

1. はじめに

レンジファインダを用いて計測したレンジデータの位置合わせを行う場合、レンジデータ上の対応点を検出する必要がある。従来法では、物体の形状情報に基づく特徴量により対応点となるキーポイントを検出している。しかし、形状情報のみでは形状が似ている場合対応するキーポイントが検出できないという問題がある。そこで、本研究では形状と見えの情報からキーポイントを検出し、マッチングを行う手法を提案し、その有効性を示す。

2. 2.5 次元スキャン画像の定義

レーザレンジファインダにより計測したデータは一方からのデータである。そのため各頂点は撮影方向に対して一つの距離情報 (z) しか持たない (図 1)。本研究では、このようなレンジデータと 2 次元テクスチャ画像を 2.5 次元スキャン画像と定義し、キーポイントの検出を行う。

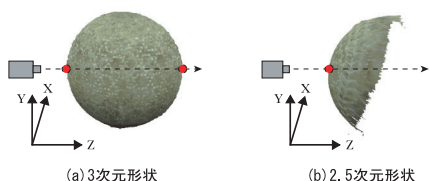


図 1：3 次元形状と 2.5 次元形状の定義

3. 形状と見えを特徴量としたキーポイントの検出

キーポイント検出 キーポイント候補として 2 次元テクスチャ画像から SIFT [1] により特徴点を検出する。SIFT とは、テクスチャ画像の輝度勾配情報に基づく局所的な特徴量を抽出・記述する手法である。キーポイントとしてテクスチャのスケール変化・照明変化・ノイズに頑健な点を検出される。検出された 2 次元画像上の点に対応するレンジデータの頂点をキーポイントとする。

見えに基づく特徴量抽出 キーポイント位置の見えに基づく特徴量を抽出するために、各頂点の法線ベクトルに垂直な面へ 2 次元テクスチャ画像を平行投影する。ここで生成される 2 次元画像は頂点の法線ベクトル方向に正規化されたものとなる (図 2)。この 2 次元画像から SIFT により見えの情報に基づく 128 次元の特徴量を抽出する。

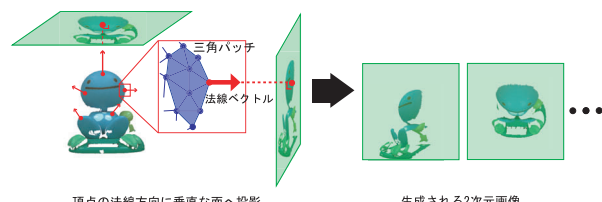


図 2：法線情報に基づく 2 次元画像生成

特徴量は以下の手順により抽出される。

- Step1 DoG (Difference-of-Gaussian) の極値の探索を行いキーポイントの最適なスケールを検出する。
- Step2 キーポイントにしきい値処理を行い、コントラストの低いキーポイント、エッジ上に存在するキーポイントを削除する。
- Step3 画像の輝度勾配方向と大きさから重み付き方向ヒストグラムを生成し、頂点の代表輝度勾配方向を決定する。
- Step4 代表輝度勾配方向に正規化した座標系で領域を 4×4 に分割しそれぞれの位置で各ピクセルの勾配方向から 8 方向の輝度勾配ヒストグラムを生成し、128 次元の特徴ベクトルとして記述する。

このようにして 2.5 次元スキャン画像から見えに基づく各頂点の特徴量を抽出する。

形状に基づく特徴量抽出 形状に基づく特徴は、Shape Index によって表現する。Shape Index とは物体の形状を 0.0 ~ 1.0 の値で表現したもので、3 次元物体の局所的な形状を表現する。図 3 は Shape Index の値に対応する形状であ

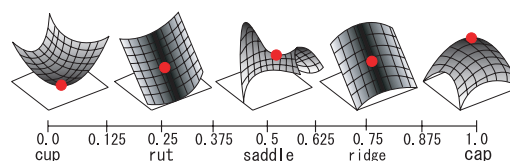


図 3：Shape Index 値と対応する形状

る。2.5 次元スキャン画像中のある位置 p における Shape Index を $S(p)$ とすると、主曲率が $k_1(p), k_2(p) (k_1(p) > k_2(p))$ のとき次式から求められる

$$S(p) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \frac{k_1(p) + k_2(p)}{k_1(p) - k_2(p)} \quad (1)$$

算出された Shape Index の値により各頂点を形状ごとに分類する。Shape Index の値がとる範囲を図 3 に示す値で区切り、8 種類の形状に分類する。同じ Shape Index を持つキーポイント間でマッチングを行うことで、誤対応を減らすことができる。

マッチング 抽出した特徴量に基づいて異なる 2.5D スキャン画像でキーポイントのマッチングを行う。レンジデータ R_1 のキーポイントの特徴量を $\mathbf{S}^{R_1} = (s_1^{R_1}, s_2^{R_1}, \dots, s_{128}^{R_1})^T$ とし、 R_2 の特徴量を $\mathbf{S}^{R_2} = (s_1^{R_2}, s_2^{R_2}, \dots, s_{128}^{R_2})^T$ とするとき、データ間の各キーポイントの特徴量の距離を次式により求める。

$$d(\mathbf{S}^{R_1}, \mathbf{S}^{R_2}) = \sum_{i=1}^{128} \sqrt{(s_i^{R_1} - s_i^{R_2})^2} \quad (2)$$

最も近い距離がしきい値以下であれば、そのキーポイント同士を対応点とする。

4. 評価実験

評価実験として同一物体を異なる方向から計測した 2.5 次元スキャン画像の特徴点マッチングを行う。表 1 に異なる条件でのマッチング結果を示す。

表 1：それぞれのマッチング条件での結果の比較

	検出数	正解検出数	正解率 [%]
SIFT のみ	40	38	95.0
形状のみ	57	2	3.5
形状 + 見え	54	39	72.2

形状特徴量のみでは正解率 3.5% とかなり精度が低い。一方、提案手法は 72.2% の正解率を得た。しかし、SIFT のみの正解率よりも低い。図 4 に各条件によるマッチング例を示す。図中の青線は正解対応点、赤線は誤対応点である。提案手法では SIFT のみのマッチングで対応が取れない部分において対応を得ることができている。SIFT では考慮されていない局所的に見えが同じでも形状が異なる対象の場合に、提案手法を併用することで高精度な対応点を求めることができる。

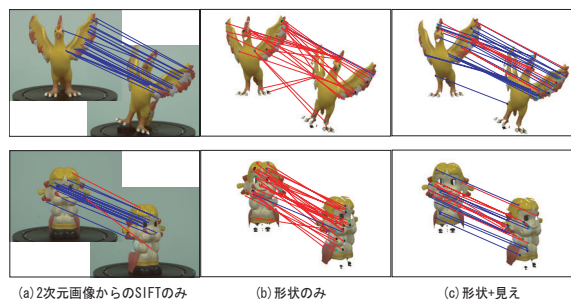


図 4：マッチング例

5. おわりに

本研究では形状と見えを特徴量としたレンジデータのキーポイントマッチングを提案した。今後の課題はマッチングの正解率の向上である。

参考文献

- [1] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints", International Journal of Computer Vision, 60(2), pp. 91-110 (2004).