

平成 26 年度  
学士学位論文

三次元変形を受けた画像に対する  
マッチング手法の比較

Comparison of Local Features applying 3-D  
transformed Image

1150295 奥山 晃平

指導教員 吉田真一

2015 年 2 月 27 日

高知工科大学 情報学群

# 要 旨

## 三次元変形を受けた画像に対するマッチング手法の比較

奥山 晃平

本研究では，空間的回転の影響を受けた画像からの物体の認識を行うための基礎的実験を行う．例えば，Google Street View やライブカメラなどに代表されるような空間的な変形を受けた画像によるサービスにおいて，その膨大なデータベースの中から効率的に有用な情報を探すことは重要である．本研究では，三次元変形を受けた画像に対して SIFT(Scale-Invariant Feature Transform), SURF(Speeded Up Robust Features), KAZE, ASIFT(Affine-SIFT) を用い，正答率の比較を行う．実験では，奥行き方向に 3D 回転した画像を用いる実験と Google Street View より取得した画像を用いる実験の二種類の実験を行う．奥行き方向に 3D 回転した画像を用いる実験では，画像を 30 度，60 度，70 度，80 度に回転したものと元画像のマッチングを 40 枚の画像に対して行う．Google Street View の画像の実験では，画像の取得に Google Street View Image API を用いる．取得する画像は，ある地点の画像と，同じ地点から座標，カメラの方位，画像の水平視野を変更した画像とし，100 枚の画像に対してマッチングを行う．実験の結果から，奥行き方向に 3D 回転した画像においては ASIFT が，Google Street View の画像に対しては SIFT, KAZE が有効であることを確認している．

キーワード 三次元変形，局所特徴，SIFT, SURF, KAZE, ASIFT

# Abstract

## Comparison of Local Features applying 3-D transformed Image

Okuyama Kouhei

The aim of this research is to give a quantitative comparison of local features in order to make a matching between 3-D transformed images. Recently there are many huge image databases and some of them are spatial image data such as Google Street View. When we extract useful information from those images, we often use image matching. Local features are widely used for image matching. Local features are designed for 2-D transformed images and their robustness for 3-D transformed images are not clearly understood. In this research, SIFT(Scale-Invariant Feature Transform), SURF(Speeded Up Robust Features), KAZE, ASIFT(Affine-SIFT) are applied to 3-D transformed images to match the images. Three dimensional. Affine transformed data(the angles are 30, 60, 70, 80) and the images retrieved from Google Street View with different angle, position parameters are used. The result shows that ASIFT is the best for Affine transformed images and SIFT, KAZE are suitable to Google Street View images.

**key words** 3-D transformation, Computer Vision, Scale-Invariant Feature Transform, Speeded Up Robust Features, KAZE, Affine-SIFT

# 目次

|       |                              |    |
|-------|------------------------------|----|
| 第 1 章 | 序論                           | 1  |
| 1.1   | 本論構成                         | 2  |
| 第 2 章 | 画像間の局所特徴を用いたマッチング手法          | 3  |
| 2.1   | SIFT 特徴                      | 3  |
| 2.1.1 | 特徴点の検出                       | 3  |
|       | DoG によるスケールスペースの構築           | 4  |
|       | DoG 画像からの極値検出                | 5  |
|       | キーポイントのローカライズ                | 6  |
|       | サブピクセルの位置推定                  | 8  |
|       | コントラストによるキーポイントの絞り込み         | 9  |
| 2.1.2 | 特徴記述                         | 9  |
|       | オリエンテーションの算出                 | 10 |
|       | 特徴量の記述                       | 10 |
| 2.2   | SURF 特徴                      | 11 |
| 2.2.1 | 特徴点の検出                       | 12 |
|       | Box フィルタによるヘッセ行列の算出          | 12 |
| 2.2.2 | 特徴記述                         | 12 |
|       | Haar-Wavelet によるオリエンテーションの算出 | 13 |
|       | 方向の正規化による特徴ベクトルの算出           | 13 |
| 2.3   | KAZE 特徴                      | 14 |
| 2.3.1 | 拡散フィルタ                       | 14 |
| 2.4   | ASIFT                        | 14 |

## 目次

|              |   |           |
|--------------|---|-----------|
| <b>第 3 章</b> | <b>三次元変形を受けた画像に対するマッチングの実験</b>                    | <b>16</b> |
| 3.1          | 3D 回転画像に対するマッチングの適用 . . . . .                     | 16        |
| 3.2          | Google Street View Image API を用いた画像の取得 . . . . .  | 16        |
| 3.3          | Google Street View より取得した画像に対するマッチングの実験 . . . . . | 20        |
| <b>第 4 章</b> | <b>三次元変形を受けた画像に対するマッチングの結果と考察</b>                 | <b>21</b> |
| 4.1          | 結果 . . . . .                                      | 21        |
| 4.2          | 考察 . . . . .                                      | 23        |
| <b>第 5 章</b> | <b>結論</b>   | <b>25</b> |
|              | <b>謝辞</b>   | <b>26</b> |
|              | <b>参考文献</b>                                       | <b>28</b> |
| <b>付録 A</b>  | <b>奥行き方向に回転を適用した画像に対する正答率</b>                     | <b>29</b> |
| <b>付録 B</b>  | <b>Google Street View により取得した画像の正答率</b>           | <b>34</b> |
| <b>付録 C</b>  | <b>Google Street View 画像のパラメータ</b>                | <b>48</b> |

# 目次

|  |    |
|--|----|
| 2.1 DoG 画像生成の手順 . . . . .                    | 5  |
| 2.2 3 オクターブ目までの平滑化画像生成手順 . . . . .           | 6  |
| 2.3 注目画素の DoG 値と画像スケール空間の 26 近傍の比較 . . . . . | 7  |
| 2.4 勾配方向ヒストグラム作成の流れ . . . . .                | 11 |
| 2.5 16 ブロックから 8 方向の勾配方向ヒストグラムまでの流れ . . . . . | 11 |
| 3.1 元画像 . . . . .                            | 17 |
| 3.2 30 度回転 . . . . .                         | 17 |
| 3.3 60 度回転 . . . . .                         | 18 |
| 3.4 70 度回転 . . . . .                         | 18 |
| 3.5 80 度回転 . . . . .                         | 19 |
| 4.1 奥行き回転を適用した時の正答率の平均 . . . . .             | 22 |
| 4.2 マッチングしているキーポイントの数の割合 . . . . .           | 23 |
| 4.3 正答率の割合 . . . . .                         | 24 |
| B.1 SIFT 正答率 . . . . .                       | 39 |
| B.2 SURF 正答率 . . . . .                       | 39 |
| B.3 KAZE 正答率 . . . . .                       | 40 |
| B.4 ASIFT 正答率 . . . . .                      | 40 |
| B.5 SIFT マッチングしているキーポイントの数 . . . . .         | 41 |
| B.6 SURF マッチングしているキーポイントの数 . . . . .         | 41 |
| B.7 KAZE マッチングしているキーポイントの数 . . . . .         | 42 |
| B.8 ASIFT マッチングしているキーポイントの数 . . . . .        | 42 |

# 表目次

|     |                                       |    |
|-----|---------------------------------------|----|
| A.1 | 30度の時の正答率 . . . . .                   | 29 |
| A.2 | 60度の時の正答率 . . . . .                   | 30 |
| A.3 | 70度の時の正答率 . . . . .                   | 30 |
| A.4 | 80度の時の正答率 . . . . .                   | 31 |
| A.5 | 30度の時のマッチングしているキーポイントの数 . . . . .     | 31 |
| A.6 | 60度の時のマッチングしているキーポイントの数 . . . . .     | 32 |
| A.7 | 70度の時のマッチングしているキーポイントの数 . . . . .     | 32 |
| A.8 | 80度の時のマッチングしているキーポイントの数 . . . . .     | 33 |
| B.1 | 正答率 . . . . .                         | 34 |
| B.1 | 正答率 . . . . .                         | 35 |
| B.1 | 正答率 . . . . .                         | 36 |
| B.1 | 正答率 . . . . .                         | 37 |
| B.1 | 正答率 . . . . .                         | 38 |
| B.2 | マッチングしているキーポイントの数 . . . . .           | 43 |
| B.2 | マッチングしているキーポイントの数 . . . . .           | 44 |
| B.2 | マッチングしているキーポイントの数 . . . . .           | 45 |
| B.2 | マッチングしているキーポイントの数 . . . . .           | 46 |
| B.2 | マッチングしているキーポイントの数 . . . . .           | 47 |
| C.1 | Google Street View 画像のパラメータ . . . . . | 48 |
| C.1 | Google Street View 画像のパラメータ . . . . . | 49 |

# 第 1 章

## 序論

近年 Google Street View やライブカメラの定点映像など，インターネット上に多くの画像データが公開されるようになり，それらのデータから有益な情報を抽出する画像データマイニングの有用性が高まっている．岡尾 [1] は，Google Street View の画像からの情報抽出に，画像の局所特徴を用いることを目指し，正面よりも斜めから見る画像に対するマッチング精度を考察した．Google Street View などでは正面よりも斜めから見る画像が多いことから，局所特徴のマッチングについても，三次元アフィン変換的变化も考慮する必要がある．岡尾は 3D 回転した画像に SIFT(Scale-Invariant Feature Transform) を用いる場合は，回転角が 40 度の間であればマッチングの正答率が 50%となり，物体抽出が可能であると報告している．本研究では三次元変形を受けた画像に対して SIFT だけでなく，SURF(Speeded Up Robust Features)，KAZE，ASIFT(Affine-SIFT) を適用し，正答率の比較を行い，三次元変形を受けた画像に適した局所特徴について論じる．実験では，奥行き方向に 3D 回転した画像を用いる実験と Google Street View より取得した画像を用いる実験の二種類の実験を行う．奥行き方向に 3D 回転した画像を用いる実験では，画像を 30 度，60 度，70 度，80 度に回転したものと元画像のマッチングを 40 枚の画像に対して行う．Google Street View の画像の実験では，画像の取得に Google Street View Image API を用いる．取得する画像は，ある地点の画像と，同じ地点から座標，カメラの方位，画像の水平視野を変更した画像とし，100 枚の画像に対してマッチングを行う．実験の結果から，奥行き方向に 3D 回転した画像においては ASIFT が，Google Street View の画像に対しては SIFT，KAZE が有効であることを確認している．これは，インターネット上に存在する画像から有益な情報の抽出が可能となり，類似画像検索に役立つ．



## 1.1 本論構成

### 1.1 本論構成

本論文ではまず第 2 章で本研究で用いるマッチング手法について説明を行う。第 3 章では本研究の実験内容について説明する。第 4 章では実験に対する結果と考察を行う。第 5 章で研究について結論を述べる。

## 第 2 章

# 画像間の局所特徴を用いたマッチング手法

この章では、2つの画像間のマッチングを行うために用いられる特徴のうち、画像の局所的な輝度変化に基づいたマッチング手法である、SIFT, SURF, KAZE, ASIFT について説明する。

### 2.1 SIFT 特徴

SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) とは、1999 年に David Lowe が提案したマッチング手法である [2][6]。この手法は、特徴点の検出と特徴記述の 2 段階からなる。

#### 2.1.1 特徴点の検出

SIFT とは、画像のスケール変化や回転に不変な特徴量を検出するマッチング手法の一つであり、特定物体認識だけでなく画像合成や画像分類など多くのアプリケーションで利用されている。全ての点に対して計算を行うことは、コストが大きいため、注目すべき点を選出して特徴の計算を行う。この選ばれた特徴点をキーポイント、あるいは“interest point”と呼ぶ。キーポイントの選出方法として SIFT では、いくつかの段階で平滑化した画像の差分をとり、差分のあるところは輝度変化が大きい判断される (DoG: Difference of Gaussian) を用いて、特徴の検出を行う。下記に、SIFT の特徴点検出の計算ステップを示す。

## 2.1 SIFT 特徴

- Step1. DoG によるスケールスペースの構築
- Step2. DoG 画像からの極値検出
- Step3. キーポイントのローカライズ
- Step4. サブピクセルの推定
- Step5. コントラストによるしきい値処理

### DoG によるスケールスペースの構築

まず、スケールスペースとは入力画像を徐々に平滑化した画像を積み上げたものである。DoG によるスケールスペースの構築は、スケール  $\sigma$  の異なる平滑化画像  $L(x, y, \sigma)$  の差分により DoG 画像を生成する。

平滑化画像はガウス関数  $G(x, y, \sigma)$  を掛け合わせた入力画像  $I(x, y, \sigma)$  ( $x, y$  は注目画素からの距離,  $\sigma$  はスケール) で表される。

式 (2.1) に平滑化画像を求める式を示す。

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (2.1)$$

式 2.2 にガウス関数を求める式を示す。

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.2)$$

DoG 画像を  $D(x, y, \sigma)$  とした際、DoG 画像は以下の式で求めることができる。 ( $k$  は平滑化を行う回数)

$\sigma$  から  $\sigma$  の値を  $k$  倍ずつ大きくした異なるスケール間で行うことで、DoG 画像を求める。

図 2.1 に DoG 画像生成の手順を示す。

しかし、DoG 画像を生成する際、 $\sigma$  の値が増加するとガウシアンウィンドウのサイズが大きくなってしまい、処理できない端領域の発生、計算コストの増加が起きてしまう。そのため、SIFT では画像のダウンサンプリングを併用し  $\sigma$  の変化の連続性を保持した平滑化画像の生成を実現している。

## 2.1 SIFT 特徴

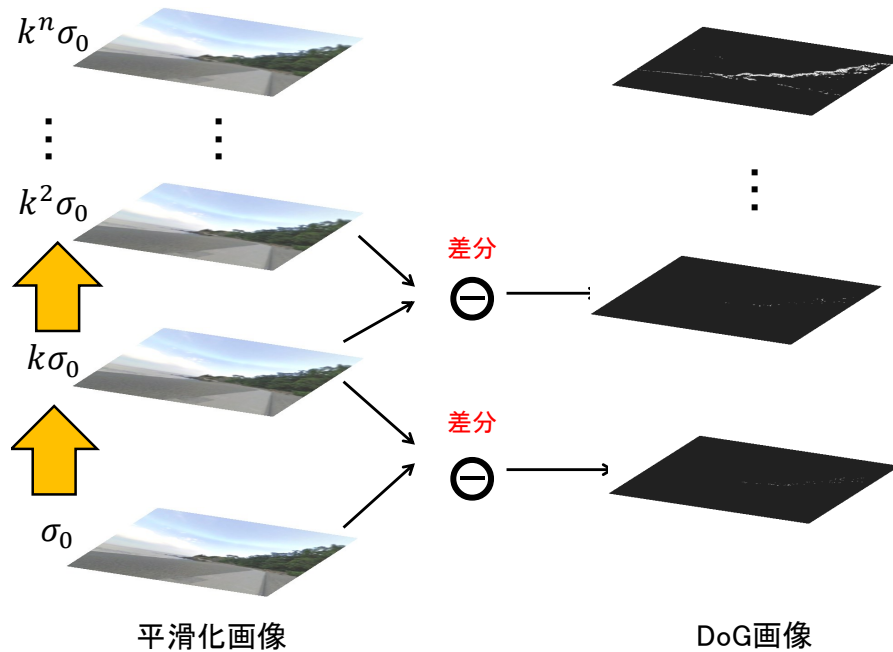


図 2.1 DoG 画像生成の手順

$\sigma$  の連続性を保持した平滑化処理を行うためにダウンサンプリングを行う。ダウンサンプリングとは  $k$  の値が 2 の倍数となった際 (1 オクターブ目), 画像のサイズを入力画像の  $\frac{1}{2}$  のサイズに変更した後,  $\frac{1}{2}$  となった画像に対してさらに平滑化を行うことである。  $\frac{1}{2}$  となった平滑化画像も同様に平滑化を行い  $k$  の値が 2 の倍数となった際 (2 オクターブ目), 画像のサイズをさらに  $\frac{1}{2}$ , すなわち入力画像の  $\frac{1}{4}$  のサイズにダウンサンプリングする。図 2.2 に 3 オクターブ目までの平滑化画像生成手順を示す。

また,  $L_3(\sigma_0) \approx L_2(2\sigma_0) \approx L_1(4\sigma_0)$  という関係からダウンサンプリングを行わないで平滑化を行ったときよりもダウンサンプリングを併用した方が計算コストが低いということが分かる。

### DoG 画像からの極値検出

DoG 値が高いものはスケールの変化領域にエッジを多く含んでおり, DoG 値の最も高い  $\sigma$  は特徴点を中心とした領域の濃淡情報を多く含んでいる。そのため DoG 画像から極値の

## 2.1 SIFT 特徴

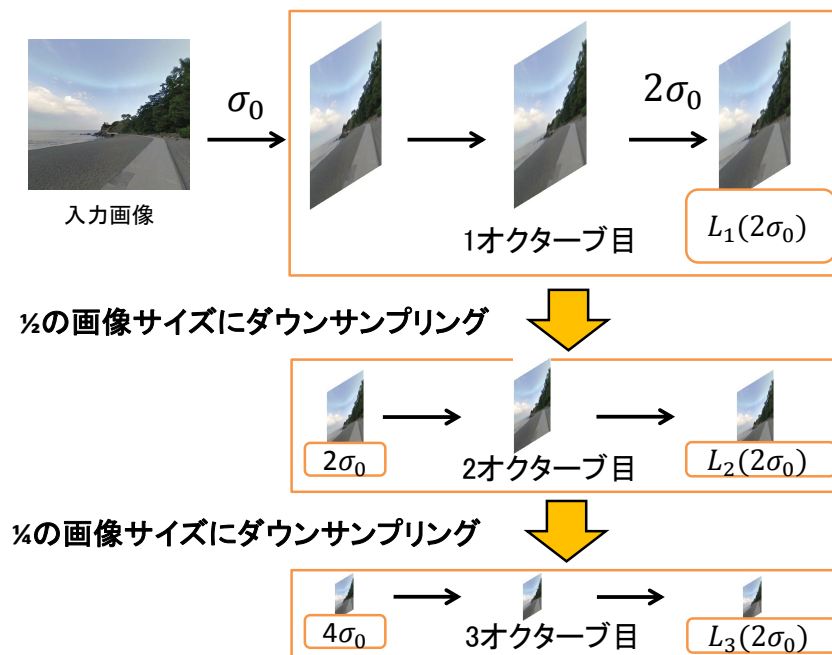


図 2.2 3 オクターブ目までの平滑化画像生成手順

検出を行うことで、候補となるキーポイントのスケールを決定することが可能となる。極値の検出は DoG 画像を 3 枚 1 組で行うことができ、注目ピクセルとその周りの 26 近傍を比較することで極値検出を行う。図 2.3 に注目画素の DoG 値と画像スケール空間の 26 近傍の比較を示す。

### キーポイントのローカライズ

キーポイント検出により、検出されたキーポイントには DoG の出力値が小さい点やエッジ上の点が含まれている。エッジ上の点が含まれていると開口問題が、DoG 出力が小さい点が含まれているとノイズの影響を受けやすいという問題が発生する。そのため、これらの点の削除を行い、安定したキーポイントに絞り込む必要がある。そして、キーポイントのサブピクセルの推定を行う。

エッジ上にあるキーポイント候補点の削除方法は、キーポイント候補点における二次元ヘッセ行列  $\mathbf{H}$  より求めることができる。式 2.3 にヘッセ行列  $\mathbf{H}$  を示す ( $D$ :DoG 画像)。

## 2.1 SIFT 特徴

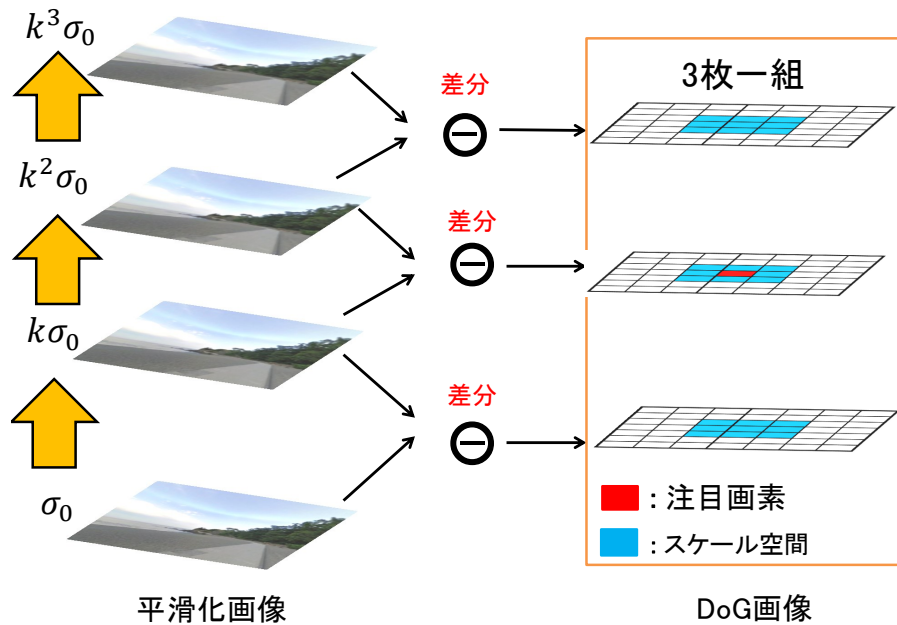


図 2.3 注目画素の DoG 値と画像スケール空間の 26 近傍の比較

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

行列内の導関数は、キーポイント候補位置での DoG 出力値の二次微分から求められる。

ヘッセ行列の対角成分の和  $\text{Tr}(\mathbf{H})^2$  と行列式  $\text{Det}(\mathbf{H})$  を用いて求めることができる。式 2.4, 式 2.5 に対角成分の和と行列式を示す。その際ヘッセ行列から求められる第一固有値を  $\alpha$ 、第二固有値を  $\beta$  ( $\alpha > \beta$ ) とする。

$$\text{Tr}(\mathbf{H}) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \quad (2.4)$$

$$\text{Det}(\mathbf{H}) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta \quad (2.5)$$

$\gamma$  を第一固有値と第二固有値の比率とした時、すなわち  $\alpha = \gamma\beta$  とする際、式 2.6 のように示すことができる。

$$\frac{\text{Tr}(\mathbf{H})^2}{\text{Det}(\mathbf{H})} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(\gamma\beta + \beta)^2}{\gamma\beta^2} = \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma} \quad (2.6)$$

## 2.1 SIFT 特徴

得られる値は固有値そのものではなく、固有値  $\alpha$ ,  $\beta$  の大きさの関係であるため、固有値  $\alpha$ ,  $\beta$  の比率で決めることができる。従って、固有値を求めることなくエッジ上の点を判別することが可能となる。式 2.7 に示すしきい値を処理することで不要なキーポイント候補点を削除することができる。次に示されている  $\gamma_{th}$  はキーポイント候補点を絞り込む際のしきい値を示しており、しきい値以上、すなわち比率が大きい時はエッジ上の点として削除。しきい値以下、すなわち比率が小さい時はキーポイント候補点と判別する。

$$\frac{\text{Tr}(\mathbf{H})^2}{\text{Det}(\mathbf{H})} < \frac{(\gamma_{th} + 1)^2}{\gamma_{th}} \quad (2.7)$$

### サブピクセルの位置推定

3 変数  $(x, y, \sigma)$  の二次関数を組み合わせることで、キーポイント候補点のサブピクセル位置、すなわち正確な位置のキーポイント候補点を推定することができる。ある点  $\mathbf{bmx} = (x, y, \sigma)^T$  での DoG 関数  $D(X)$  をテイラー展開すると式 2.8 のように表すことができる。

$$D(x) = D + \frac{\partial D}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (2.8)$$

式 2.9 について  $\mathbf{x}$  に関する偏導関数を求め、0 とすると次式を得ることができる。

$$\frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}} + \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2} \hat{\mathbf{x}} = 0 \quad (2.9)$$

$\hat{\mathbf{x}}$  はキーポイント候補点 (極値) のサブピクセル位置を示す。式 2.9 を変形すると式 2.10 のように表すことができる。

$$\frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2} \hat{\mathbf{x}} = -\frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}} \quad (2.10)$$

式 2.10 を行列式で示すと式 2.11 のように表すことができる。

## 2.1 SIFT 特徴

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 D}{\partial xy} & \frac{\partial^2 D}{\partial x\sigma} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial xy} & \frac{\partial^2 D}{\partial y^2} & \frac{\partial^2 D}{\partial y\sigma} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial x\sigma} & \frac{\partial D}{\partial y\sigma} & \frac{\partial^2 D}{\partial \sigma^2} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} x \\ y \\ \sigma \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial D}{\partial x} \\ \frac{\partial D}{\partial y} \\ \frac{\partial D}{\partial \sigma} \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

式 2.11 をキーポイント候補点のサブピクセル位置推定  $\hat{x}$  を得るために変形すると式 2.12 のように表すことができる。

$$\hat{x} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \sigma \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 D}{\partial xy} & \frac{\partial^2 D}{\partial x\sigma} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial xy} & \frac{\partial^2 D}{\partial y^2} & \frac{\partial^2 D}{\partial y\sigma} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial x\sigma} & \frac{\partial D}{\partial y\sigma} & \frac{\partial^2 D}{\partial \sigma^2} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \frac{\partial D}{\partial x} \\ \frac{\partial D}{\partial y} \\ \frac{\partial D}{\partial \sigma} \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

式 2.12 を解くことで、キーポイント候補点のサブピクセル位置、すなわち正確なキーポイント候補点  $\hat{x} = (x, y, \sigma)$  を得ることができる。

### コントラストによるキーポイントの絞り込み

サブピクセル位置での DoG 出力を再計算し、コントラストによるキーポイントの絞り込みを行う。式 2.13 のような式で表すことができる。

$$\hat{x} = - \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial D}{\partial x} \quad (2.13)$$

式 2.8 に式 2.13 を代入することで式 2.14 を得ることができる。

$$D(\hat{x}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial x} \hat{x} \quad (2.14)$$

$D$  は DoG 関数であり、 $\hat{x}$  はサブピクセル位置を示しているため、式 2.14 はサブピクセル位置での DoG 出力となる。この DoG の値からキーポイント削除の判別を行う。

### 2.1.2 特徴記述

検出したキーポイントに対して、第二段階の処理である特徴記述を行う。下記に SIFT の特徴記述の計算ステップを示す。



## 2.1 SIFT 特徴

Step1. オリエンテーションの算出

Step2. 特徴量の記述

### オリエンテーションの算出

オリエンテーションはキーポイントにおける方向を表す。オリエンテーションを求めるには、まずキーポイントが検出された平滑化画像の勾配強度と勾配方向を式 2.15, 式 2.16 より求める。

$$m(u, v) = \sqrt{(L(u+1, v) - L(u-1, v))^2 + (L(u, v+1) - L(u, v-1))^2} \quad (2.15)$$

$$\theta(u, v) = \tan^{-1} \left( \frac{L(u, v+1) - L(u, v-1)}{L(u+1, v) - L(u-1, v)} \right) \quad (2.16)$$

次に、勾配情報から勾配方向ヒストグラムを作成する。まず勾配方向を 36 方向に離散化したヒストグラムを作成する。次に 36 方向に離散化したヒストグラムに対して、ガウス窓と勾配強度から重みを算出し、算出した重みをヒストグラムに加算することにより勾配方向ヒストグラムを作成することができる。図 2.4 に勾配方向ヒストグラム作成の流れを示す。

作成した 36 方向のヒストグラムの最大値から 80%以上となるピークがキーポイントのオリエンテーションとして割り当てられる。

### 特徴量の記述

検出されたオリエンテーションの方向を回転させる。その際に特徴量の記述には、キーポイント周辺領域が持つ勾配情報を用いることで記述を行うことができる。キーポイントの周辺領域を一辺 4 ブロックの計 16 ブロックに分割をさせ、各ブロックごとに 8 方向 (45 度ずつ) の勾配方向ヒストグラムを作成でき、 $4 \times 4 \times 8$  の 128 次元の特徴ベクトルで表すことができる。図 2.5 に 16 ブロックから 8 方向の勾配ヒストグラムを作成までの流れを示す。

## 2.2 SURF 特徴

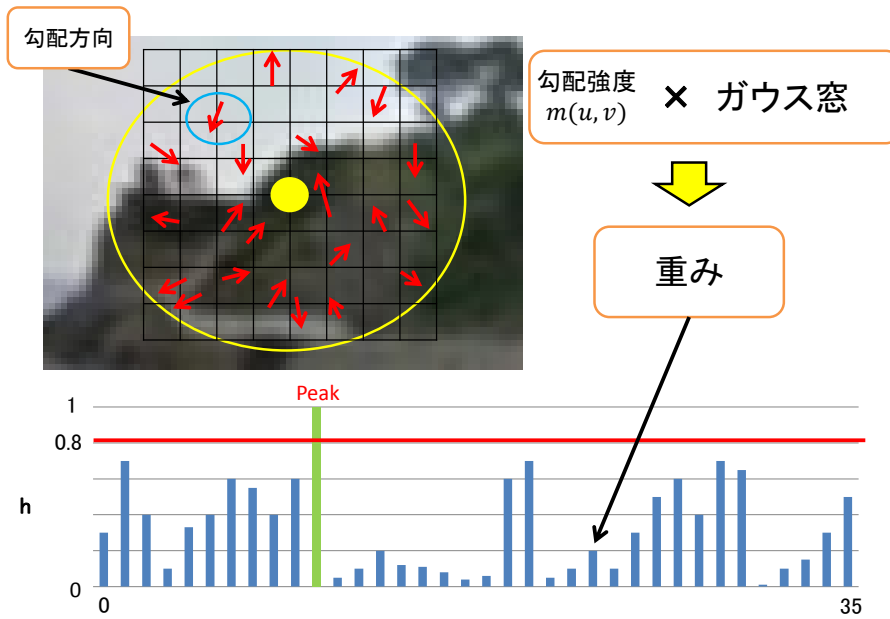


図 2.4 勾配方向ヒストグラム作成の流れ

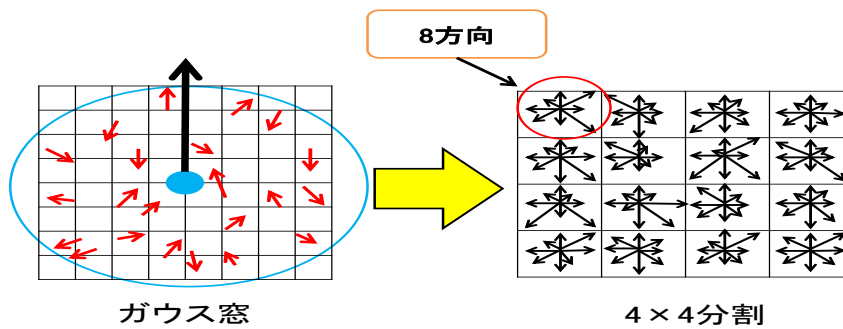


図 2.5 16 ブロックから 8 方向の勾配方向ヒストグラムまでの流れ

## 2.2 SURF 特徴

SURF(Speeded Up Robust Features) とは, SIFT のアルゴリズムを改良し, 特徴量抽出を高速化したマッチング手法である [3][7]. SIFT と同様, 特徴点の検出と特徴記述の 2 段階からなる.

## 2.2 SURF 特徴

### 2.2.1 特徴点の検出

特徴点の抽出の処理の際 SIFT ではいくつかの段階で平滑化した画像の差分をとり、差分のあるところは輝度変化が大きいと判断する DoG を用いていた。しかし、SURF では、この部分をヘッセ行列の算出に Box フィルタによる近似を用いる。下記に、SURF の特徴検出の計算ステップを示す。

Step1. Box フィルタによるヘッセ行列の算出

Step2. スケールスペースの構築

Step3. 極値探索

#### Box フィルタによるヘッセ行列の算出

SIFT では、ヘッセ行列の行列式が極値であるものを選ぶ。しかし、画像からヘッセ行列を算出する際、ヘッセ行列にはガウシアン<sup>2</sup>の 2 次微分を用いるため、計算コストが高く、行列値の計算に時間がかかる。そこで、SURF ではヘッセ行列の算出に Box フィルタを用いる。Box フィルタとはメディアンフィルタ、マックスフィルタ、ミニマムフィルタ、ぼかしフィルタをすべて含んだフィルタのことである。また、Integral Image によりフィルタサイズを変更しても計算量が全て同じという効果を持ち、これにより高速化を実現している。式 2.15 に Box フィルタによるヘッセ行列の判別式を示す (D:Box フィルタによる差分画像)。

$$\text{Det}(\mathbf{H}_{\text{approx}}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (2.17)$$

0.9 は、近似による誤差を修正する係数である。

### 2.2.2 特徴記述

検出した特徴点から特徴記述をする際、SIFT では勾配方向ヒストグラムからオリエンテーションの算出を行い、そのオリエンテーションから特徴ベクトルの算出を行っていた。

## 2.2 SURF 特徴

しかし，SURF ではオリエンテーションの算出には Haar-Wavelet を，特徴の検出には方向の正規化することにより特徴ベクトルの算出を行う．下記に，SURF の特徴記述の計算ステップを示す．

Step1. Haar-Wavelet によるオリエンテーションの算出

Step2. 方向の正規化による特徴ベクトルの算出

### Haar-Wavelet によるオリエンテーションの算出

オリエンテーションの算出の際 SIFT では勾配方向ヒストグラムを作成して，作成したヒストグラムから特徴ベクトルを求めていた．しかし，SURF では特徴点付近の領域から Haar-Wavelet を用いて勾配強度と勾配方向を算出し，勾配強度が最も大きい角度を全体的なキーポイントの方向と定める．式 2.18，式 2.19 に Haar-Wavelet を用いた勾配強度と勾配方向の算出式を示す ( $du$  は  $x$  方向の応答， $dv$  は  $y$  方向の応答)．

$$m(u, v) = \sqrt{du^2 + dv^2} \quad (2.18)$$

$$\theta(u, v) = \tan^{-1} \left( \frac{dv}{du} \right) \quad (2.19)$$

### 方向の正規化による特徴ベクトルの算出

オリエンテーションから各領域の方向を正規化する．その後，各領域を一辺 4 ブロックの計 16 ブロックに分割し，分割した領域から Haar-Wavelet を用いて，輝度勾配ベクトルを算出する．各ブロックで，勾配ベクトルの方向を示す 2 つの成分， $x$  方向， $y$  方向それぞれの勾配の大きさの 4 つの特徴を記述するため，特徴ベクトルは  $4 \times 4 \times 4$  の 64 次元で表すことができる．

### 2.3 KAZE 特徴

KAZE とは ECCV2012 で発表されたマッチング手法のことである [4]. KAZE も SIFT 同様特徴点の抽出と特徴記述の 2 段階からなる. しかし, SIFT では差分をとるのための平滑化処理にガウシアンフィルタを用いていたのに対し, KAZE では非線形拡散フィルタよる平滑化画像から差分をとり, 差分のあるところは輝度変化が大きいと判断する.

#### 2.3.1 拡散フィルタ

まず, SIFT に用いられているガウシアンフィルタは等方的であるため勾配強度 (エッジの大きさ) の大きい方向に対しても平滑化を行ってしまうため, エッジの境界を跨いでの輝度値があいまいになってしまう. そのため KAZE では, エッジを保存するために非線形 (異方性) 拡散フィルタを用いる. 式 2.20 に基本的な拡散フィルタの式を示す. また,  $t$  は平滑化を行う回数,  $g$  は拡散係数 (普通は位置  $(u,v)$  や輝度値  $I(u,v)$  に依存しない定数である).

$$\frac{\partial I(x,y)}{\partial t} = \text{div}(g(|\nabla I_\sigma(x,y,t)|) * \nabla I) \quad (2.20)$$

さらに KAZE では Perona and Malk 拡散法を用いて, コントラストの変化にも対応した拡散フィルタを作成している. 式 2.21, 式 2.22 に Perona and Malk が作成した拡散係数を示す. また,  $g_1$  はハイコントラストな平滑化,  $g_2$  は  $g_1$  では平滑化できない小さいコントラストの平滑化を行っている.

$$g_1 = \exp\left(\frac{|\nabla I_\sigma|}{k^2}\right) \quad (2.21)$$

$$g_2 = \frac{1}{1 + \frac{|\nabla I_\sigma|}{k^2}} \quad (2.22)$$

### 2.4 ASIFT

ASIFT とは, アフィン変換に対する頑健性を向上させたマッチング手法である [5]. ASIFT は, さまざまな視点から撮影した画像を生成するために, 画像をアフィン変換させ,

## 2.4 ASIFT

それらから SIFT 特徴量を抽出，マッチングを行い，最も対応づけられた特徴点を出力する．このままでは，計算量が膨大となるため，入力画像に低解像度化を行い，アフィン変換パラメータを推定し，推定したパラメータを用いて入力画像の再マッチングを行う．

## 第 3 章

# 三次元変形を受けた画像に対する マッチングの実験

この章では，奥行き方向に 3D 回転した画像を用いた実験と Google Street View より取得した画像を用いた実験の二種類の実験についての説明をする。

### 3.1 3D 回転画像に対するマッチングの適用

奥行き方向の回転画像の実験では，画像を奥行き方向に 30 度，60 度，70 度，80 度に回転したものと元画像のマッチングを 40 枚の画像に対して行う。

図 3.1，図 3.2，図 3.3，図 3.4 に実験で用いる画像の例を示す。

### 3.2 Google Street View Image API を用いた画像の取得

Google Street View より画像を取得する実験では Google Street View Image API を用いて画像を取得する。Google Street View Image API とは JavaScript を使用せずに，静的 (非インタラクティブ) なストリートビューのパノラマ画像やサムネイルをウェブページに埋め込むというものであり，HTTP URL を送信することで，静的な画像の取得をすることができる。HTTP URL を送信する際，リクエストパラメータを使用することで画像の指定をすることができる。以下に画像をリクエストする際のパラメータを示す。

**size:** 画像の出力サイズをピクセル単位で指定。サイズの指定方式は *width* × *height*。例

### 3.2 Google Street View Image API を用いた画像の取得



図 3.1 元画像



図 3.2 30度回転



### 3.2 Google Street View Image API を用いた画像の取得



図 3.3 60 度回転



図 3.4 70 度回転

### 3.2 Google Street View Image API を用いた画像の取得

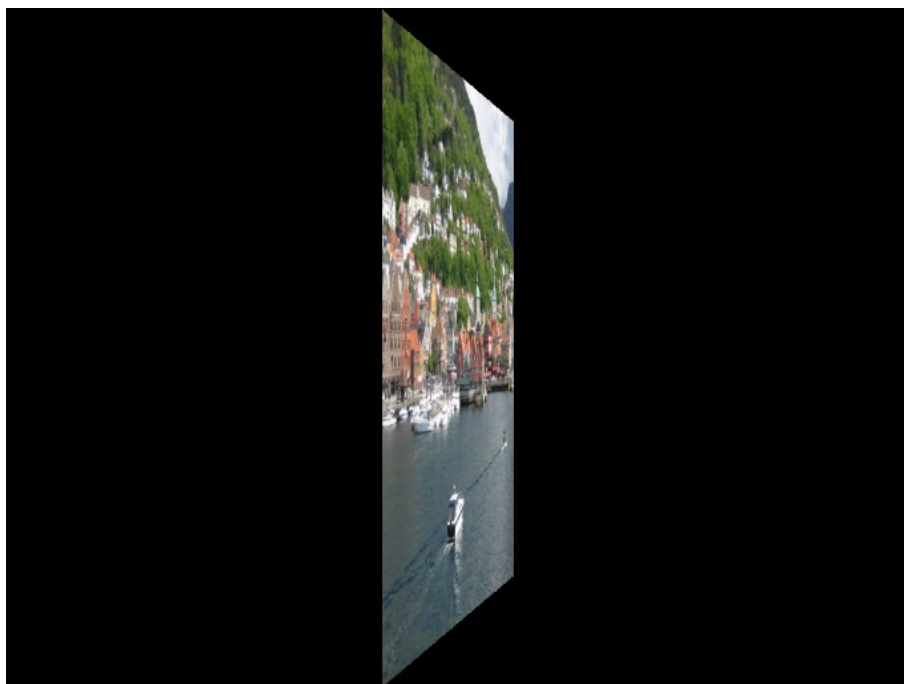


図 3.5 80 度回転

例えば,  $size = 400 \times 400$  と指定した場合, 幅が 400 ピクセルで高さが 400 ピクセルの画像を取得することができる.

**location:** テキスト文字列 (chagrin Falls, OH など) または緯度 / 経度の値のいずれかを指定. Google Street View Image API では, この指定した場所の最も近くで撮影されたパノラマ画像を表示.

**sensor:** リクエストで送信する場所が, 場所センサー (GPS など) を使用してデバイスから取得したものかどうかを指定. この値には, true または false のいずれかを設定する必要がある.

**heading:** カメラの方位を示す. 指定できる値は 0 から 360(0 と 360 は北, 90 は東, 180 は南). 方位を指定しない場合, location で指定した場所に対して, 最も近くの撮影地点からカメラが向いている方向として値が計算される.

**fov:** 画像の水平視野を指定. 視野は角度で表し, 値は最大 120 まで指定できる (デフォルトは 90).

### 3.3 Google Street View より取得した画像に対するマッチングの実験

**pitch:** ストリートビュー車両に対するカメラの上下の角度を指定 (デフォルトは 0).

**key:** 割り当てのためにアプリケーションを識別. また, API コンソールでレポートを使用することができる.

## 3.3 Google Street View より取得した画像に対するマッチングの実験

Google Street View の画像の実験では, 画像の取得に Google Street View Image API を用いて, 画像のサイズ, 取得する地点の座標, カメラの方位, 画像の水平視野を送信し, 取得する. 取得する画像は, ある地点の画像と, 同じ地点から座標, カメラの方位, 画像の水平視野を変更した画像とし, 100 枚の画像に対してマッチングを行う.

## 第 4 章

# 三次元変形を受けた画像に対する マッチングの結果と考察

この章では，奥行き方向の回転画像の実験と Google Street View より取得した画像の実験でのマッチング手法の比較を行う．SIFT, SURF, KAZE, ASIFT の正答率の比較を行う．また比較指標には正答率を用いる．式 4.1 に正答率の算出方法を示す．また，正しいと判定されたキーポイントの数の算出は RANSAC(Random Sample Consensus) より推定したホモグラフィ行列を用いる．

$$\text{正答率} = \frac{\text{正しく判定されたキーポイントの数}}{\text{マッチングしているキーポイントの数}} \times 100 \quad (4.1)$$

### 4.1 結果

図 4.1 に奥行き回転を適用した時の正答率の平均を示す．図 4.2 に Google Street View 画像におけるマッチングしているキーポイントの数の画像数ごとの割合を示す．図 4.3 に Google Street View 画像における正答率の画像数ごとの割合を示す．

奥行き回転を適用した実験では回転角 30 度の場合だとすべてのマッチング手法において，正答率が高くなる．回転角 80 度の場合だと ASIFT 以外の特徴は正答率の減少が大きくなる．

また，Google Street View 画像において，マッチングしているキーポイントの数はすべてのマッチング手法は 1~50 個のキーポイント数である画像が多く，特に SURF 及び KAZE

## 4.1 結果

が1~50個のキーポイントである割合が多い。正答率においては0~49%の正答率の画像はすべてのマッチング手法が20枚以下である。50~59%, 60~69%, 70~79%においては他のマッチング手法に比べASIFTが多く、実験を行った画像のうち5割以上がこの正答率である。80~89%においてはSURFが一番多く、ASIFTは減少、ASIFT以外のマッチング手法は画像数が増加している。90~100%においてはASIFTは画像数の減少が大きく、ASIFT以外のマッチング手法は画像数の増加が大きくなる。また実験を行った画像の内、SIFT, KAZEは5割以上の画像がこの正答率である。

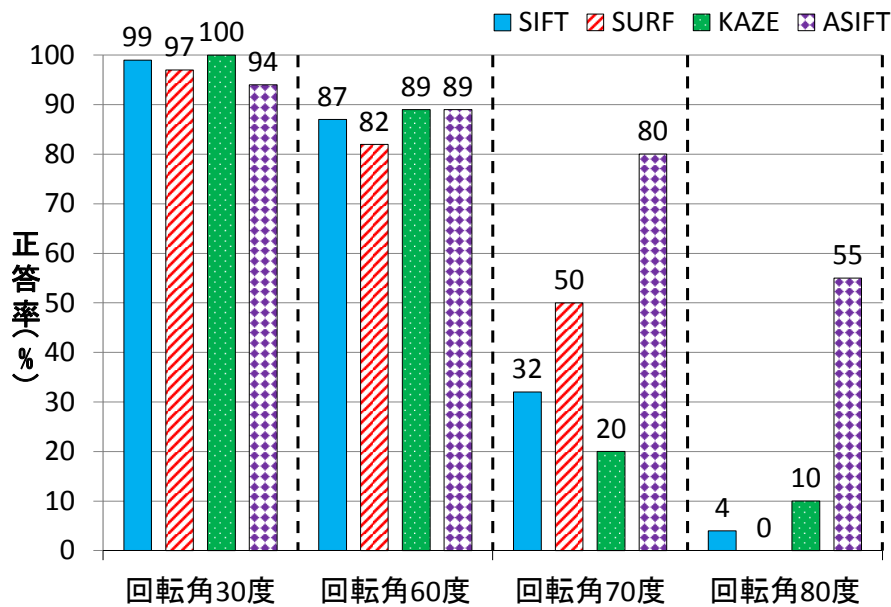


図 4.1 奥行き回転を適用した時の正答率の平均

## 4.2 考察

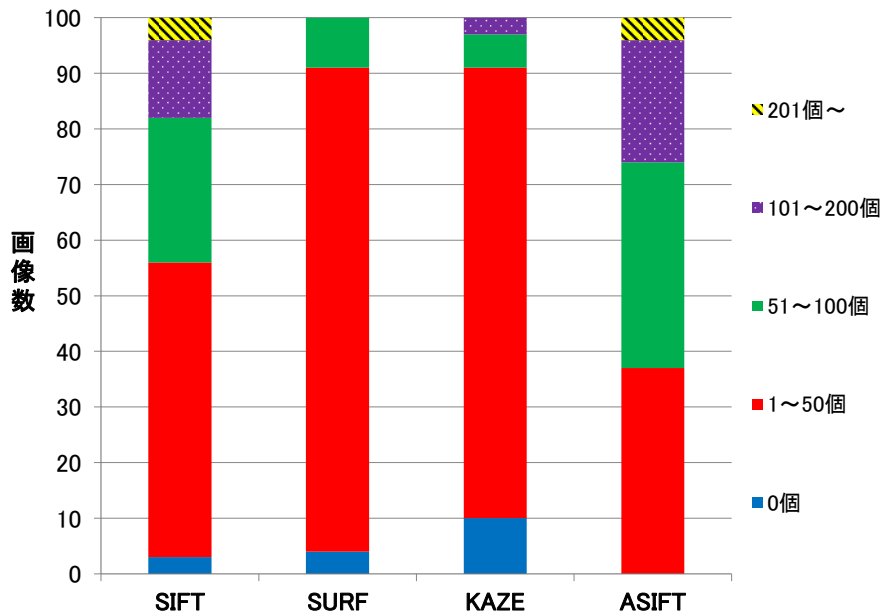


図 4.2 マッチングしているキーポイントの数の割合

## 4.2 考察

奥行き回転を適用した画像を用いた実験において、ASIFT がすべての条件に対して 50%以上の精度となるのは ASIFT はアフィン変換により画像間の大きな変形を補正しているためであると考えられる。また、ASIFT 以外のマッチング手法の正答率が 60 度以降大きく減少したのは、奥行き回転により画像からのキーポイントの抽出がうまくできなかったためであると考えられる。

Google Street View の画像を用いた実験において、KAZE がマッチングしているキーポイントの数が比較的少ないにもかかわらず、実験を行った内、5 割以上の画像が 90%~100%の正答率であるのは、KAZE は非線形拡散フィルタにより輝度勾配の大きいところの平滑化を抑制し、画像の特徴を消さずにマッチングを行う特性があり、その特性により正確なキーポイントの抽出ができたためであると考えられる。また、ASIFT が Google Street View の画像に対して精度が悪かったのは Google Street View 上の変形がアフィン変換では完全には補正できない複雑な変形をしていたためであると考えられる。

## 4.2 考察

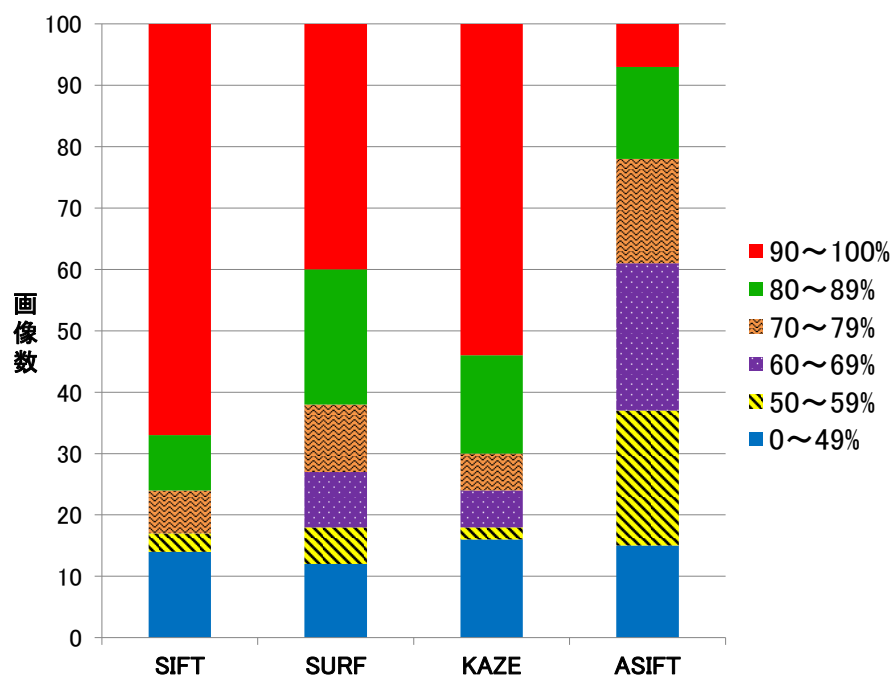


図 4.3 正答率の割合

## 第 5 章

# 結論

本研究では，三次元変形を受けた画像の認識にマッチング手法である SIFT 特徴，SURF 特徴，KAZE 特徴，ASIFT を用いて，正答率の比較を行った．実験には，奥行き方向に 3D 回転した画像を回転角 30 度，60 度，80 度の場合を含めた 24 種類の画像を用いた実験と，Google Street View Image API を用いて種類の異なる画像を含め合計 100 枚の画像を用いた実験を行った．比較を行った結果，奥行き回転を適用した画像の実験では 80 度の時に ASIFT が 50%以上の精度となる．Google Street View より取得した画像の実験では，マッチングしているキーポイントの数の割合においてはすべてのマッチング手法が 1～50 個のキーポイントの数である割合が多かった．また正答率の割合においては SIFT，KAZE が実験を行った内，5 割以上の画像が 90～100%の正答率であった．

このことから，奥行き方向に 3D 回転した画像においては ASIFT が，Google Street View の画像に対しては SIFT，KAZE が有効であると考ええる．

今後は，三次元変形を受けた画像から局所特徴を用いた有益な情報の抽出を行うことが考えられる．



# 謝辞

本研究を進めるにあたり，ご指導していただきました高知工科大学 情報学群 吉田真一准教授には心から感謝します。吉田先生には，2年間熱心にご指導していただきました。こうして本研究が形になり，論文執筆までできたのも吉田先生のおかげだと感謝しております。同時に，吉田先生には多大なご迷惑をお掛けしました。特に局所特徴についての勉強会においてはお忙しい中1日中ご指導していただきました。また，休日にもかかわらず研究のことについてご指導していただきました。そのおかげで締め切りまでになんとか論文が完成しました。最後の最後までご指導していただき本当にありがとうございました。心より感謝します。

そして，本研究の副査を引き受けていただいた高知工科大学 情報学群 植田和憲講師と高知工科大学 情報学群 栗原徹准教授に深く感謝します。植田先生と栗原先生には私が見つめていないところの助言をしていただいたおかげで，なんとか研究を終わらせることができ，深く感謝します。

同研究室の皆様にもお世話になりました。研究室活動を楽しんでくれたのも皆様のおかげです。ともに卒業する4年生の皆様とは，2年ほどの付き合いでしたが，いつも明るく接していただいたおかげで，毎日を楽しんでおくことができました。4年生の皆様にはよくお菓子をいただいたり，休日にはどこかへ遊びに行ったり，鍋パーティをしたりととても充実した学校生活がおくれました。皆それぞれ異なる環境で職務を行うことにはなりますが，お体にはくれぐれも気をつけてください。

修士の方々にもお世話になりました。修士の方々には3年次の頃から発表の仕方や研究の技術的なことなど多くのことを学ばせていただき深く感謝します。

3年生の皆様には，研究室活動やイベントの幹事等，お世話になりました。3年生がいるだけで研究室が明るくなりました。スポーツ大会や餅つき等のイベントでも3年生が積極的に活動してくれたおかげでとても楽しいものとなりました。これからも，皆様の個性を生か

## 謝辞

して研究室をより良いものにしてください。

吉田先生ならび、研究室の皆様、皆様のおかげで、本当に充実した研究生活を過ごすことができました。2年間だけでしたが、多くの大事なものを学びました。心から感謝します。

最後に、今までずっと生活面や学費で支えてくれ続けた家族に心から感謝します。

## 参考文献

- [1] 岡尾浩気, “立体的変形を受けた画像の SIFT 特徴を用いたマッチング,” 平成 24 年度, 学士学位論文, 高知工科大学.
- [2] David G. Lowe, “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints,” International Journal of Computer Vision, pp. 91-110, 2004.
- [3] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, “SURF: Speeded Up Robust Features,” ECCV, pp. 404-417, 2006.
- [4] Pablo Fernandez Alcantarilla, Adrien Bartoli, and Andrew J. Davison, “KAZE Features,” ECCV pp. 214-227, 2012.
- [5] JEAN-MICHEL MOREL AND GUOSHEN YU, “ASIFT: A NEW FRAMEWORK FOR FULLY AFFINE INVARIANT IMAGE COMPARISON,” Society for Industrial and Applied Mathematics, pp. 438-469, 2009.
- [6] 藤吉弘亘, “Gradient ベースの特徴抽出-SIFT と HOG-, ” 情報処理学会研究報告, 2007-CVIM-160, pp. 223(2007)
- [7] 藤吉弘亘, “局所特徴抽出 -SIFT 以降のアプローチ-, ” 精密工学会誌, pp. 1109-1116, 2011.

## 付録 A

# 奥行き方向に回転を適用した画像に対する正答率

表 A.1, 表 A.2, 表 A.3, 表 A.4 に奥行き方向に回転を適用した画像に対する回転角ごとの正答率を示す. 表 A.5, 表 A.6, 表 A.7, 表 A.8 に奥行き方向に回転を適用した画像に対する回転角ごとのマッチングしているキーポイントの数を示す.

表 A.1 30 度の時の正答率

|    | SIFT | SURF | KAZE | ASIFT |
|----|------|------|------|-------|
| 1  | 99.8 | 99.8 | 99.5 | 96.7  |
| 2  | 99.9 | 99.3 | 100  | 94.9  |
| 3  | 98.0 | 98.6 | 99.4 | 90.5  |
| 4  | 98.6 | 96.4 | 99.4 | 92.5  |
| 5  | 99.9 | 99.5 | 99.8 | 98.8  |
| 6  | 99.5 | 97.2 | 99.3 | 97.7  |
| 7  | 99.7 | 95.9 | 99.7 | 84.2  |
| 8  | 98.9 | 99.5 | 99.3 | 96.9  |
| 9  | 99.4 | 98.1 | 99.9 | 94.9  |
| 10 | 99.7 | 98.7 | 99.2 | 96.6  |

表 A.2 60 度の時の正答率

|    | SIFT | SURF | KAZE | ASIFT   |
|----|------|------|------|---------|
| 1  | 83.3 | 87.1 | 94.7 | 90.2081 |
| 2  | 100  | 71.4 | 80   | 92.7078 |
| 3  | 90.5 | 81.8 | 100  | 89.1336 |
| 4  | 78.9 | 83.3 | 92.9 | 76.9036 |
| 5  | 100  | 88.9 | 100  | 96.2933 |
| 6  | 90.3 | 62.9 | 50   | 91.1224 |
| 7  | 100  | 72.7 | 100  | 85.8191 |
| 8  | 62.5 | 83.3 | 87.5 | 85.0538 |
| 9  | 94.7 | 87.5 | 96.4 | 89.5487 |
| 10 | 74.1 | 100  | 92.3 | 88.8246 |

表 A.3 70 度の時の正答率

|    | SIFT | SURF | KAZE | ASIFT |
|----|------|------|------|-------|
| 1  | 50   | 71.4 | 0    | 77.3  |
| 2  | 0    | 100  | 50   | 89.1  |
| 3  | 37.5 | 66.7 | 0    | 74.6  |
| 4  | 50   | 0    | 0    | 76.1  |
| 5  | 0    | 100  | 0    | 91.1  |
| 6  | 80   | 55.6 | 50   | 86.8  |
| 7  | 0    | 12.5 | 0    | 78.8  |
| 8  | 0    | 20   | 0    | 59.9  |
| 9  | 0    | 50   | 100  | 77.0  |
| 10 | 100  | 28.6 | 0    | 85.1  |

表 A.4 80 度の時の正答率

|    | SIFT | SURF | KAZE | ASIFT |
|----|------|------|------|-------|
| 1  | 40   | 0    | 0    | 49.7  |
| 2  | 0    | 0    | 0    | 67.4  |
| 3  | 0    | 0    | 0    | 57.1  |
| 4  | 0    | 0    | 0    | 51.6  |
| 5  | 0    | 0    | 0    | 61.7  |
| 6  | 0    | 0    | 0    | 54.3  |
| 7  | 0    | 0    | 0    | 46.5  |
| 8  | 0    | 0    | 0    | 32.7  |
| 9  | 0    | 0    | 100  | 58.9  |
| 10 | 0    | 0    | 0    | 71.6  |

表 A.5 30 度の時のマッチングしているキーポイントの数

|    | SIFT | SURF | KAZE | ASIFT |
|----|------|------|------|-------|
| 1  | 1394 | 464  | 634  | 8807  |
| 2  | 1548 | 439  | 672  | 11077 |
| 3  | 1320 | 413  | 344  | 7524  |
| 4  | 509  | 250  | 341  | 3419  |
| 5  | 1191 | 414  | 569  | 10241 |
| 6  | 1522 | 463  | 568  | 11010 |
| 7  | 326  | 269  | 300  | 4076  |
| 8  | 281  | 201  | 269  | 2456  |
| 9  | 1478 | 574  | 873  | 10965 |
| 10 | 1465 | 319  | 368  | 7029  |

表 A.6 60 度の時のマッチングしているキーポイントの数

|    | SIFT | SURF | KAZE | ASIFT |
|----|------|------|------|-------|
| 1  | 30   | 31   | 19   | 2931  |
| 2  | 12   | 7    | 5    | 3826  |
| 3  | 21   | 11   | 12   | 2724  |
| 4  | 19   | 12   | 14   | 1182  |
| 5  | 21   | 9    | 5    | 3696  |
| 6  | 31   | 27   | 6    | 3920  |
| 7  | 7    | 11   | 13   | 1227  |
| 8  | 8    | 12   | 8    | 930   |
| 9  | 38   | 16   | 28   | 3789  |
| 10 | 27   | 12   | 13   | 2765  |

表 A.7 70 度の時のマッチングしているキーポイントの数

|    | SIFT | SURF | KAZE | ASIFT |
|----|------|------|------|-------|
| 1  | 2    | 7    | 2    | 1585  |
| 2  | 0    | 2    | 4    | 2066  |
| 3  | 8    | 3    | 0    | 1505  |
| 4  | 6    | 1    | 0    | 679   |
| 5  | 0    | 1    | 0    | 1962  |
| 6  | 5    | 9    | 2    | 1961  |
| 7  | 1    | 8    | 0    | 647   |
| 8  | 1    | 5    | 1    | 564   |
| 9  | 4    | 2    | 3    | 2041  |
| 10 | 2    | 7    | 1    | 1571  |

表 A.8 80 度の時のマッチングしているキーポイントの数

|    | SIFT | SURF | KAZE | ASIFT |
|----|------|------|------|-------|
| 1  | 5    | 2    | 1    | 565   |
| 2  | 2    | 1    | 0    | 681   |
| 3  | 5    | 0    | 0    | 440   |
| 4  | 0    | 1    | 0    | 190   |
| 5  | 0    | 0    | 0    | 575   |
| 6  | 1    | 1    | 0    | 602   |
| 7  | 0    | 2    | 0    | 215   |
| 8  | 0    | 5    | 0    | 205   |
| 9  | 10   | 5    | 1    | 655   |
| 10 | 1    | 0    | 0    | 468   |



## 付録 B

# Google Street View により取得した画像の正答率

図 B.1, 図 B.2, 図 B.3, 図 B.4 に Google Street View より取得した 100 枚の画像それぞれの正答率のグラフを示す。また, 図 B.5, 図 B.6, 図 B.7, 図 B.8 に Google Street View より取得した 100 枚の画像それぞれのマッチングしているキーポイントの数のグラフを示す。表 B.1 に Google Street View より取得した 100 枚の画像それぞれの正答率を示す。表 B.2 に Google Street View より取得した 100 枚の画像それぞれのマッチングしているキーポイントの数を示す。

表 B.1: 正答率

|   |       |       |       |      |
|---|-------|-------|-------|------|
| 1 | 93.7  | 97.1  | 86.1  | 61.0 |
| 2 | 100.0 | 71.4  | 86.4  | 69.8 |
| 3 | 93.5  | 96.8  | 95.1  | 82.1 |
| 4 | 76.9  | 100.0 | 0.0   | 61.9 |
| 5 | 79.2  | 87.5  | 100.0 | 40.0 |
| 6 | 97.8  | 94.4  | 94.1  | 84.5 |
| 7 | 96.0  | 78.1  | 80.0  | 75.0 |
| 8 | 91.7  | 100.0 | 93.8  | 75.0 |
| 9 | 93.3  | 84.6  | 100.0 | 58.5 |

表 B.1: 正答率

|    |       |       |       |      |
|----|-------|-------|-------|------|
| 10 | 100.0 | 100.0 | 97.1  | 91.3 |
| 11 | 100.0 | 77.8  | 100.0 | 60.0 |
| 12 | 98.6  | 100.0 | 98.9  | 90.1 |
| 13 | 98.8  | 97.2  | 100.0 | 77.5 |
| 14 | 96.0  | 100.0 | 100.0 | 73.1 |
| 15 | 88.7  | 58.6  | 31.6  | 61.6 |
| 16 | 97.3  | 90.9  | 100.0 | 82.0 |
| 17 | 100.0 | 87.5  | 85.7  | 63.9 |
| 18 | 49.2  | 52.6  | 85.0  | 52.7 |
| 19 | 91.8  | 93.8  | 68.2  | 53.2 |
| 20 | 81.3  | 92.9  | 76.9  | 54.3 |
| 21 | 98.4  | 92.3  | 92.9  | 89.8 |
| 22 | 98.2  | 96.3  | 89.3  | 76.3 |
| 23 | 97.0  | 69.2  | 100.0 | 67.1 |
| 24 | 100.0 | 94.2  | 96.8  | 93.1 |
| 25 | 97.8  | 100.0 | 100.0 | 92.2 |
| 26 | 100.0 | 75.0  | 100.0 | 87.5 |
| 27 | 100.0 | 97.7  | 100.0 | 98.9 |
| 28 | 90.7  | 89.3  | 93.8  | 67.6 |
| 29 | 86.2  | 90.9  | 91.7  | 69.4 |
| 30 | 97.4  | 86.5  | 94.9  | 74.3 |
| 31 | 94.7  | 89.3  | 88.9  | 57.9 |
| 32 | 93.9  | 62.5  | 100.0 | 59.7 |

表 B.1: 正答率

|    |       |       |       |      |
|----|-------|-------|-------|------|
| 33 | 98.8  | 86.4  | 100.0 | 57.4 |
| 34 | 97.6  | 91.7  | 94.8  | 76.0 |
| 35 | 86.7  | 84.2  | 100.0 | 65.4 |
| 36 | 98.5  | 96.6  | 97.5  | 76.8 |
| 37 | 95.8  | 96.4  | 83.0  | 63.9 |
| 38 | 90.7  | 97.0  | 100.0 | 64.9 |
| 39 | 12.5  | 50.0  | 0.0   | 24.2 |
| 40 | 90.8  | 64.7  | 100.0 | 61.6 |
| 41 | 89.2  | 69.2  | 75.0  | 59.8 |
| 42 | 97.4  | 94.6  | 91.3  | 75.8 |
| 43 | 98.3  | 87.5  | 86.7  | 58.7 |
| 44 | 97.8  | 88.5  | 100.0 | 68.8 |
| 45 | 92.5  | 96.6  | 96.3  | 86.2 |
| 46 | 88.0  | 81.3  | 0.0   | 51.2 |
| 47 | 94.4  | 81.3  | 100.0 | 39.0 |
| 48 | 42.9  | 66.7  | 100.0 | 28.6 |
| 49 | 100.0 | 90.3  | 100.0 | 90.8 |
| 50 | 95.2  | 90.9  | 92.9  | 89.3 |
| 51 | 0.0   | 0.0   | 0.0   | 40.0 |
| 52 | 95.9  | 100.0 | 62.5  | 87.8 |
| 53 | 92.3  | 100.0 | 100.0 | 57.6 |
| 54 | 98.9  | 86.2  | 97.3  | 82.9 |
| 55 | 96.4  | 70.4  | 100.0 | 79.8 |

表 B.1: 正答率

|    |      |       |       |      |
|----|------|-------|-------|------|
| 56 | 96.2 | 88.2  | 100.0 | 68.3 |
| 57 | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 38.9 |
| 58 | 97.1 | 90.0  | 51.7  | 56.5 |
| 59 | 90.9 | 43.8  | 83.3  | 55.3 |
| 60 | 96.9 | 73.9  | 76.9  | 71.4 |
| 61 | 98.9 | 87.1  | 80.0  | 82.1 |
| 62 | 96.9 | 81.8  | 95.0  | 73.8 |
| 63 | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 35.3 |
| 64 | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 66.7 |
| 65 | 93.7 | 85.7  | 100.0 | 72.0 |
| 66 | 93.8 | 92.9  | 100.0 | 67.3 |
| 67 | 48.6 | 55.6  | 61.3  | 40.0 |
| 68 | 50.0 | 37.5  | 0.0   | 30.0 |
| 69 | 97.5 | 93.6  | 100.0 | 89.6 |
| 70 | 91.3 | 100.0 | 100.0 | 56.9 |
| 71 | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 29.4 |
| 72 | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 29.4 |
| 73 | 91.9 | 75.0  | 100.0 | 70.6 |
| 74 | 94.1 | 66.7  | 66.7  | 53.8 |
| 75 | 98.2 | 91.3  | 92.3  | 73.1 |
| 76 | 91.9 | 75.0  | 100.0 | 67.6 |
| 77 | 92.8 | 85.2  | 62.5  | 66.2 |
| 78 | 92.0 | 94.4  | 100.0 | 64.2 |

表 B.1: 正答率

|     |       |       |       |      |
|-----|-------|-------|-------|------|
| 79  | 51.9  | 83.3  | 75.0  | 52.4 |
| 80  | 50.0  | 57.1  | 25.0  | 30.0 |
| 81  | 86.4  | 70.7  | 83.3  | 60.0 |
| 82  | 79.3  | 78.3  | 80.0  | 55.4 |
| 83  | 94.5  | 92.3  | 93.1  | 82.2 |
| 84  | 86.4  | 70.7  | 83.3  | 60.0 |
| 85  | 98.7  | 87.9  | 92.9  | 86.2 |
| 86  | 95.5  | 100.0 | 100.0 | 85.0 |
| 87  | 77.8  | 100.0 | 100.0 | 77.8 |
| 88  | 81.8  | 85.7  | 80.0  | 61.8 |
| 89  | 90.5  | 90.0  | 90.9  | 91.2 |
| 90  | 15.8  | 50.0  | 50.0  | 56.3 |
| 91  | 71.4  | 80.0  | 75.0  | 50.0 |
| 92  | 72.7  | 66.7  | 28.6  | 50.0 |
| 93  | 28.2  | 63.6  | 84.6  | 35.6 |
| 94  | 90.5  | 34.5  | 66.7  | 62.5 |
| 95  | 71.7  | 48.9  | 76.6  | 52.3 |
| 96  | 0.0   | 0.0   | 0.0   | 21.9 |
| 97  | 98.9  | 96.4  | 100.0 | 85.6 |
| 98  | 100.0 | 100.0 | 94.7  | 74.7 |
| 99  | 91.7  | 66.7  | 0.0   | 53.3 |
| 100 | 0.0   | 0.0   | 0.0   | 45.5 |

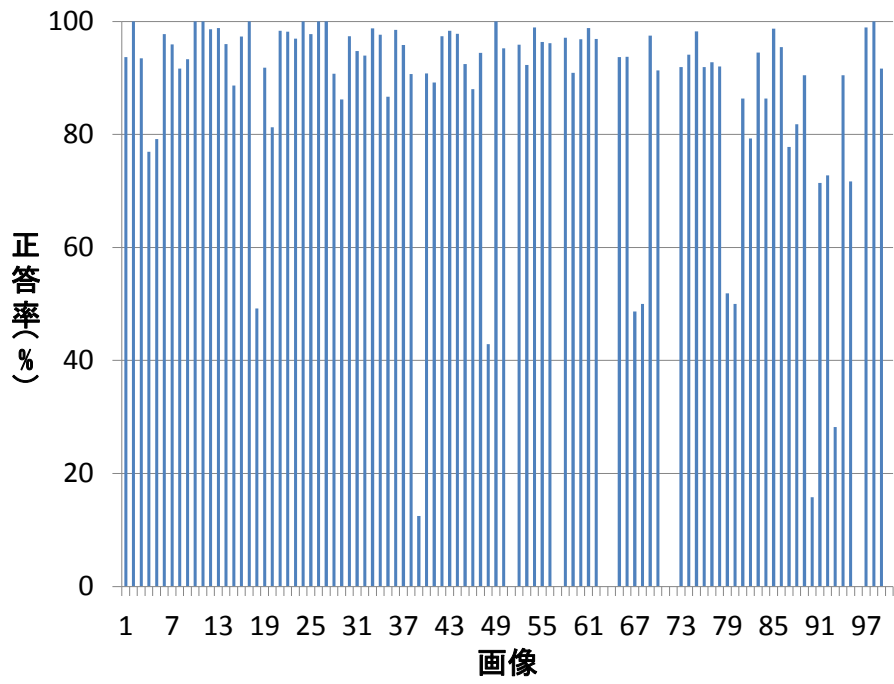


図 B.1 SIFT 正答率

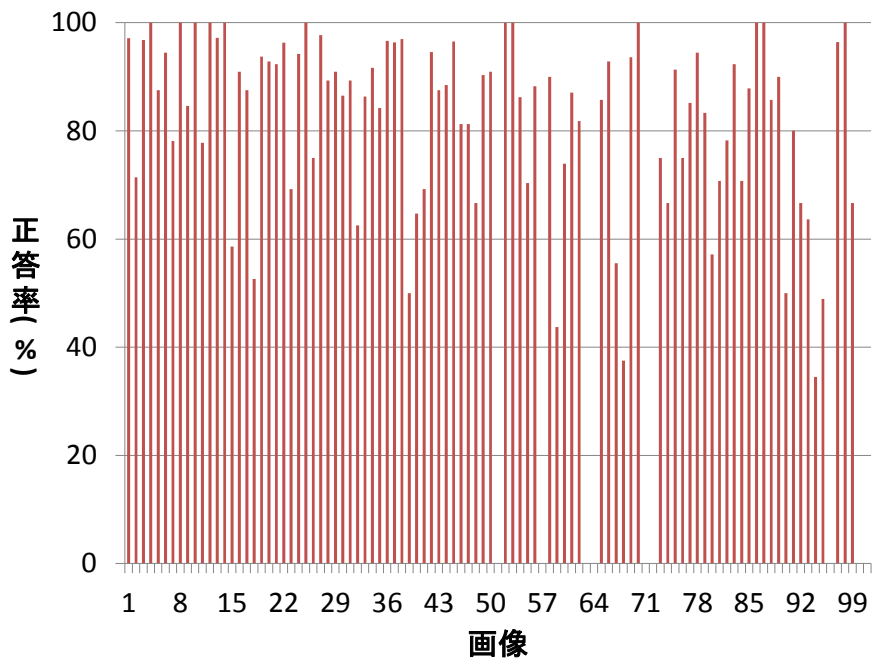


図 B.2 SURF 正答率

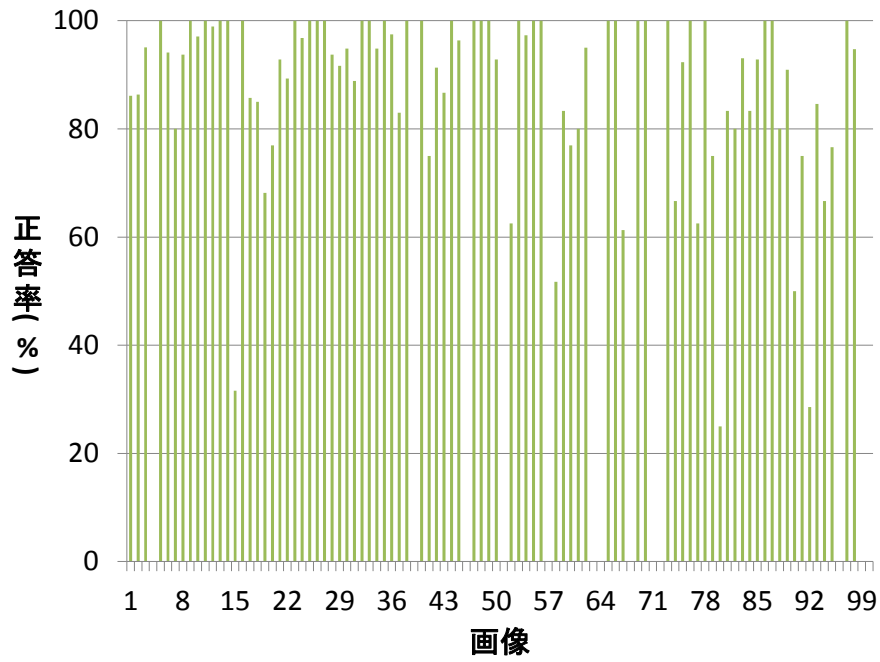


図 B.3 KAZE 正答率

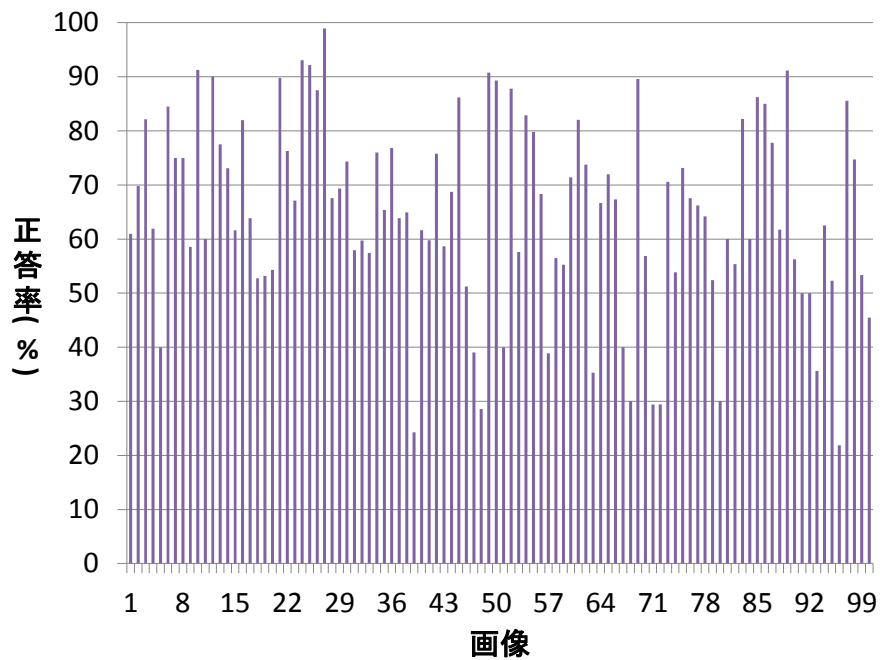


図 B.4 ASIFT 正答率

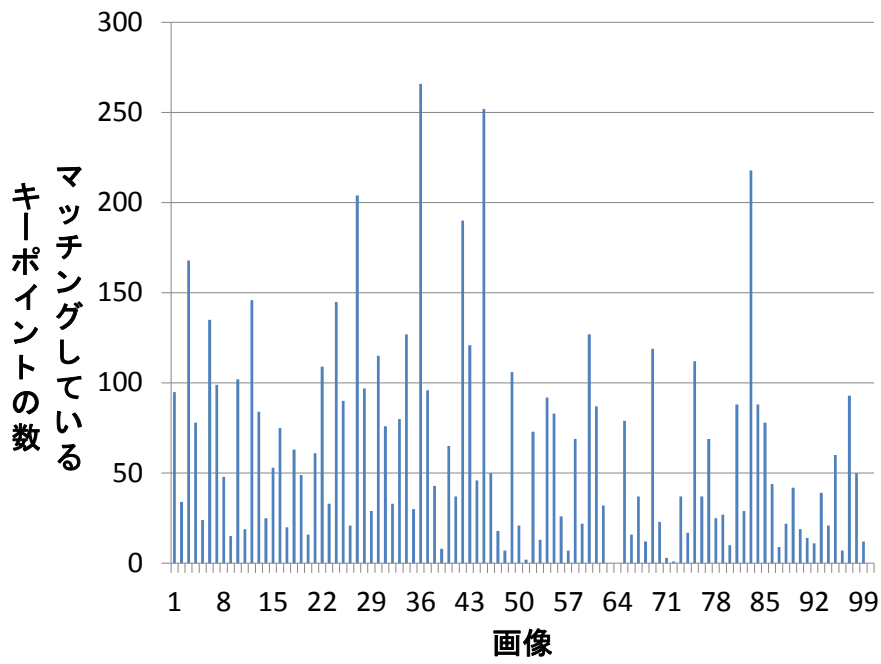


図 B.5 SIFT マatchingしているキーポイントの数

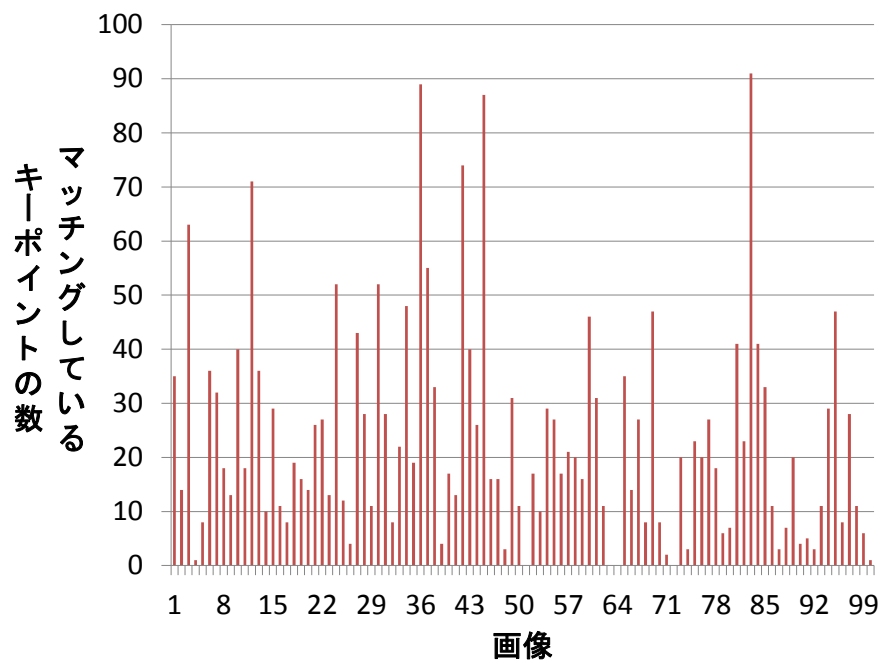


図 B.6 SURF マatchingしているキーポイントの数



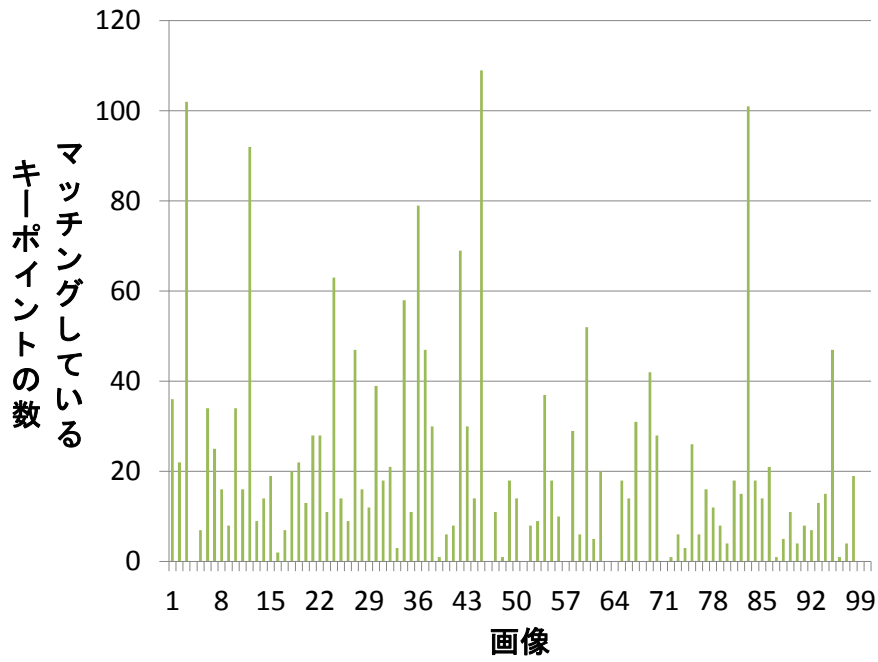


図 B.7 KAZE マatchingしているキーポイントの数

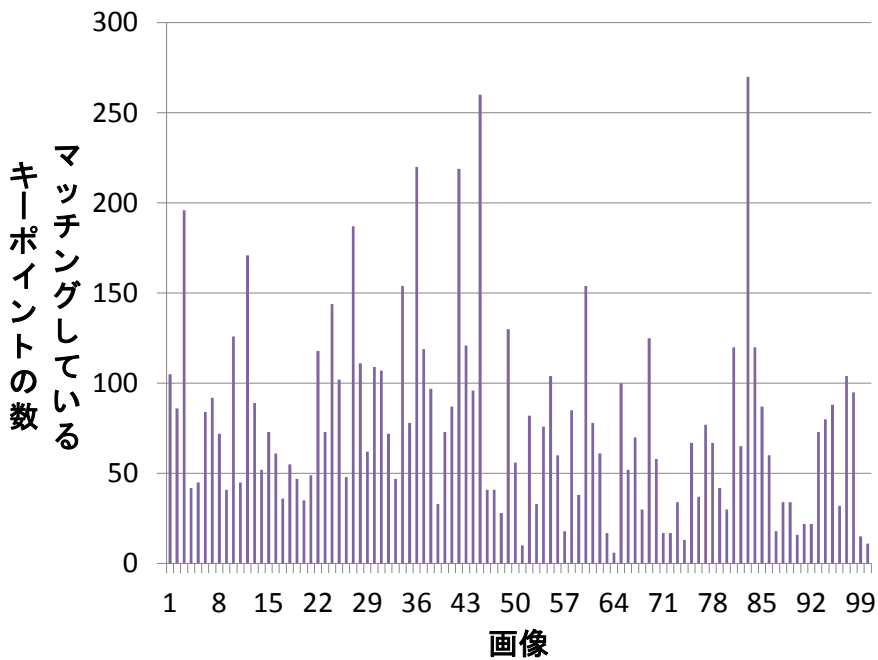


図 B.8 ASIFT マatchingしているキーポイントの数

表 B.2: マッチングしているキーポイントの数

|    | SIFT | SURF | KAZE | ASIFT |
|----|------|------|------|-------|
| 1  | 95   | 35   | 36   | 105   |
| 2  | 34   | 14   | 22   | 86    |
| 3  | 168  | 63   | 102  | 196   |
| 4  | 78   | 1    | 0    | 42    |
| 5  | 24   | 8    | 7    | 45    |
| 6  | 135  | 36   | 34   | 84    |
| 7  | 99   | 32   | 25   | 92    |
| 8  | 48   | 18   | 16   | 72    |
| 9  | 15   | 13   | 8    | 41    |
| 10 | 102  | 40   | 34   | 126   |
| 11 | 19   | 18   | 16   | 45    |
| 12 | 146  | 71   | 92   | 171   |
| 13 | 84   | 36   | 9    | 89    |
| 14 | 25   | 10   | 14   | 52    |
| 15 | 53   | 29   | 19   | 73    |
| 16 | 75   | 11   | 2    | 61    |
| 17 | 20   | 8    | 7    | 36    |
| 18 | 63   | 19   | 20   | 55    |
| 19 | 49   | 16   | 22   | 47    |
| 20 | 16   | 14   | 13   | 35    |
| 21 | 61   | 26   | 28   | 49    |
| 22 | 109  | 27   | 28   | 118   |

表 B.2: マッチングしているキーポイントの数

|    |     |    |     |     |
|----|-----|----|-----|-----|
| 23 | 33  | 13 | 11  | 73  |
| 24 | 145 | 52 | 63  | 144 |
| 25 | 90  | 12 | 14  | 102 |
| 26 | 21  | 4  | 9   | 48  |
| 27 | 204 | 43 | 47  | 187 |
| 28 | 97  | 28 | 16  | 111 |
| 29 | 29  | 11 | 12  | 62  |
| 30 | 115 | 52 | 39  | 109 |
| 31 | 76  | 28 | 18  | 107 |
| 32 | 33  | 8  | 21  | 72  |
| 33 | 80  | 22 | 3   | 47  |
| 34 | 127 | 48 | 58  | 154 |
| 35 | 30  | 19 | 11  | 78  |
| 36 | 266 | 89 | 79  | 220 |
| 37 | 96  | 55 | 47  | 119 |
| 38 | 43  | 33 | 30  | 97  |
| 39 | 8   | 4  | 1   | 33  |
| 40 | 65  | 17 | 6   | 73  |
| 41 | 37  | 13 | 8   | 87  |
| 42 | 190 | 74 | 69  | 219 |
| 43 | 121 | 40 | 30  | 121 |
| 44 | 46  | 26 | 14  | 96  |
| 45 | 252 | 87 | 109 | 260 |

表 B.2: マッチングしているキーポイントの数

|    |     |    |    |     |
|----|-----|----|----|-----|
| 46 | 50  | 16 | 0  | 41  |
| 47 | 18  | 16 | 11 | 41  |
| 48 | 7   | 3  | 1  | 28  |
| 49 | 106 | 31 | 18 | 130 |
| 50 | 21  | 11 | 14 | 56  |
| 51 | 2   | 0  | 0  | 10  |
| 52 | 73  | 17 | 8  | 82  |
| 53 | 13  | 10 | 9  | 33  |
| 54 | 92  | 29 | 37 | 76  |
| 55 | 83  | 27 | 18 | 104 |
| 56 | 26  | 17 | 10 | 60  |
| 57 | 7   | 21 | 0  | 18  |
| 58 | 69  | 20 | 29 | 85  |
| 59 | 22  | 16 | 6  | 38  |
| 60 | 127 | 46 | 52 | 154 |
| 61 | 87  | 31 | 5  | 78  |
| 62 | 32  | 11 | 20 | 61  |
| 63 | 0   | 0  | 0  | 17  |
| 64 | 0   | 0  | 0  | 6   |
| 65 | 79  | 35 | 18 | 100 |
| 66 | 16  | 14 | 14 | 52  |
| 67 | 37  | 27 | 31 | 70  |
| 68 | 12  | 8  | 0  | 30  |

表 B.2: マッチングしているキーポイントの数

|    |     |    |     |     |
|----|-----|----|-----|-----|
| 69 | 119 | 47 | 42  | 125 |
| 70 | 23  | 8  | 28  | 58  |
| 71 | 3   | 2  | 0   | 17  |
| 72 | 1   | 0  | 1   | 17  |
| 73 | 37  | 20 | 6   | 34  |
| 74 | 17  | 3  | 3   | 13  |
| 75 | 112 | 23 | 26  | 67  |
| 76 | 37  | 20 | 6   | 37  |
| 77 | 69  | 27 | 16  | 77  |
| 78 | 25  | 18 | 12  | 67  |
| 79 | 27  | 6  | 8   | 42  |
| 80 | 10  | 7  | 4   | 30  |
| 81 | 88  | 41 | 18  | 120 |
| 82 | 29  | 23 | 15  | 65  |
| 83 | 218 | 91 | 101 | 270 |
| 84 | 88  | 41 | 18  | 120 |
| 85 | 78  | 33 | 14  | 87  |
| 86 | 44  | 11 | 21  | 60  |
| 87 | 9   | 3  | 1   | 18  |
| 88 | 22  | 7  | 5   | 34  |
| 89 | 42  | 20 | 11  | 34  |
| 90 | 19  | 4  | 4   | 16  |
| 91 | 14  | 5  | 8   | 22  |

表 B.2: マッチングしているキーポイントの数

|     |    |    |    |     |
|-----|----|----|----|-----|
| 92  | 11 | 3  | 7  | 22  |
| 93  | 39 | 11 | 13 | 73  |
| 94  | 21 | 29 | 15 | 80  |
| 95  | 60 | 47 | 47 | 88  |
| 96  | 7  | 8  | 1  | 32  |
| 97  | 93 | 28 | 4  | 104 |
| 98  | 50 | 11 | 19 | 95  |
| 99  | 12 | 6  | 0  | 15  |
| 100 | 0  | 1  | 0  | 11  |

## 付録 C

# Google Street View 画像のパラメータ

表 C.1 に本研究で使⽤した Google Street View 画像のパラメータを示す。また元画像のそれぞれのパラメータの内、水平視野はデフォルトである 90、カメラの方位は 180 を用いる。

表 C.1: Google Street View 画像のパラメータ

| 緯度          | 経度           | 水平視野 | カメラの方位 | 座標           |
|-------------|--------------|------|--------|--------------|
| 51.521006   | -0.157013    | 40   | 120    | 経度 - 0.00050 |
| 33.6374842  | 133.6054079  | 40   | 120    | 経度 - 0.00050 |
| 21.3668201  | -157.9399519 | 40   | 120    | 経度 - 0.00050 |
| 41.1364364  | -100.7625817 | 40   | 120    | 経度 - 0.00050 |
| 20.6807504  | -156.4443386 | 40   | 120    | 経度 - 0.00050 |
| 13.4038007  | 144.7812961  | 40   | 120    | 経度 - 0.00050 |
| 56.3111569  | 101.7401791  | 40   | 120    | 経度 - 0.00050 |
| -24.8899547 | 28.2884243   | 40   | 120    | 経度 - 0.00050 |
| 20.6349992  | -156.4974098 | 40   | 120    | 経度 - 0.00050 |
| 65.6431007  | 28.4271903   | 40   | 120    | 経度 - 0.00050 |
| 5.5130887   | -73.2445297  | 40   | 130    | 経度 - 0.00050 |

表 C.1: Google Street View 画像のパラメータ

|             |              |    |     |              |
|-------------|--------------|----|-----|--------------|
| 55.1756847  | 10.4897653   | 40 | 120 | 経度 - 0.00050 |
| 42.5429708  | -6.5938715   | 40 | 120 | 経度 - 0.00050 |
| 4.5731282   | -74.1327012  | 40 | 120 | 経度 - 0.00050 |
| 4.0265512   | -76.2154856  | 40 | 120 | 経度 - 0.00050 |
| 35.2741458  | 136.0112964  | 40 | 120 | 経度 - 0.00050 |
| -19.9213818 | 138.117996   | 40 | 140 | 経度 - 0.00050 |
| 62.7833859  | -115.9482054 | 40 | 120 | 経度 - 0.00050 |
| 43.1980403  | 141.0030962  | 40 | 130 | 経度 - 0.00050 |
| 55.7532172  | 37.6215305   | 40 | 120 | 経度 - 0.00050 |
| 52.6643899  | -117.8837719 | 40 | 130 | 経度 - 0.00050 |
| 40.6897228  | -74.0433833  | 40 | 120 | 経度 - 0.00050 |
| 43.1980403  | 141.0030962  | 40 | 120 | 経度 - 0.00050 |
| 53.5346679  | -113.5066572 | 40 | 150 | 経度 - 0.00050 |
| 34.6675502  | 133.936178   | 40 | 120 | 経度 - 0.00050 |
| 55.8003363  | 49.1046127   | 40 | 120 | 経度 - 0.00050 |
| 36.016139   | -114.733817  | 40 | 120 | 経度 - 0.00050 |
| 33.496513   | 133.574014   | 40 | 120 | 経度 - 0.00050 |
| 33.9496242  | -83.3737653  | 40 | 120 | 経度 - 0.00050 |
| 42.2007196  | 23.3077012   | 40 | 120 | 経度 - 0.00050 |