

## 3次元 SIFT アルゴリズムを用いた 目的物体の位置検出に関する研究

中村 真由美 西尾 孝治 小堀 研一

大阪工業大学

### 1. はじめに

近年、医療分野においては、X線 CT や MRI で撮影された画像を用いて診断を行っている。しかし、画像をもとにした診断には、経験が必要であり、また、多くの画像に目を通さなければならないため手間がかかる。そこで、本稿では、目的とする物体の位置を自動で検出する手法を提案する。提案手法では、Scale Invariant Feature Transform (SIFT アルゴリズム) [1] を 3次元に拡張し、3次元 SIFT とする。SIFT アルゴリズムは、2次元画像に対して、任意の画素とその周辺の画素が持つ輝度値に着目し、特徴点とその点の特徴量を算出するアルゴリズムである。本研究では、これを 3次元に拡張し、用いることで空間から物体の位置を検出する。

### 2. 目的物体の位置検出手法

提案手法は、SIFT アルゴリズムを 3次元に拡張することで、空間から目的とする物体の検出を行う。処理の流れを図 1 に示す。提案手法では、目的とする物体を含む被検出空間と、多くの物体を含む検出空間とを入力とする。これらに対して 3次元に拡張した 3次元 SIFT を用いて比較することで、検出空間から目的物体の位置を検出する。

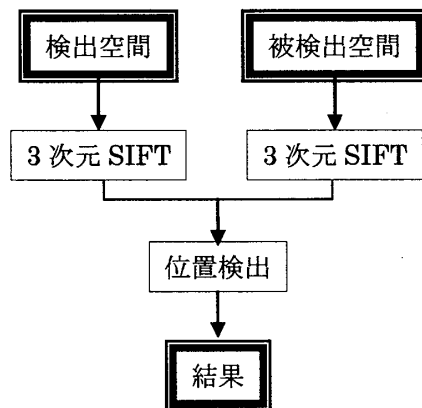


図 1 処理の流れ

“A Study on Detecting the Object using Extended SIFT Algorithm”

Mayumi Nakamura, Koji Nishio and Ken-ichi Kobori  
Osaka Institute of Technology

### 2.1 3次元 SIFT

ここでは、3次元 SIFT について説明する。

#### Step1 キーポイント検出処理

以下に示す手順でキーポイントの検出を行う。

- ① パラメータ  $\sigma$  の異なるマクスウェルフィルタを用いてボクセルを平滑化
- ② 差分結果を用いて極値を探索
- ④ 特徴点の絞込み

まず、手順①では、マクスウェル関数を用いて作成したマクスウェルフィルタを用いて入力ボクセルを平滑化する。この処理を、入力ボクセルに対してパラメータ  $\sigma$  を変化させて数回繰り返し、平滑化されたボクセルを複数個作成する。手順②では、平滑化ボクセルの差分を用いて差分ボクセルを作成する。ここで、パラメータ  $\sigma$  の異なる平滑化ボクセル間の差分処理により得られる結果を DoM ボクセルとする。次に、DoM ボクセルから、極値の検出を行う。注目ボクセルが、極値である場合、キーポイント候補点とする。また、このとき極値となる DoM ボクセルのスケールをキーポイントの特徴抽出に用いる。最後に、手順④で、得られたキーポイント候補点から、エッジ上の候補点を削除することで、キーポイントを絞り込む。エッジ上の候補点を削除するために、3次元に拡張したラプラシアンフィルタを用いる。

#### Step2 特徴量記述処理

手順を以下に示す。

- ① オリエンテーションの検出
- ② 特徴量の記述

まず、手順①では、検出された各キーポイントに対して、キーポイント周辺の輝度勾配方向を示すオリエンテーションを検出する。まず、平滑化ボクセル  $L_V(x, y, z, \sigma)$  を用いて、各ボクセルの輝度勾配強度  $m(x, y, z)$  と輝度勾配方向  $\theta(x, y, z)$  と  $\phi(x, y, z)$  を、以下の式(1)~(4)より求める。

$$m(x, y, z) = \sqrt{f_x(x, y, z)^2 + f_y(x, y, z)^2 + f_z(x, y, z)^2} \quad (1)$$

$$\theta(x, y, z) = \tan^{-1} \frac{f_y(x, y, z)^2}{f_x(x, y, z)^2} \quad (2)$$

$$\phi(x, y, z) = \tan^{-1} \frac{f_z(x, y, z)^2}{f_x(x, y, z)^2} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} f_x(x, y, z) &= L_V(x+1, y, z) - L_V(x-1, y, z) \\ f_y(x, y, z) &= L_V(x, y+1, z) - L_V(x, y-1, z) \end{aligned} \quad (4)$$

$$f_z(x, y, z) = L_V(x, y, z+1) - L_V(x, y, z-1)$$

次に、求めた勾配の大きさ  $m$  と勾配方向  $\theta \cdot \varphi$  から、36 方向に分割した重み付方向ヒストグラムをそれぞれ作成する。このとき、マクスウェル関数により重み付けを行う。作成した 2 つのヒストグラムから、最大値の 80% 以上になる方向を組み合わせて、キーポイントのオリエンテーションとする。手順②では、キーポイントに対して、特徴量を計算する領域を決定する。特徴量計算領域の範囲は、スケールとオリエンテーションによって決定される。次に、特徴量計算領域内のボクセルを用いて、輝度勾配強度・方向を再計算する。このとき、マクスウェル関数を用いて中心付近が強くなるように重み付けを行う。最後に、特徴量計算領域を  $4 \times 4 \times 4$  の 64 個に分割し、それぞれに 26 方向のヒストグラムを作成する。これにより、1664 次元のベクトルの特徴量を持つ。

## 2.2 位置検出

3 次元 SIFT によって得られたキーポイントと特徴量を用いて位置検出を行う。まず、2 つの空間から検出されたキーポイントに対して、特徴量を用いて対応点候補の検出を行う。次に誤検出された対応点候補を除去することで、対応点を算出し、目的とする物体の位置を検出する。

### Step1 対応点の検出

3 次元 SIFT によって得られたキーポイントと特徴量を用いて対応点検出を行う。まず、検出空間と被検出空間それぞれについて検出されたキーポイントについて、特徴量を比較する。特徴量の比較には、式(5)に示すキーポイントの特徴量間のユークリッド距離  $d$  を算出する。任意のキーポイントと、その別空間に存在するキーポイント全てに対して、ユークリッド距離  $d$  を算出し、最も距離が近いキーポイントを得る。得られた一組のキーポイントの距離  $d$  の値が閾値以下であるかを調べ、閾値以下であれば対応点とする。

$$d(v^j, v^k) = \sqrt{\sum_{i=1}^{1664} (v_i^j - v_i^k)^2} \quad (5)$$

### Step2 誤検出の除去

誤検出された対応点の除去を行う。位置の検出が目的であることから、対応点は目的の物体が存在する場所に、集中して検出される必要がある。また、それ以外の離れた位置に対応点が検出されることは考えられない。よって、その他の点を位置が大きく離れている対応点は、誤検出されているとして除去する。

## 3. 実験・考察

### 3.1 実験

提案手法の有効性を検証するために実験を行った。この実験では、被検出空間と検出空間お両方に含まれる目的物体を、被検出空間を基準として、目的物体の検出空間上での位置を検出した。実験で用いた被検出空間と検出空間をそれぞれ図 2 と図 3 に示す。また、提案手法によって検出された対応点の一例を処理結果として図 4 に示す。



図 2 被検出空間

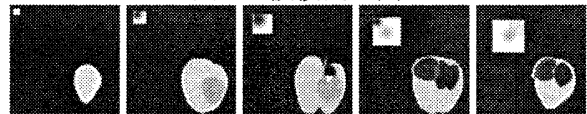


図 3 検出空間

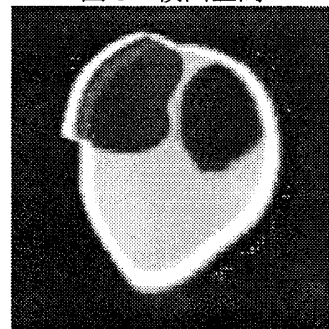


図 4 処理結果

### 3.2 考察

図 4 より、対応点が目的物体の周囲に検出されていることがわかる。このことから、検出された対応点を利用して、目的物体の位置を正しく検出することができると考えられ、また、被検出空間に存在する目的物体に対して、検出空間に存在する目的物体の大きさや角度などが異なっても検出されていることから、提案手法が有効であると考えられる。

### 4. おわりに

ボクセルデータから、データベースにある物体の位置を検出するための手法を提案し、シミュレーションにより有効性を検証した。検出を行う手法として、物体認識に用いられる SIFT を 3 次元に拡張した。これにより、回転・スケール変化・照明変化に不変な特徴量を持つキーポイントを検出することが出来た。今後の課題としては、診断に用いられる実際のデータを用いた実験と、処理速度の高速化が挙げられる。

### 参考文献

- [1] David G. Lowe, "Object Recognition from Local Scale-Invariant Features". Proc. *IEEE International Conference on Computer Vision*, pp.1150-1157, 1999.