

# マーカーを用いないARにおける特徴記述子の評価について

## On Performance Evaluation of Feature Descriptors for Markerless Augmented Reality

野寄厚太郎<sup>†</sup>

Kotaro Nozaki

子安大士<sup>†</sup>

Hiroshi Koyasu

前川仁<sup>†</sup>

Hitoshi Maekawa

### 1 まえがき

近年、現実環境にコンピュータを用いて情報を付加提示する、拡張現実 (Augmented Reality, AR) が新しい情報伝達手段として注目され、研究が進められている。AR を実現するためには、現実世界と仮想世界の幾何学的位置合わせが必要となる。現在実用化されている AR は、マーカーの使用や既知の環境下を前提とし、幾何学的位置合わせを行っているものが多い。これらは限定された環境内または観測範囲においては安定した動作が可能であるが、事前にマーカーを配置するなどの準備が必要である。

そこで、画像特徴ベースのマーカーレス AR に注目する。AR では、撮影条件や隠蔽による見え方の変動が生じるため、AR に用いる画像特徴は、それらの変動に対してロバストである必要がある。特徴記述子についての研究は多くされており、Micolajczyk ら [3] は、回転、視点、照明等 6 種の変化を加えた画像を用いて、スケール変化や回転等に対してロバストである Scale Invariant Feature Transform (SIFT) [1] 等の特徴点の抽出手法と特徴記述子を比較、検討した。しかし、AR に用いた場合にどのような特徴記述子が適しているのかは明らかでは無い。

本論文では、AR に適した特徴記述子についての評価方法について検討し、実際にいくつかの特徴記述子に対して評価を行う。評価には SIFT と SIFT の高速化アプローチである Speeded Up Robust Features (SURF) [2]、学習ベースの Ferns [4] を用いる。AR への適用において起こりうる環境変化として、撮影条件の変化によるスケールの変化と回転、オクルージョンを想定し、それらの変化に合わせた画像を作成する。実験では、原画像と作成した画像に対してそれぞれの特徴記述子を用いてマッチングを行い、その精度の比較を行う。

### 2 特徴記述子の評価

#### 2.1 本研究で扱う AR の範囲

AR は屋内、屋外問わず様々な環境で使用されている。本研究では、画像特徴ベースの屋内環境での AR を考える。屋内環境の AR では、カメラの姿勢位置や照明の変化、物体の移動などが起こり得る。そこで、それらの変化を想定しスケール変化、回転を加えた画像データとカメラの姿勢位置によるオクルージョンがある画像データを用意し、それらに対するマッチング結果の比較・検証を行う。

#### 2.2 幾何学的整合性

##### 幾何学変換

カメラの姿勢位置の変化を想定し、幾何学変化を加えた画像に対する評価方法では、原画像とスケール変化、回転を加えた画像に対してそれぞれの特徴記述子を用い

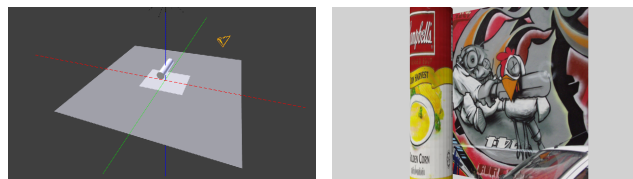
てマッチングを行う。そのマッチングの結果と画像変化より求められる対応点の真値との距離が閾値より小さい場合を正しい対応とし、それ以外を誤対応とする。ここで、閾値は画像サイズに対して変動するよう画像の対角線の 0.5% の値とした。以上のようにして求めた正しい対応点から、本実験に用いる評価尺度を従来の評価 [3] から以下の式 (1) により定義する。*precision* は、対応点マッチングにより得られた対応数のうちどれだけ正解を出したかの割合となる。

$$precision = \frac{correctmatches}{correctmatches + falsematches} \quad (1)$$

#### オクルージョン

AR でのオクルージョン (隠蔽) は、カメラの位置姿勢の変化や物体の移動など様々な要因による。また、オクルージョンを起こす物体そのものについても考慮する必要がある。現実環境にある物体の多くは一様なパターンによるテクスチャではなく、視点の違いで大きく異なる特徴が観測される場合がある。そこで、オクルージョンを想定した 3D シミュレーションにより精度の比較を行う。3D シミュレーションでは、カメラや平面、物体にパラメータやテクスチャを自由に与えることで想定したい環境の作成が容易という利点がある。

本研究で作成した 3D シミュレーションの例を図 1 に示す。作成した環境において異なる角度から撮影した画像に対して特徴記述子を用いて特徴抽出、マッチングを行い、その結果から奥に見えている平面とカメラとの相対角度を推定する。推定した平面の角度と実際の角度との誤差により特徴記述子の性能を評価する。



(a) 3D シミュレーションモデル (b) シミュレーションによる撮影例

図 1: 隠蔽に対するロバスト性評価のための 3D シミュレーション

### 3 実験

#### 3.1 実験条件

本研究では、実験に Visual Geometry Group のデータセット\*を用いる。このデータセットには回転、視点、照明など 6 種類の変化を加えた画像 48 枚が含まれてい

<sup>†</sup> 埼玉大学大学院理工学研究科

\*<http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg>

る．実験には，データセット中の *Graffiti* を使用する．画像サイズは  $600 \times 480$  pixel となっている．スケール変化，回転，オクルージョンの実験にはこれらの画像に変化を加えたものを使用する．

スケール変化には，原画像に対して 0.25 倍から 2.15 倍まで 0.1 倍毎に変化加えたものを用意する．回転には，原画像に対して  $28^\circ$  から  $336^\circ$  まで  $28^\circ$  毎に変化を加えた物を用意する．オクルージョンには，シミュレーション環境で撮影した画像を用いる．観点を  $5^\circ$  毎に  $-60^\circ$  から  $60^\circ$  まで変えて撮影を行う．また，隠蔽物には円柱と四角柱の二種類を用意する．計算コストでは，データセットの画像に対する特徴抽出とマッチング処理の実行時間を計測し特徴点当たりの計算時間を比較する．実行時間の測定には  $\text{\textcircled{R}}\text{Intel}^{\text{TM}}\text{Core}i7\text{-}2600$  CPU のマシンを使用する．

### 3.2 実験結果

前述した方法により，スケール変化，回転，オクルージョンを加えた画像に対するマッチングの精度を比較する．

スケール変化に対する *precision* の結果をグラフにしたものを図 2(a) に示す．SURF と Ferns 共に画像を大きく縮小した場合を除いて高い精度であることが確認できる．回転を加えた場合に対する *precision* の結果をグラフにしたものを図 2(b) に示す．Ferns は SIFT と同等の精度が確認でき，SURF は回転により精度に幅があることが確認された．

オクルージョンに対する推定された平面の角度の誤差を図 3 に示す．隠蔽を行う物体の形状による大きな変化は見られず，SURF ではカメラの姿勢の変化によって推定に大きな誤差が生じる場合があった．

特徴抽出とマッチング処理の実行時間の計測結果を表 1 に示す．特徴抽出の処理では SURF と Ferns では SIFT の半分以下の時間であることが分かる．マッチング処理では，特徴記述子による大きな違いは見られない．

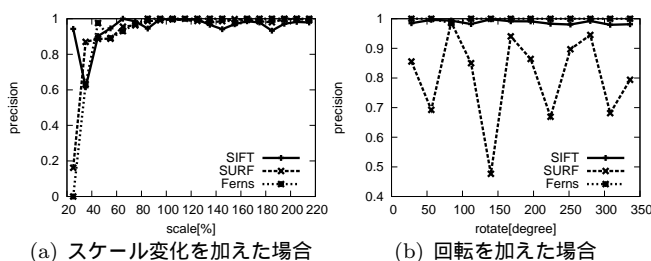


図 2: 幾何学的変化に対する *precision*

表 1: 特徴点あたりの特徴抽出とマッチングの実行時間

	特徴抽出処理 [ms]	マッチング処理 [ms]
SIFT	0.3289	0.0381
SURF	0.1441	0.0306
Ferns	0.1225	0.0296

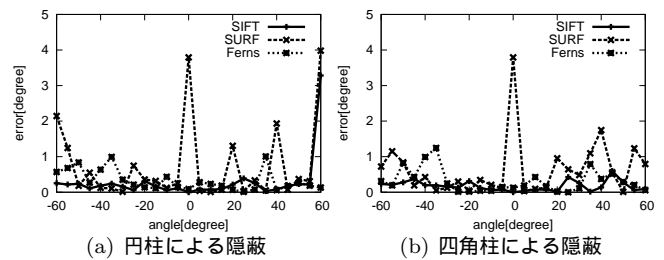


図 3: オクルージョンに対する平面推定の誤差

## 4 まとめ

本論文では，マーカーを用いない AR における特徴記述子への評価について述べた．従来の特徴記述子の評価に加え，オクルージョンを想定した 3D シミュレーションによる評価を提案した．実験では 3 種の特徴記述子を用いて精度の比較を行った．

AR では幾何学変化やオクルージョンの他に，モーションブレンダーや照明条件の変化等が考えられる．そこで，今後の課題として，それらの変化に対するロバスト性の評価や，SURF の拡張等の他の特徴記述子などについても評価をする必要がある．

## 謝辞

本研究は科研費 (23611006) の助成を受けた．

## 参考文献

- [1] D. G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *International Journal of Computer Vision, Conf.* vol.60, No.2, pp.91-110, 2004.
- [2] H. Bay, T. Tuytelaars and L. V. Gool, “SURF:speeded up robust features,” *9th European Conference on Computer Vision, Vol.1*, pp.404-417, May, 2006.
- [3] K. Mikolajczyk and C. Schmid, “A performance evaluation of local descriptors,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.27, No.10, pp.1615-1630, October, 2005.
- [4] M. Özuysal, M. Calonder, V. Lepetit and P. Fua, “Fast keyPoint recognition using random ferns,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.32, No.3, pp.448-461, March, 2010.