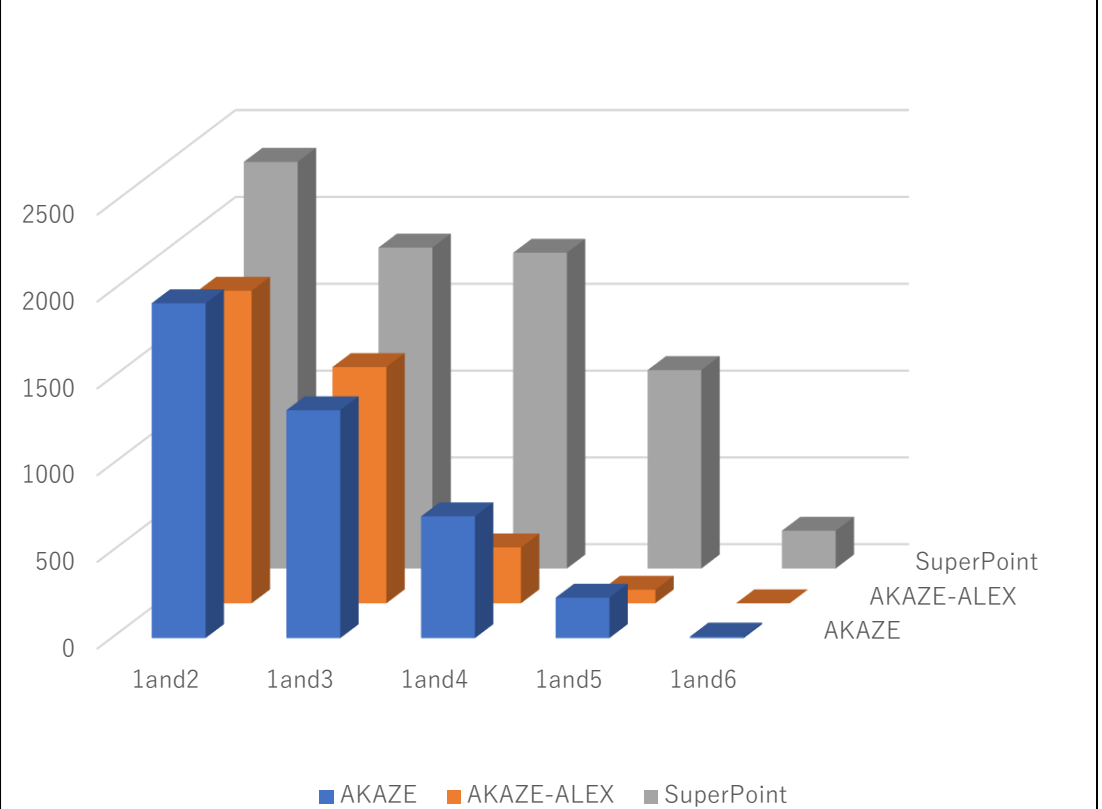
使用画像パターン例

実験結果

マッチング成功率



平均マッチング成功数



全体的にSuperPointが精度が良い

照明変化結果

照明変化があってもマッチング成功率が大きく下がらず、多くのマッチング数をとる



照明変化においては**SuperPoint**が特に優れている

処理時間

元画像

- Cityscapesデータセットから1枚使用（サイズ2048×1024）

比較画像

- 元画像と同じ画像

処理時間

- マッチング処理にかかる時間

	処理時間（秒）
AKAZE	0.526
SuperPoint	1.433
AKAZE-ALEX	26.005

AKAZEがアルゴリズムベースの手法なので特に早い₃

まとめ

**AKAZE、AKAZE-ALEX、SuperPointの特性を
比較実験を行い明らかにする**



AKAZE：処理時間が高速で、拡大縮小に強い
→SLAMに向いてる

AKAZE-ALEX：処理時間が長い、拡大縮小に弱い

SuperPoint：正しいマッチングを多くとり、照明変化に強い
→3次元形状復元に向いてる

AKAZE、AKAZE-ALEX、SuperPointの特性を示せた

今後の課題

実際の利用場面に適用した場合どのような結果が出るかを確認

ご清聴ありがとうございました