

5. 画像の特徴量

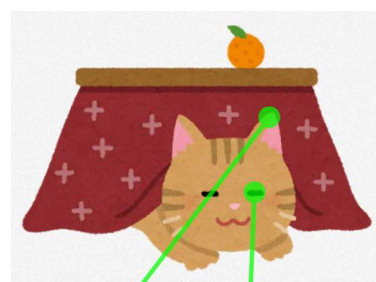
全体の概要

- 5.1 コーナー検出器（ヘシアン、ハリスなど）
- 5.2 局所特徴の記述子（Harris、MSER、SURF、HOG）
- 5.3 鯉の追跡、パノラマ画像の生成

画像の局所的な特徴とは？

① 特徴的な点は何処？

- ・ ブロブの中にある
- ・ エッジではない
- ・ コーナーである



ブロブ
 ・ ネコの耳
 ・ ネコの目
 ・ ミカン



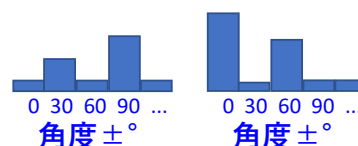
検出された
コーナーの位置



コーナー付近の
線分の特徴

② 点の付近の特徴は？

- ・ 線分の強さと方向
- ・ 楕円の大きさと傾き
- ・ 小さなベクトルで表す



特徴ベクトル
 (線分の角度
と強度の分布)

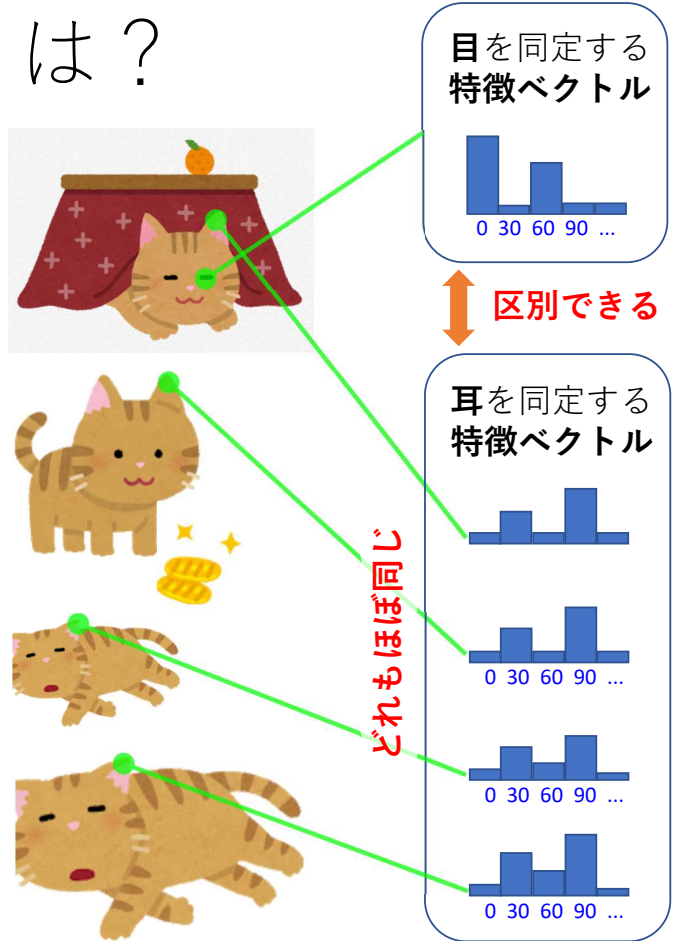
良い局所特徴とは？

③ 特徴は区別できる

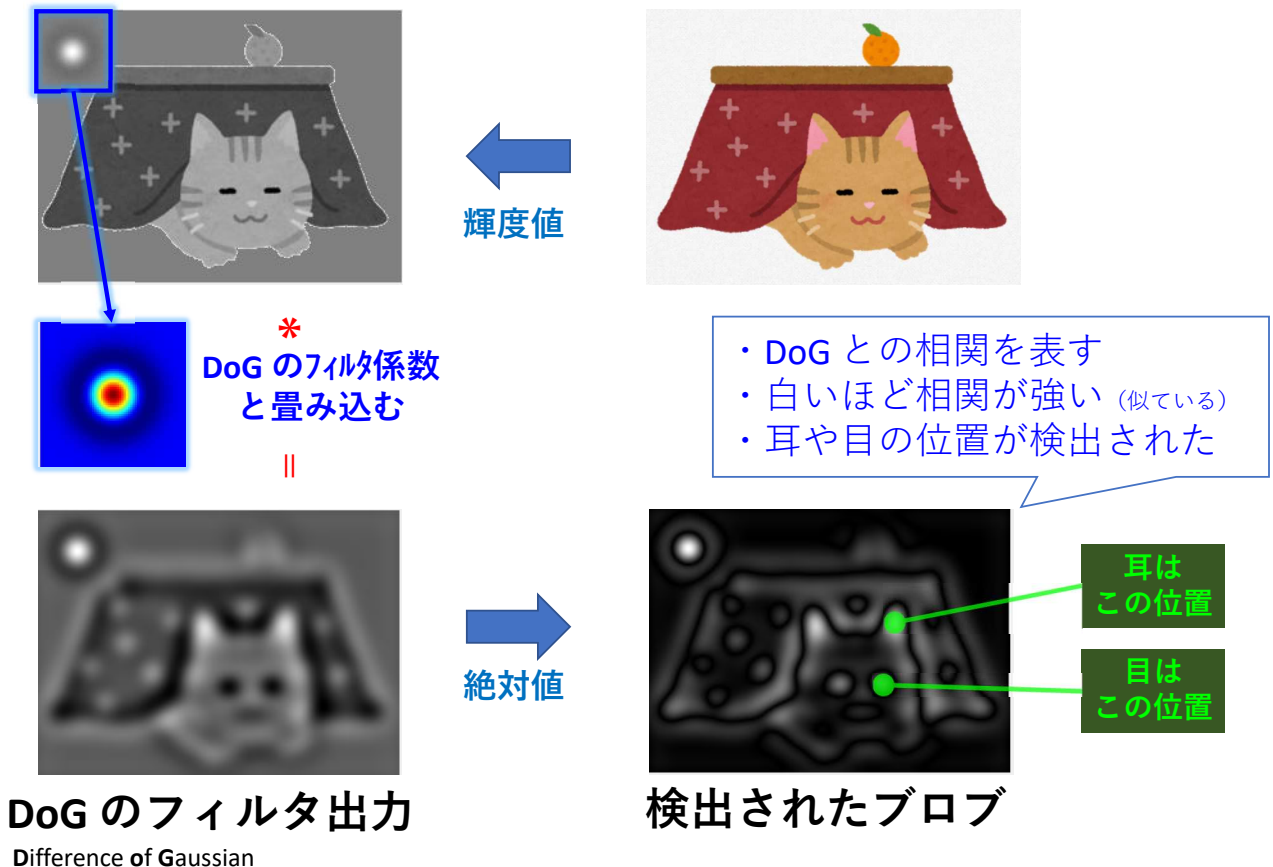
- ・回転や拡大しても特徴は同じ
- ・他の特徴と区別できる

④ 様々な応用！

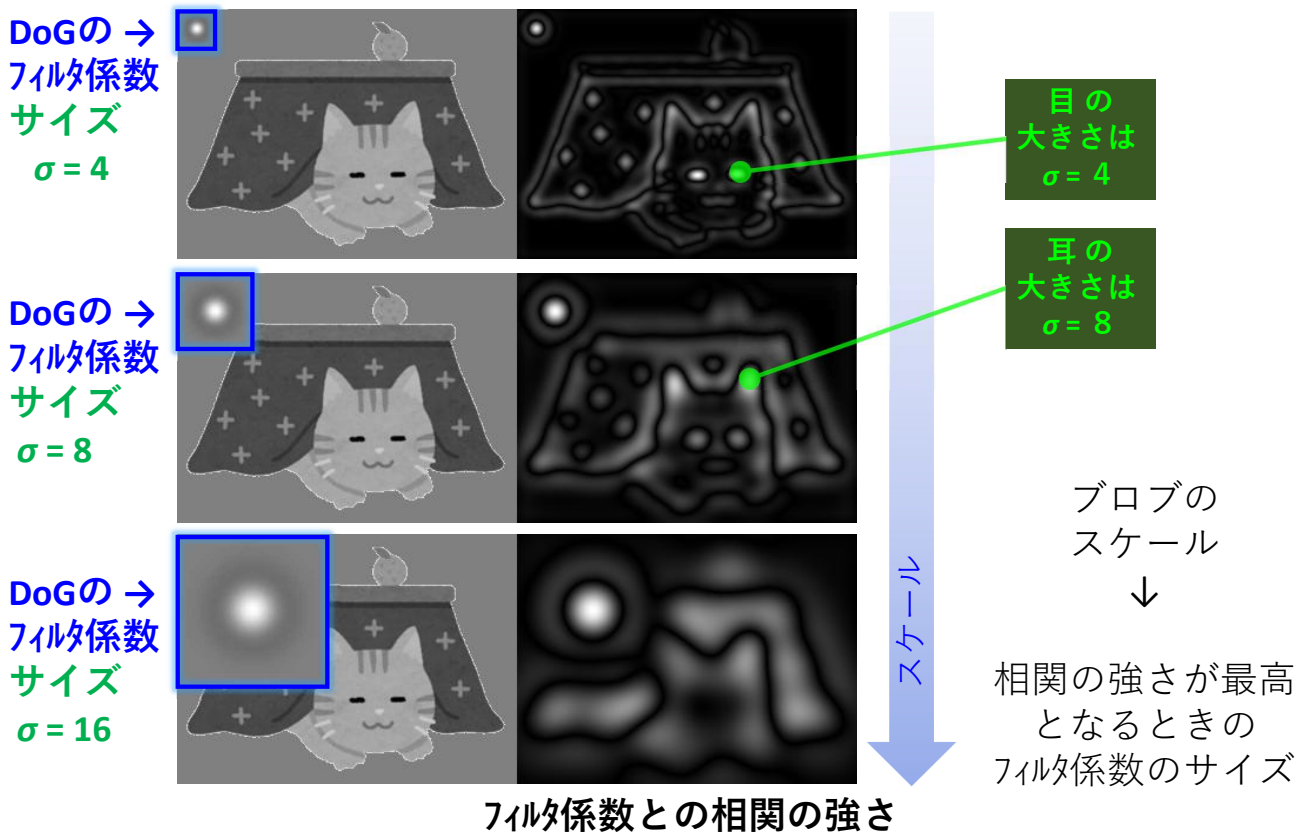
- ・特定の動物体を追跡する
- ・瞳や眉の動きで表情を分析
- ・複数画像からパノラマを生成
- ・VRやAR、レンダリング



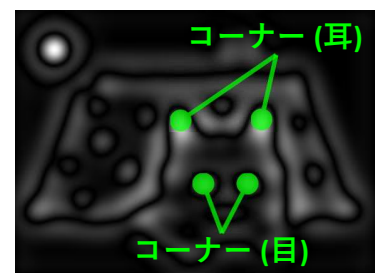
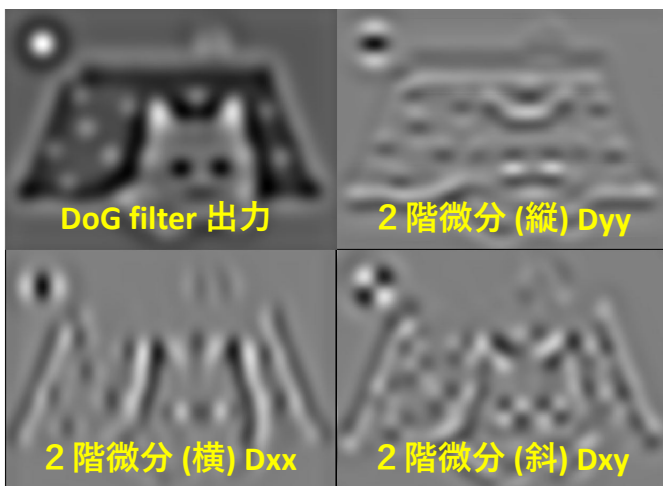
① 特徴点はどこ？（まず、ブロブを検出）



ブロブの大きさ（スケール）を判定する



① 特徴点はどこ？（次に、コーナーを検出）



ブロブの中に
検出されたコーナー

DoG filter の後に 2階微分

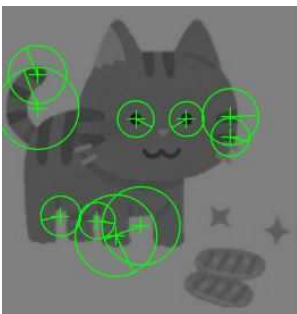
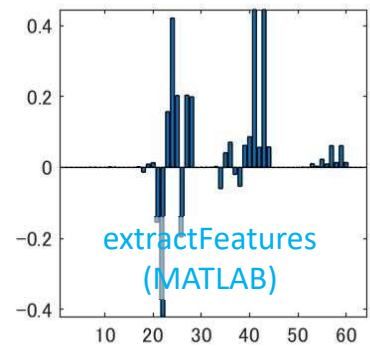
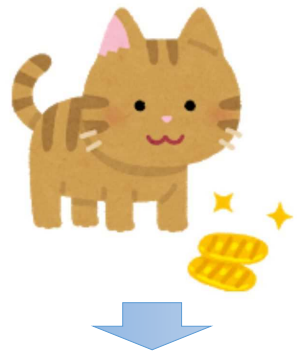
$$D_{yy} = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad D_{xx} = [1 \quad -2 \quad 1]$$

$$D_{xy} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{フィルタ係数}$$



	D_{xx}	D_{yy}	D_{xy}
コーナー	中	中	中
縦のエッジ	大	0	0
横のエッジ	0	大	0
平坦な部分	0	0	0

② 特徴点の近傍の特徴は？ (SURF の具体例)



検出されたコーナー
(81個中の10個を表示)

コーナーの例

- ・位置 (177, 23)
- ・大きさ 4.3
- ・角度 33.97°

特徴ベクトル

- ・64次元
- ・SURF 特徴

- ・線分の強さと方向を表す
- ・コンパクトなベクトル

Bay, H., A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Van Gool. "SURF:Speeded Up Robust Features." Computer Vision and Image Understanding (CVIU).Vol. 110, No. 3, pp. 346–359, 2008.

特徴ベクトルは 勾配 の強さと方向を表す



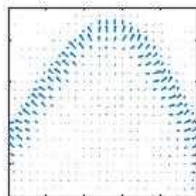
特徴点の近傍



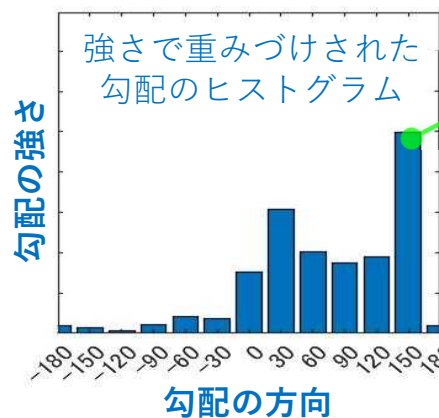
横方向の勾配



縦方向の勾配



勾配の強さと方向



支配的な方向
orientation

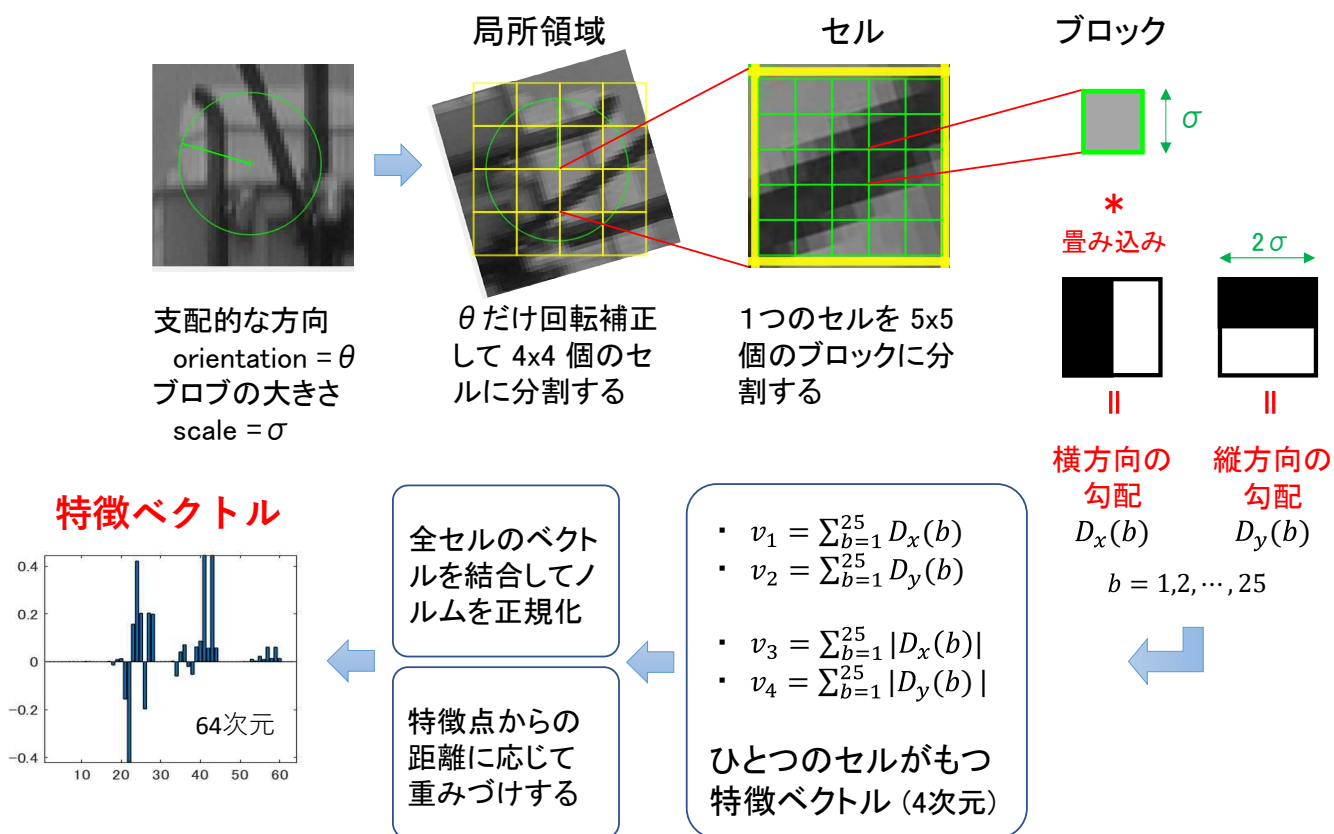
特徴
ベクトル

輝度の勾配の強
さと方向の分布
を表すコンパクト
なベクトル



輝度の勾配
(エッジと直交)

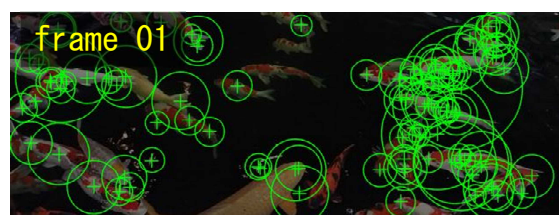
SURFの特徴ベクトル (計算の指針)



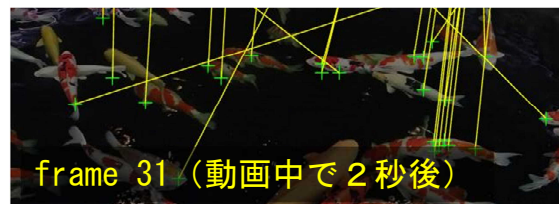
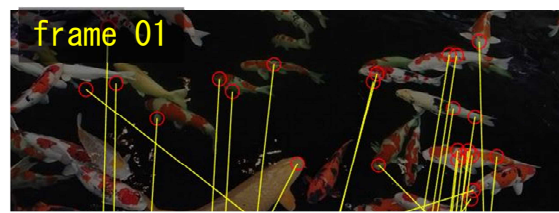
③～④ 特徴を区別して追跡 (SURF の応用例)

③ 特徴点は区別できる

- 鯉が転回しても、水面に浮上しても、特徴ベクトルは殆ど変わらない
- 他の鯉の特徴ベクトルとは異なる (鯉を区別できる)



プロブ上に検出されたコーナー



同じ特徴ベクトルを対応させる

④ 様々な応用が可能

- 特定の鯉を追跡できる
- 鯉の生態を分析できる

5. 画像の特徴量

5.1 コーナー検出器（ヘシアン、ハリスなど）

5.2 局所特徴の記述子（Harris、MSER、SURF、HOG）

5.3 鯉の追跡、パノラマ画像の生成

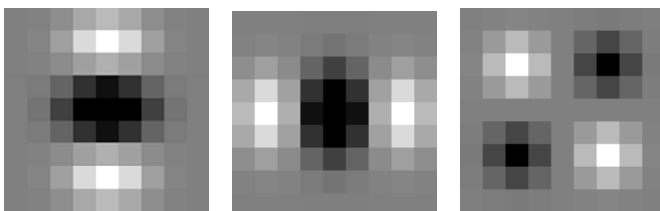
コーナーを
検出したい

① 2階微分を計算する

Laplacian of Gaussian

※ DoG でも OK

LoG Filter のフィルタ係数



D_{yy}

D_{xx}

D_{xy}

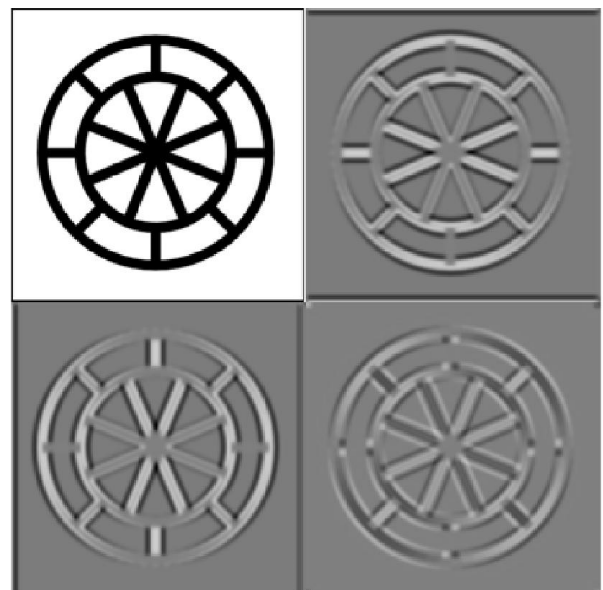
9画素



それぞれを画像と畳み込み
2階微分を計算する

I

$I_{yy} = D_{yy} * I$



$I_{xx} = D_{xx} * I$

$I_{xy} = D_{xy} * I$

170画素

コーナーを検出したい

② ヘッセ行列を計算する

2階微分

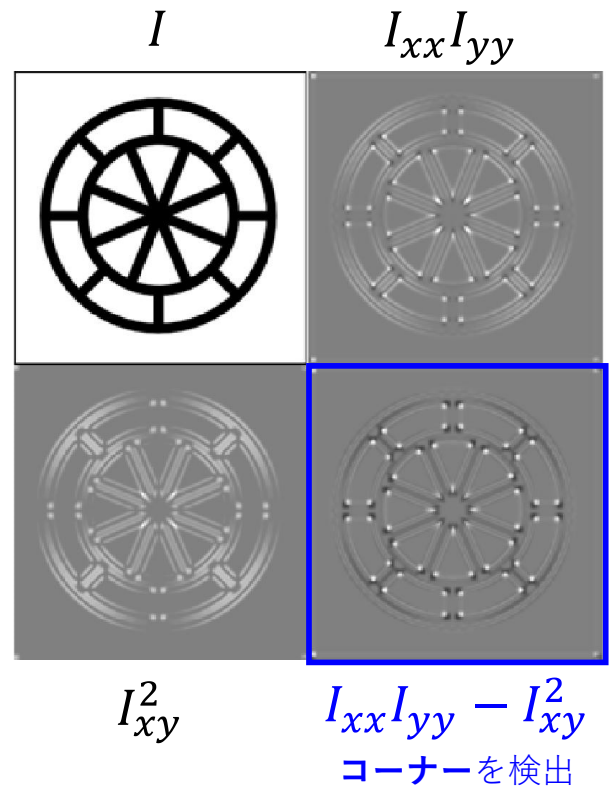


ヘッセ行列

$$H = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{bmatrix}$$



$det(H) = I_{xx}I_{yy} - I_{xy}^2$
行列式 (ヘシアン)
を使いコーナーを検出する



コーナーを検出したい

③ コーナーを判別する

ヘッセ行列 H



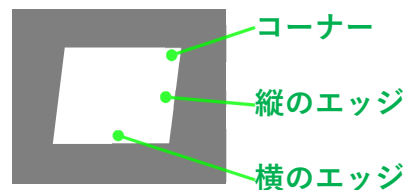
$$\frac{det(H)}{tr(H)^2} > \alpha$$

ならばコーナーと判定する
(α の値は適宜調整)



更には...

- ・サブピクセル精度で位置推定
- ・コントラストの高い点を選ぶ



	I_{xx}	I_{yy}	I_{xy}
コーナー	中	中	中
縦のエッジ	大	0	0
横のエッジ	0	大	0
平坦な部分	0	0	0

- ・平坦部では2階微分は0
- ・エッジでは I_{xx} と I_{yy} は
相加平均 \gg 相乗平均

5. 画像の特徴量

補足

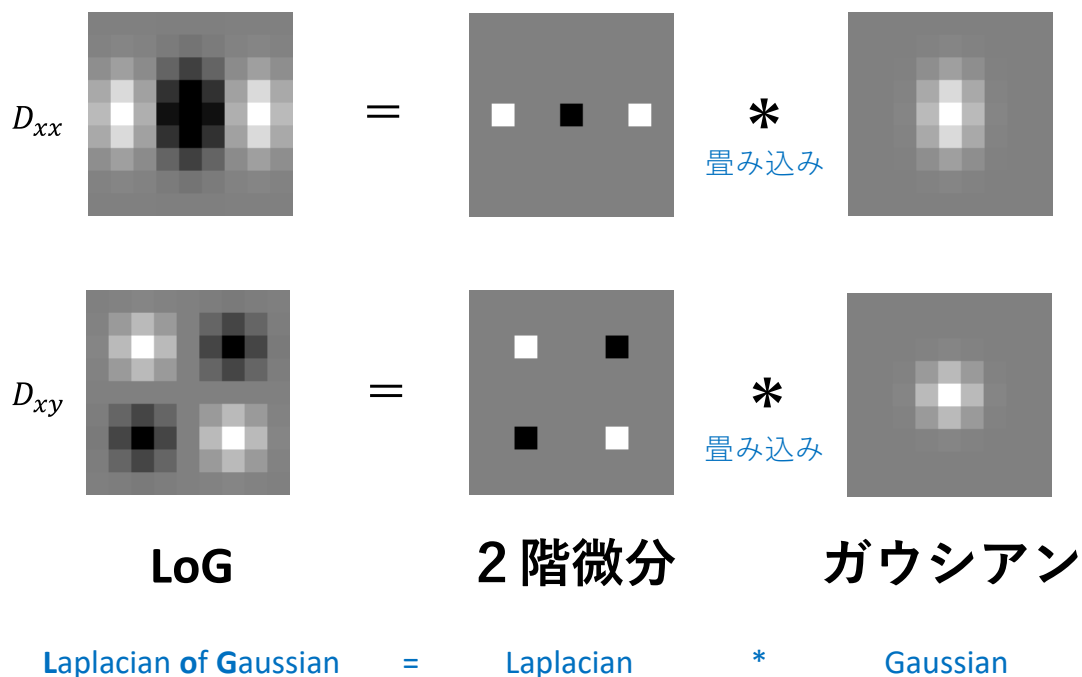
5.1 コーナー検出器（ヘシアン、ハリスなど）

5.2 局所特徴の記述子（Harris、MSER、SURF、HOG）

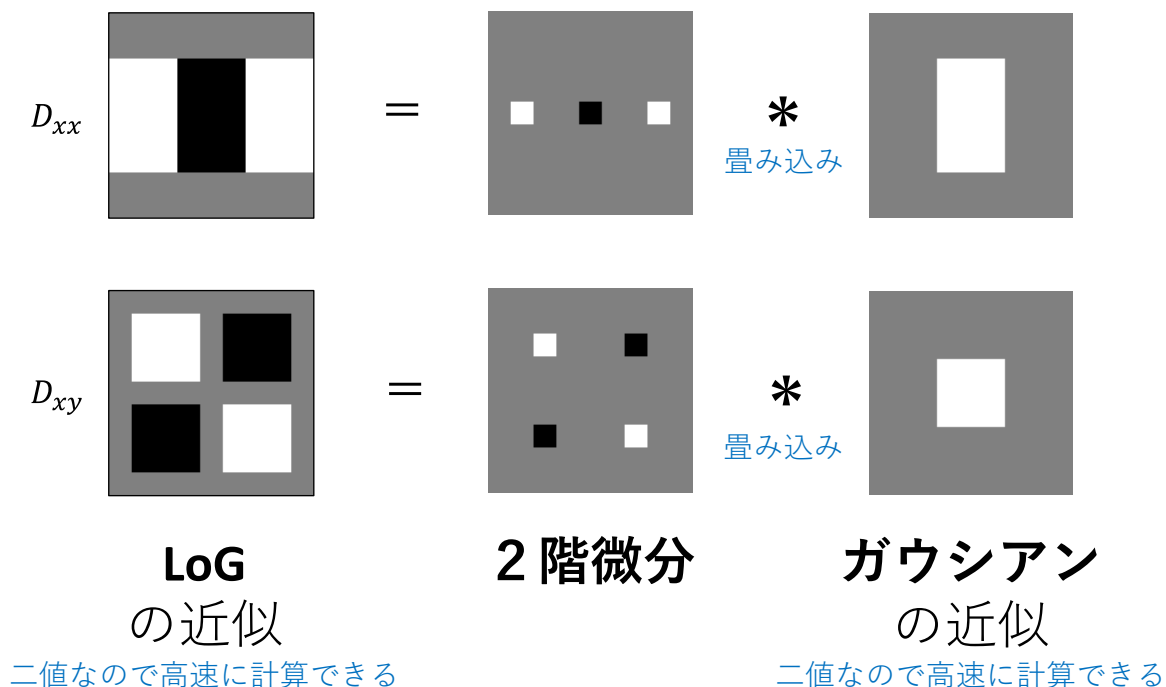
5.3 鯉の追跡、パノラマ画像の生成

LoG filter のフィルタ係数とは？

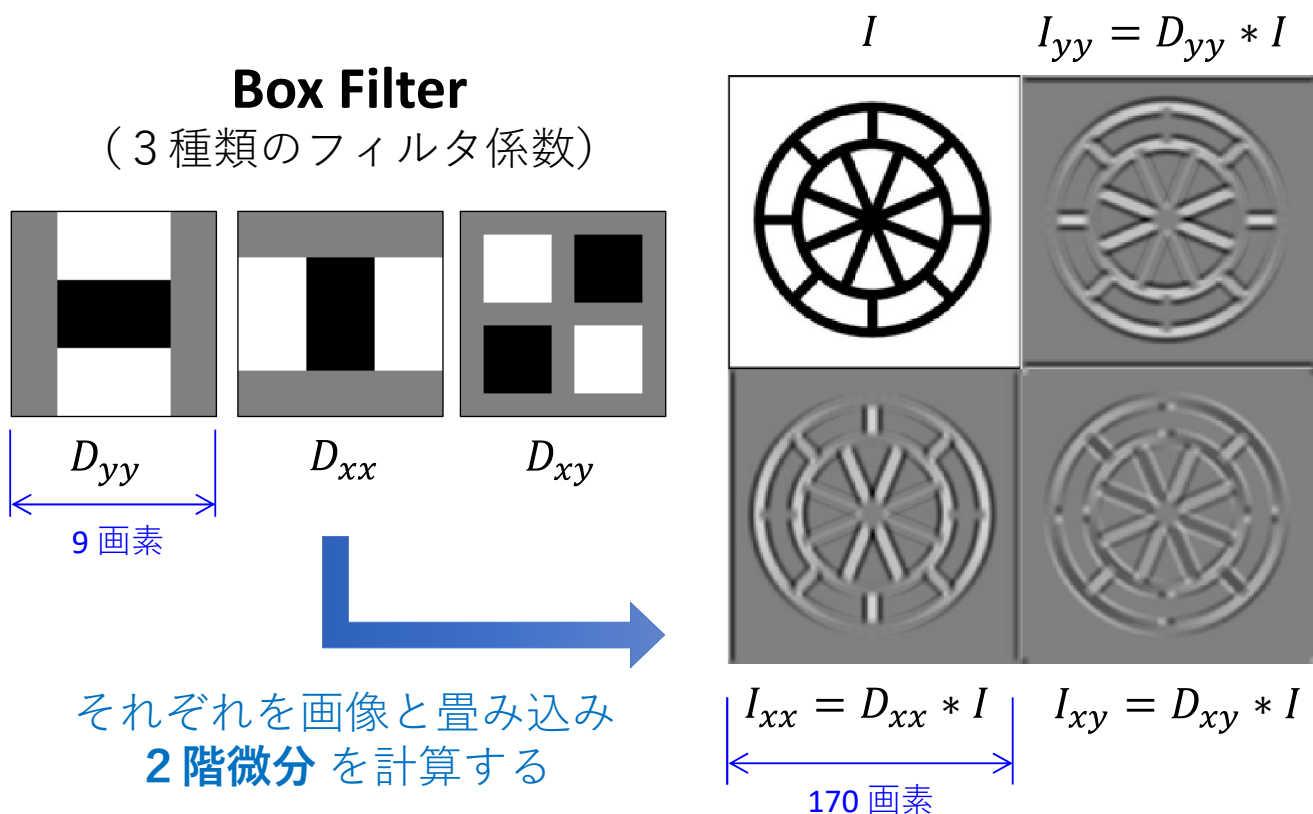
Laplacian of Gaussian



LoG を Box Filter で近似して高速に計算



2階微分 (Box Filterによる)



ヘッセ行列 (Box Filterによる)

2階微分

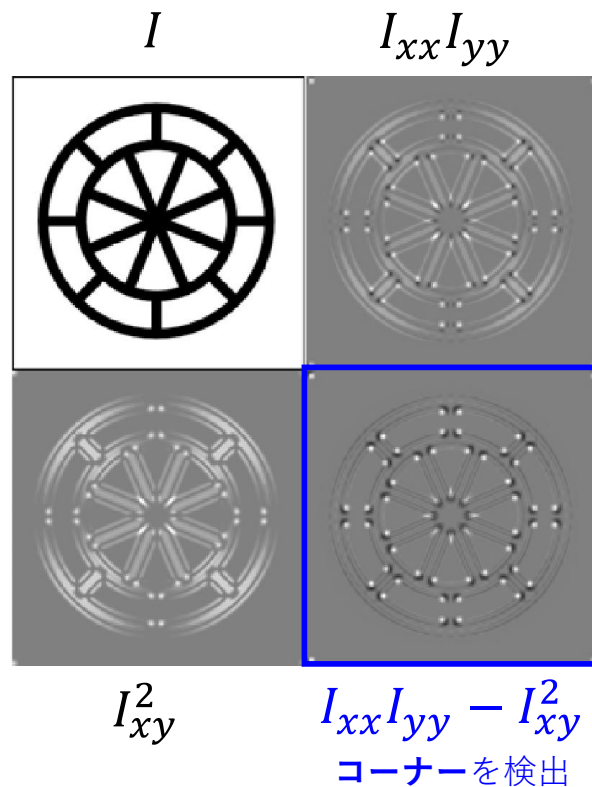


ヘッセ行列

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{bmatrix}$$



$\det(\mathbf{H}) = I_{xx}I_{yy} - I_{xy}^2$
 行列式 (ヘシアン)
 を使いコーナーを検出する



1階微分

行列の要素
の総和は0

$$I_x = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{X}$$

$$I_y = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{X}$$

$$I_x = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{X}$$

$$I_y = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{X}$$

$$I_x = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{X}$$

$$I_y = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{X}$$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{i-1,j-1} & x_{i-1,j} & x_{i-1,j+1} \\ x_{i,j-1} & x_{i,j} & x_{i,j+1} \\ x_{i+1,j-1} & x_{i+1,j} & x_{i+1,j+1} \end{bmatrix}$$

2階微分、ラプラシアン

2階微分

$$I_{xx} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{X} \quad I_{yy} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{X}$$

$$I_{xy} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{X}$$

ラプラシアン

$$\nabla^2 = \frac{\partial}{\partial x^2} + \frac{\partial}{\partial y^2} = I_{xx} + I_{yy} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{X}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{X}$$

ヘッセ行列

値が大きいとコーナー
↓

ヘッセ行列

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{bmatrix}$$



ガウス曲率

$$K = \frac{\det(\mathbf{H})}{1 + I_x^2 + I_y^2}$$

ハリスのコーナー検出

$$\mathbf{M} = \sum_{x,y \in R} w_{x,y} \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}$$

$$= \mathbf{U} \begin{bmatrix} \lambda_x & 0 \\ 0 & \lambda_y \end{bmatrix} \mathbf{U}^{-1}$$



コーナネス (cornerness)

$$C = \det(\mathbf{M}) - k(\text{tr}(\mathbf{M}))^2$$

$k = 0.04 \sim 0.06$

DoG 出力のヘッセ行列

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}$$



コーナネス (cornerness)

$$C = \frac{\det(\mathbf{M})}{\text{tr}(\mathbf{M})^2}$$

連続系での定義

1 階微分 (勾配ベクトル)

$$\begin{aligned}\nabla f(x, y) &= \left(\frac{\partial}{\partial x} f(x, y), \frac{\partial}{\partial y} f(x, y) \right) \\ &= \left(\lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f(x+\Delta x, y) - f(x, y)}{\Delta x}, \lim_{\Delta y \rightarrow 0} \frac{f(x, y+\Delta y) - f(x, y)}{\Delta y} \right)\end{aligned}$$

2 階微分

$$\frac{\partial^2}{\partial x^2} f(x, y), \quad \frac{\partial^2}{\partial y^2} f(x, y), \quad \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} f(x, y)$$

ラプラシアン

$$\begin{aligned}\nabla^2 f(x, y) &= \Delta f(x, y) \\ &= \frac{\partial^2}{\partial x^2} f(x, y) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} f(x, y)\end{aligned}$$

連続系での定義

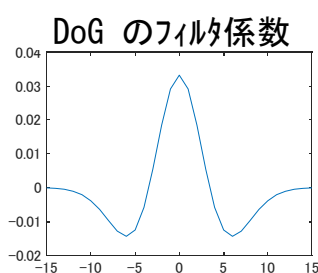
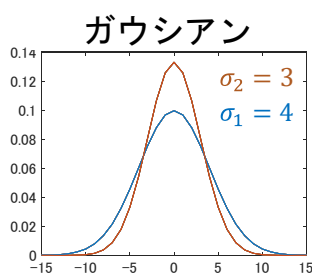
ヘッセ行列

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2}{\partial x^2} f(x, y) & \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} f(x, y) \\ \frac{\partial^2}{\partial y \partial x} f(x, y) & \frac{\partial^2}{\partial y^2} f(x, y) \end{bmatrix}$$

ヘシアン

$$\det(\mathbf{H}) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x \partial y} \right)^2$$

DoG と LoG は 殆ど同じ



Gaussian

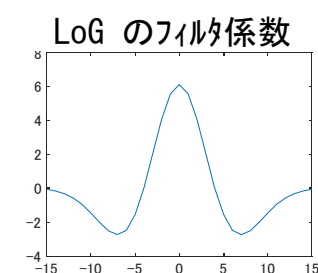
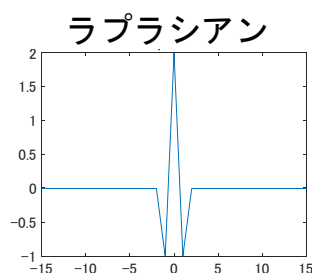
$$N(x | \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp \frac{-(x - \mu)^2}{2\sigma^2}$$

DoG (Difference of Gaussian)

$$DoG(x) = N_2(x | \mu_2, \sigma_2) - N_1(x | \mu_1, \sigma_1)$$

LoG (Laplacian of Gaussian)

$$LoG(x) = \nabla^2 N_1(x | \mu_1, \sigma_1)$$



- LoG \doteq DoG
- LoGもDoGも フィルタ係数の平均値は0
- LoGもDoGも フィルタのDC利得は0 (=平坦部の出力が0)
- フィルタの出力は、フィルタ係数とオブジェクトやプロブとの相関を表す

5. 画像の特徴量

5.1 コーナー検出器 (ヘシアン、ハリスなど)

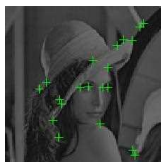
5.2 局所特徴の記述子 (Harris、MSER、SURF、HOG)

5.3 鯉の追跡、パノラマ画像の生成

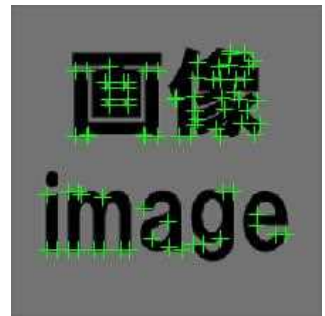
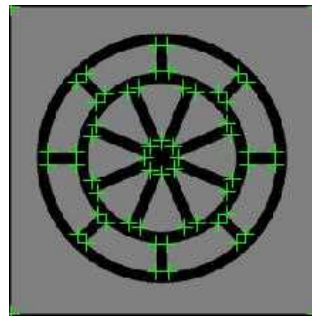
detect Harris Features (ハリスのコーナー検出)



特徴の強度が上位30個
(全325個)

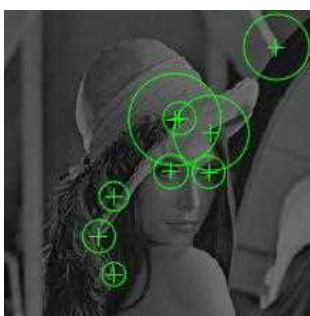


- ・ コーナーの位置 (+印) と特徴の強度を検出
- ・ ブロブのスケールは1種類 (あらかじめ指定)
- ・ スケールが変わらないブロブに適用

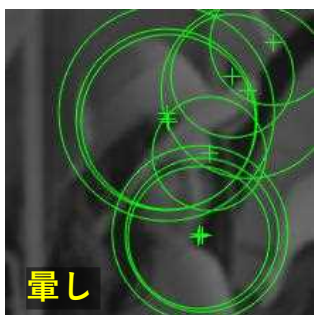
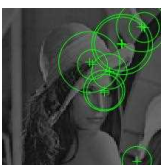


Harris, C., and M. Stephens, "A Combined Corner and Edge Detector," Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference, August 1988, pp. 147-151.

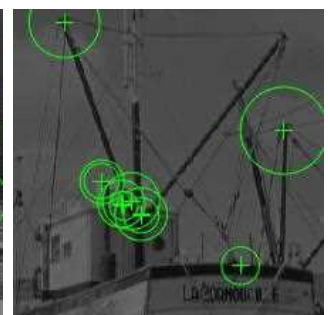
detect BRISK Features Binary Robust Invariant Scalable Keypoints



特徴の強度が上位30個
(全305個)



- ・ コーナーの位置 (+印) と特徴の強度を検出
- ・ ブロブのスケール (円の半径) を検出
- ・ 様々なスケールのブロブに対応できる

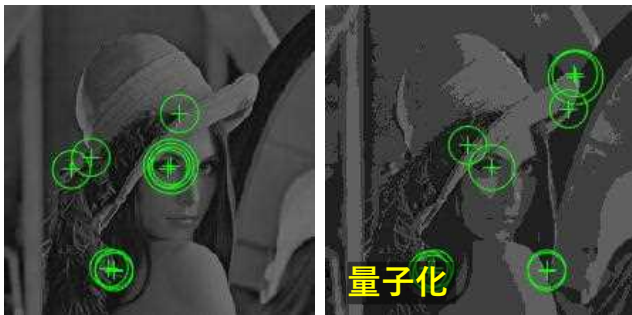


Leutenegger, S., M. Chli and R. Siegwart. "BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints", Proceedings of the IEEE International Conference, ICCV, 2011.

detect ORB Features

Oriented FAST and Rotated BRIEF

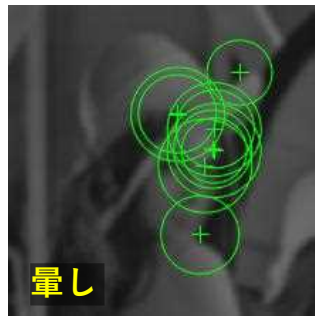
(Alternative to SIFT or SURF)



特徴の強度が上位30個
(全1668個)



縮小



暈し

- ・ コーナーの位置 (+印) と特徴の強度を検出
- ・ ブロブのスケール (円の半径) を検出
- ・ 特徴点の支配的な方向を検出

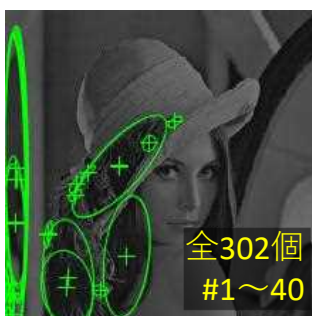
- ・ 様々なスケールと回転に対応できる



Rublee, E., V. Rabaud, K. Konolige, and G. Bradski. "ORB: An Efficient Alternative to **SIFT** or **SURF**." In *Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision*, 2564–2571. Barcelona, Spain: IEEE, 2011.

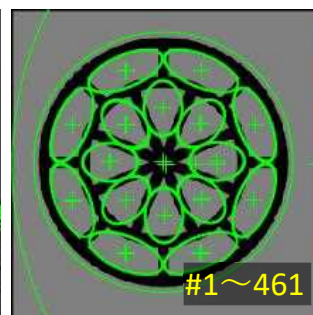
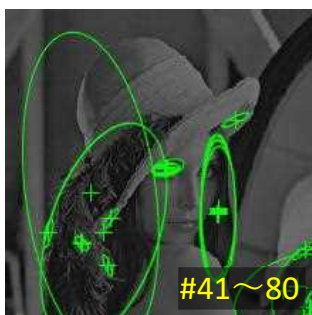
detect MSER Features

Maximally Stable Extremal Regions

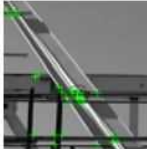

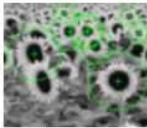


- ・ アフィン変換にロバストなブロブ領域を検出
- ・ アフィン変換、スケール変化、回転に対応可能
- ・ 領域を楕円 (位置、短軸、長軸、傾き) で表せる

輝度画像を様々な閾値で二値化。画素同士が連結している領域 (セグメント) を抽出。閾値を変えても領域の面積が変化しにくい領域を出力する。



Nister, D., and H. Stewenius, "Linear Time Maximally Stable Extremal Regions", Lecture Notes in Computer Science. 10th European Conference on Computer Vision, Marseille, France: 2008, no. 5303, pp. 183–196.

点オブジェクト	生成元	特徴のタイプ
cornerPoints	<p>detectFASTFeatures Features from accelerated segment test (FAST) アルゴリズム 近似メトリクスを使用してコーナーを判定。[1]</p> <p>detectMinEigenFeatures 最小固有値アルゴリズム 最小固有値メトリクスを使用してコーナーの位置を判定。[4]</p> <p>detectHarrisFeatures Harris-Stephens アルゴリズム 最小固有値アルゴリズムよりも効率的。[3]</p>	 <p>コーナー シングルスケール検出 点の追跡、スケール変更がない、あるいはスケール変更の少ないイメージ レジストレーション、路上や屋内シーンなど人工物のシーンのコーナー検出。</p>
BRISKPoints	<p>detectBRISKFeatures Binary Robust Invariant Scalable Keypoints (BRISK) アルゴリズム [6]</p>	 <p>コーナー マルチスケール検出 点の追跡、イメージ レジストレーション、スケールと回転による変化の処理、路上や屋内シーンなど人工物のシーンのコーナー検出。</p>
SURFPoints	<p>detectSURFFeatures Speeded-Up Robust Features (SURF) アルゴリズム [11]</p>	 <p>フロブ マルチスケール検出 オブジェクト検出およびスケールと回転による変化を伴うイメージ レジストレーション。</p>

ORBPoints	<p>detectORBFeatures Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB) 法 [13]</p>	 <p>コーナー マルチスケール検出 点の追跡、イメージ レジストレーション、回転による変化の処理、路上や屋内シーンなど人工物のシーンのコーナー検出。</p>
KAZEPoints	<p>detectKAZEFeatures KAZE は頭語ではなく、風を意味する日本語 kaze から派生した名前です。大規模な非線形プロセスで規定される空気の流れを基準とします。[12]</p>	 <p>マルチスケール フロブ特徴 オブジェクト境界のブレ除去の削減</p>
MSERRegions	<p>detectMSERFeatures Maximally stable extremal regions (MSER) アルゴリズム [7] [8] [9] [10]</p>	 <p>強度が一樣な領域 マルチスケール検出 レジストレーション、ベースラインの広いステレオ キャリブレーション、テキスト検出、オブジェクト検出。スケールと回転の変化を処理。他の検出器よりもアフィン変換にロバスト。</p>

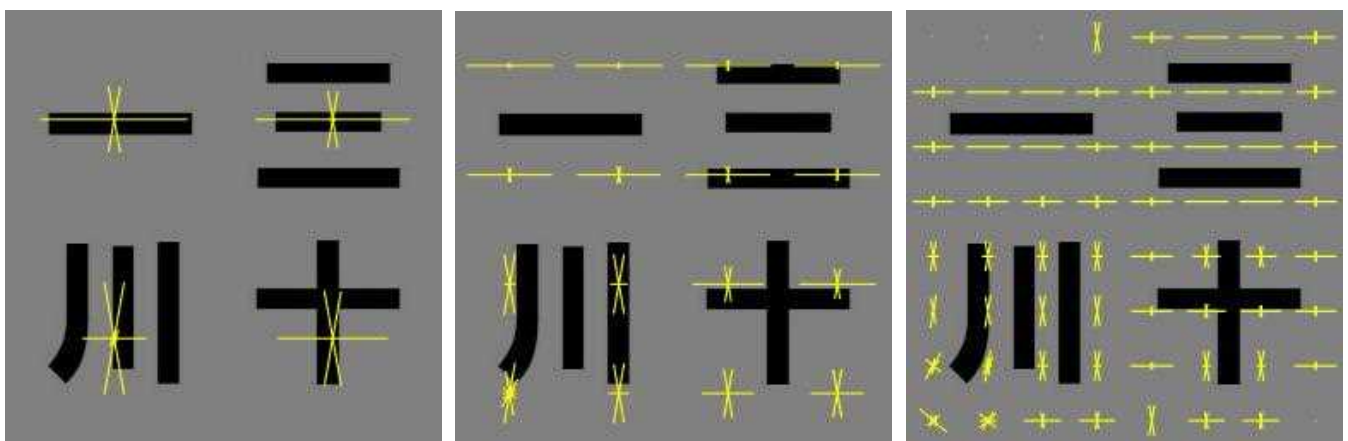
5. 画像の特徴量

5.1 コーナー検出器（ヘシアン、ハリスなど）

5.2 局所特徴の記述子（Harris、MSER、SURF、**HOG**）

5.3 鯉の追跡、パノラマ画像の生成

勾配方向ヒストグラム（HOG）特徴の抽出例 Histograms of Oriented Gradients



Cell = 128x128 pxl
Block = 2x 2 cell

Cell = 64x64 pxl
Block = 4x 4 cell

Cell = 32x32 pxl
Block = 8x 8 cell

`[Hog, Vis] = extractHOGFeatures(x,'CellSize',[Cs Cs],'BlockSize',[Bs,Bs],'NumBins',9);`

勾配方向ヒストグラム (HOG) 特徴の抽出例

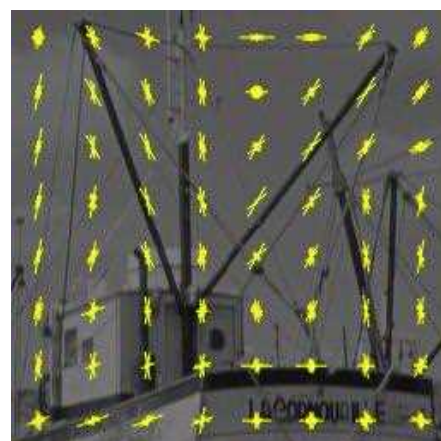
Histograms of Oriented Gradients



Cell = 128x128 pxl
Block = 2x 2 cell



Cell = 64x64 pxl
Block = 4x 4 cell



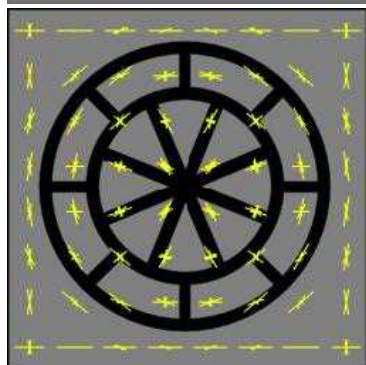
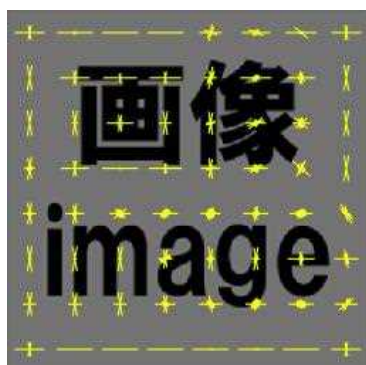
Cell = 32x32 pxl
Block = 8x 8 cell

[Hog, Vis] = extractHOGFeatures(x,'CellSize',[Cs Cs],'BlockSize',[Bs,Bs],'NumBins',9);

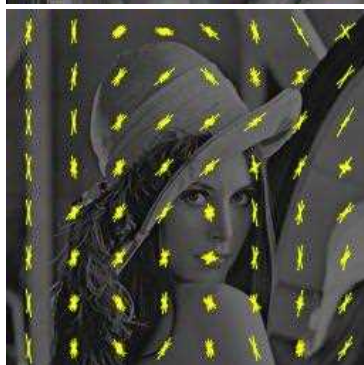
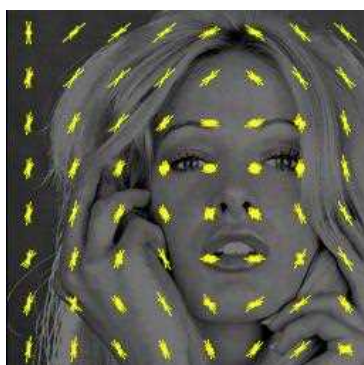
N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection", Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 1, pp. 886-893, 2005.

HOG 特徴 (様々な画像の例)

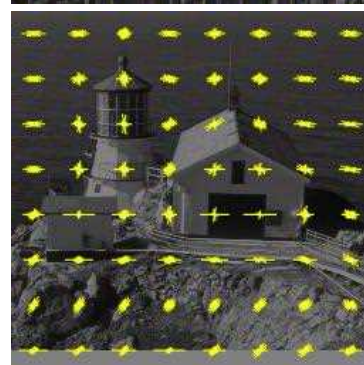
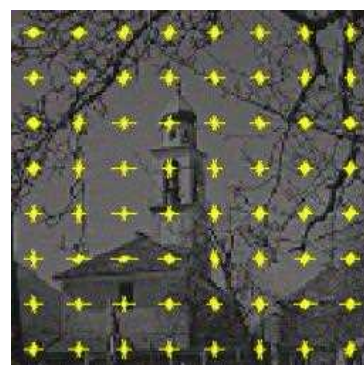
block(8x 8 cell)
cell (32x32 pixel)



コーナー検出と併用
した方が良さそう



局所的な特徴を
捉えている



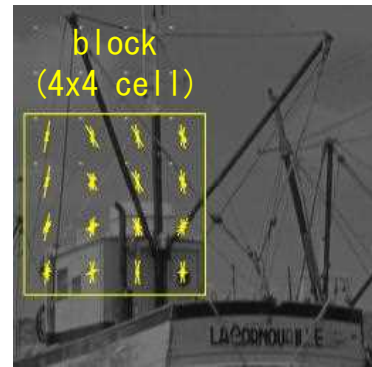
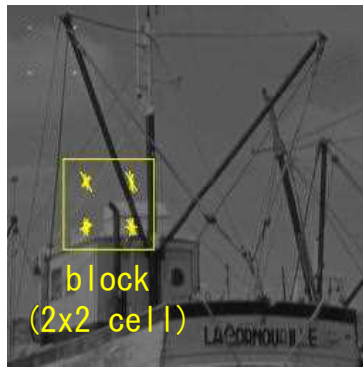
あまり効果が
なさそう

コーナーの近傍における HOG 特徴の例

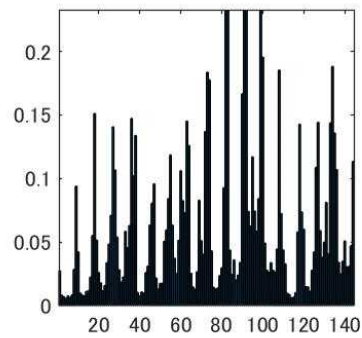
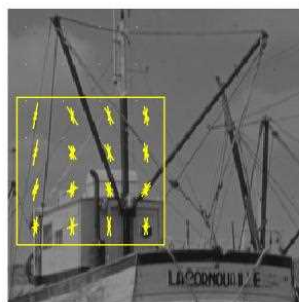


MATLAB 関数

```
corners= detectFASTFeatures(x);  
strong = selectStrongest(corners, 1);
```

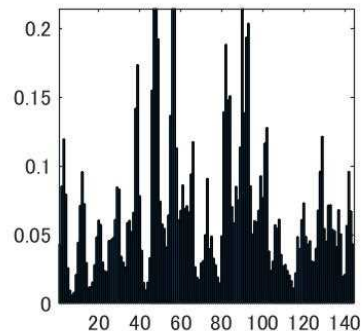
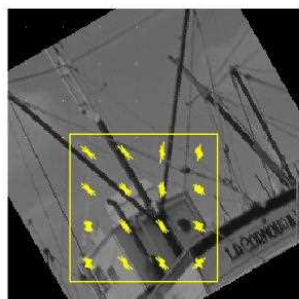


HOG は そのままでは 回転に弱い



回転すると...

特徴ベクトルが変わる



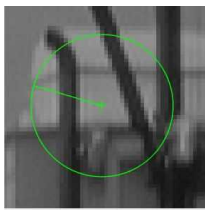
5. 画像の特徴量

5.1 コーナー検出器（ヘシアン、ハリスなど）

5.2 局所特徴の記述子（Harris、MSER、SURF、HOG）

5.3 鯉の追跡、パノラマ画像の生成

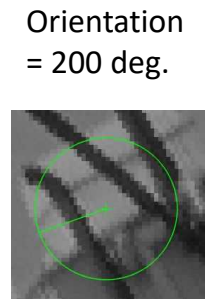
SURF は回転に強い



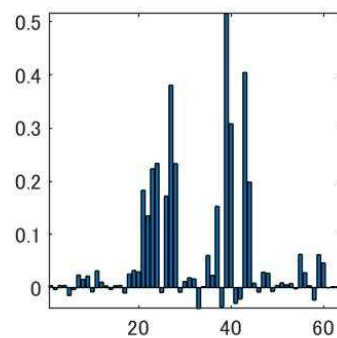
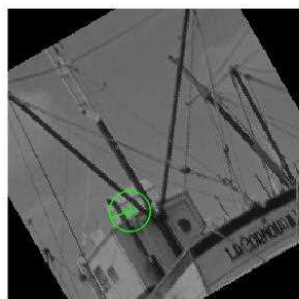
Orientation
= 164 deg.



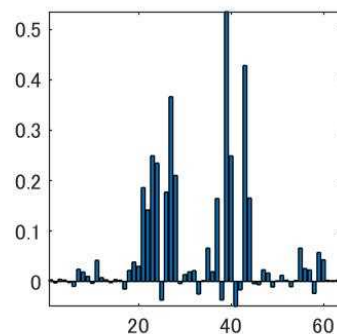
回転しても...

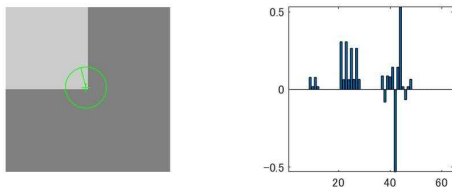


Orientation
= 200 deg.

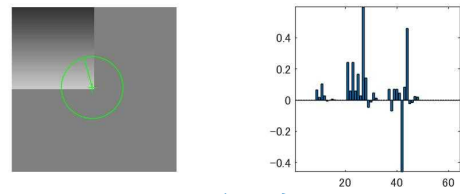
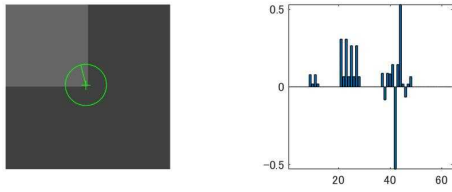


特徴ベクトルが変わらない

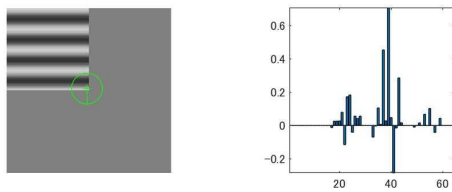
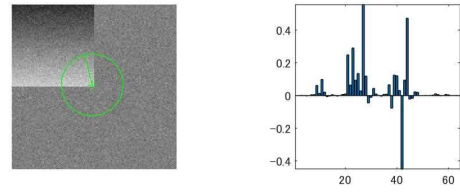




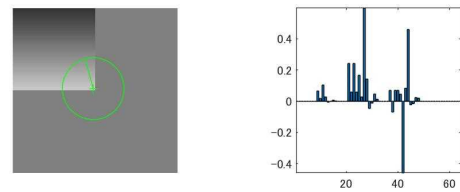
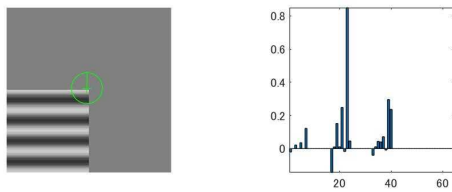
明度不足に強い



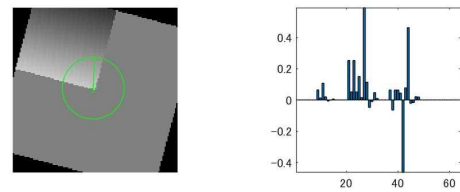
ノイズに強い



鏡映変換に弱い



回転に強い



5. 画像の特徴量

5.1 コーナー検出器（ヘシアン、ハリスなど）

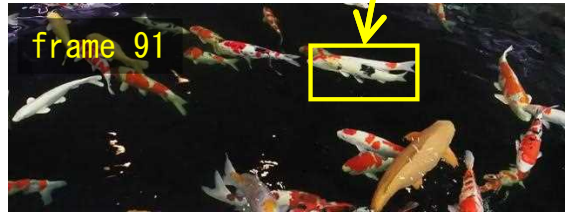
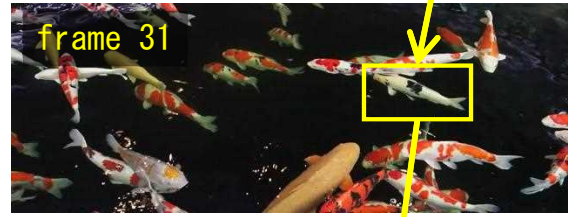
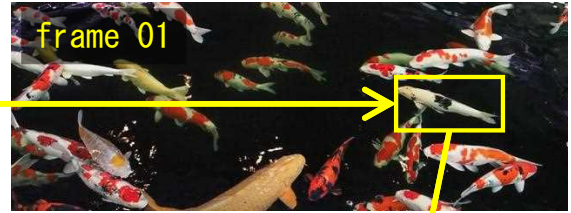
5.2 局所特徴の記述子（Harris、MSER、SURF、HOG）

5.3 鯉の追跡、パノラマ画像の生成

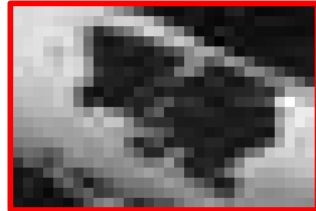


特定の鯉を追尾したい

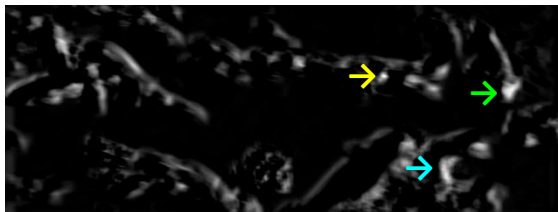
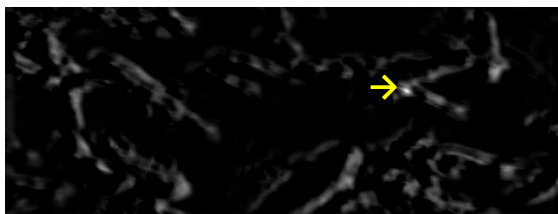
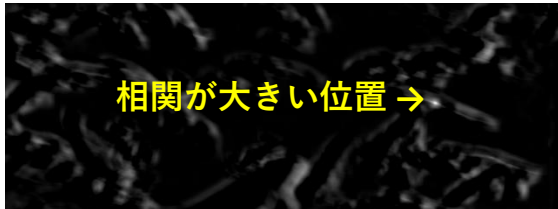
- ・ 個体を識別して
- ・ 位置を同定する
- ・ 位置の変化で行動を分析



テンプレート (追跡したい 個体の一部)



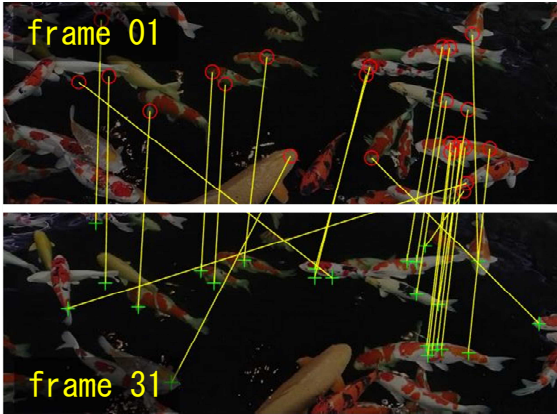
位置をずらしながらテンプレートとの相関を出力



SURF特徴を使った 鯉の追跡

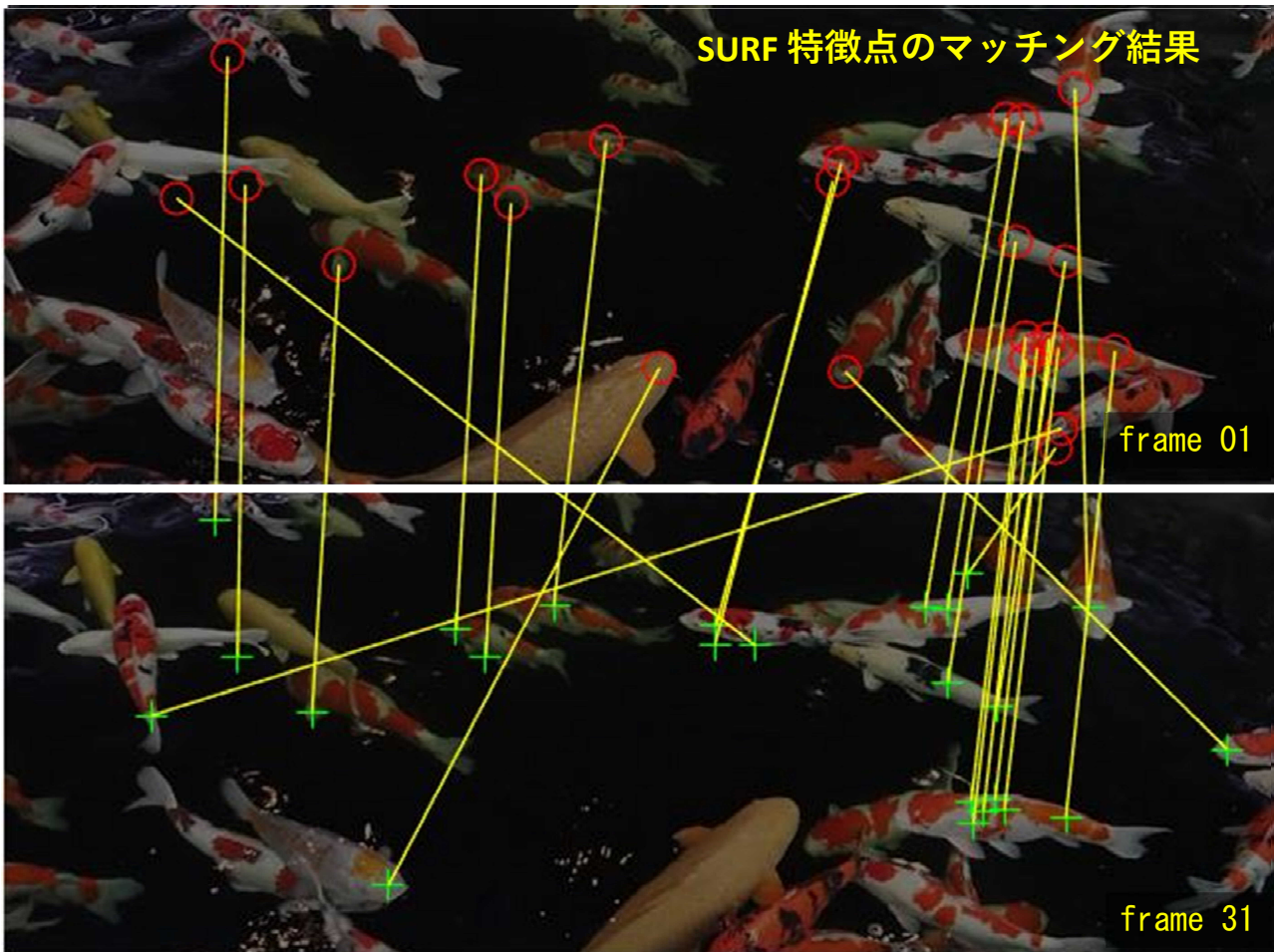
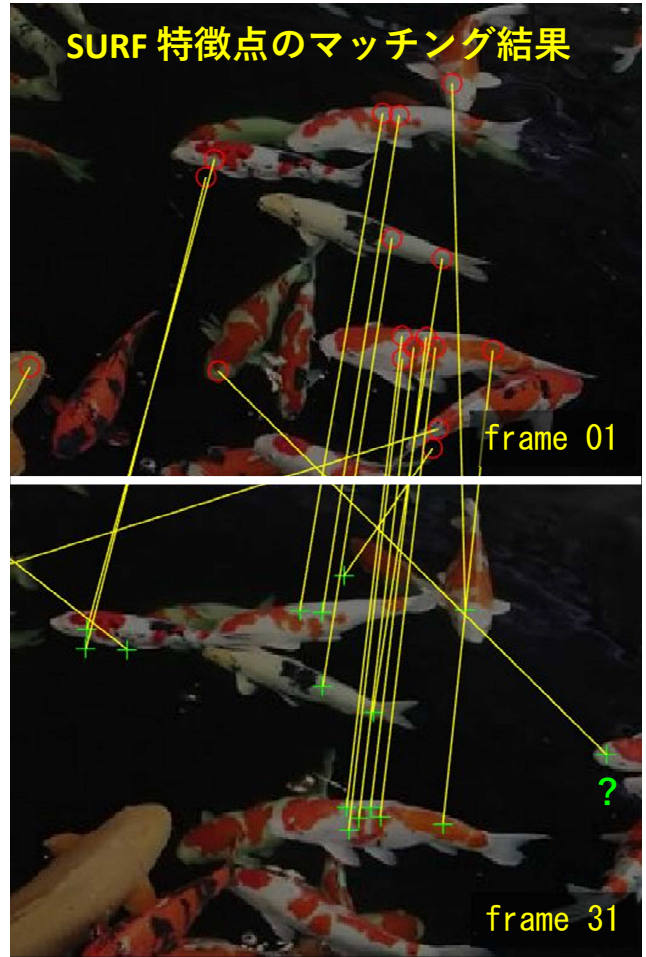


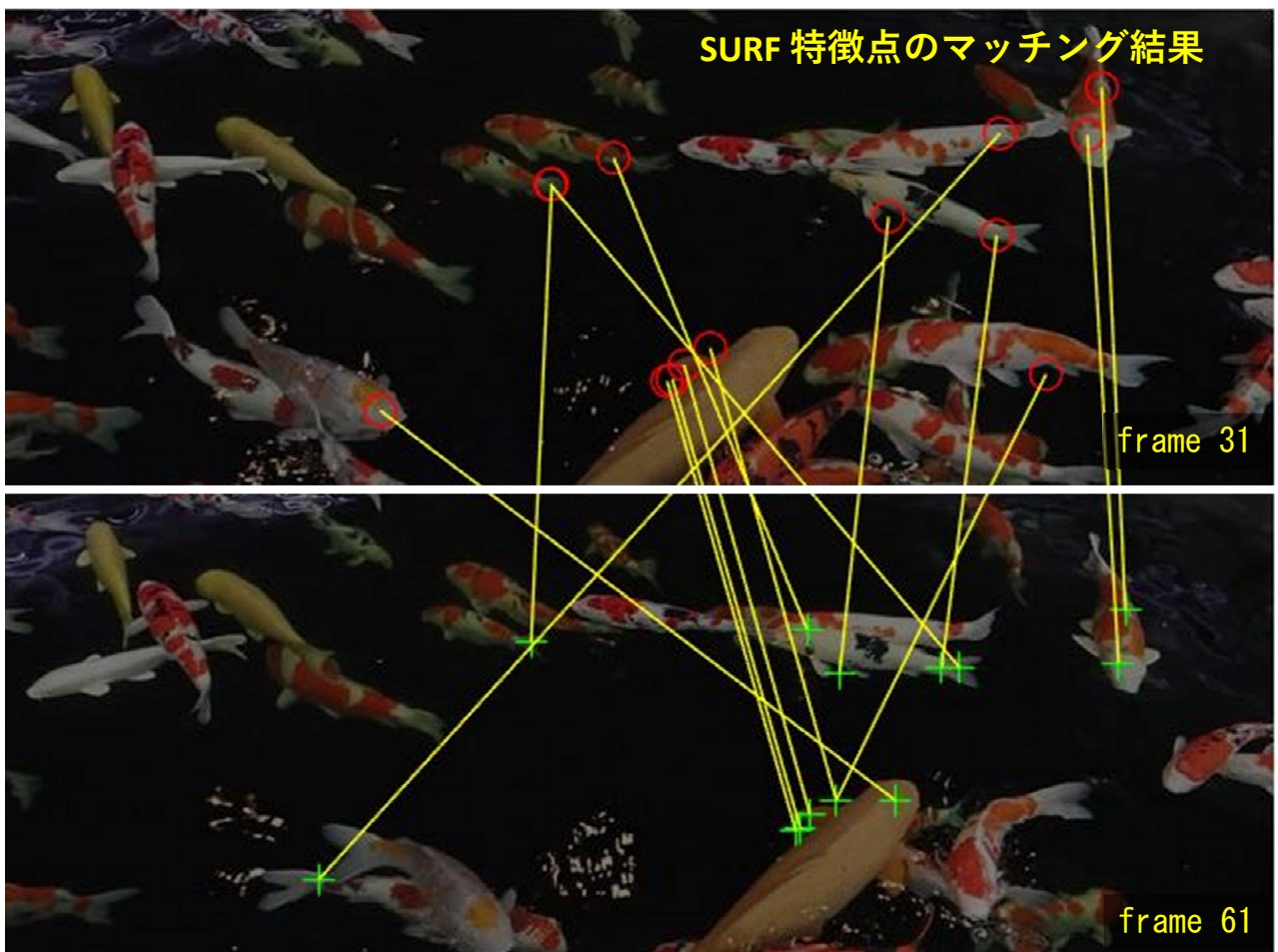
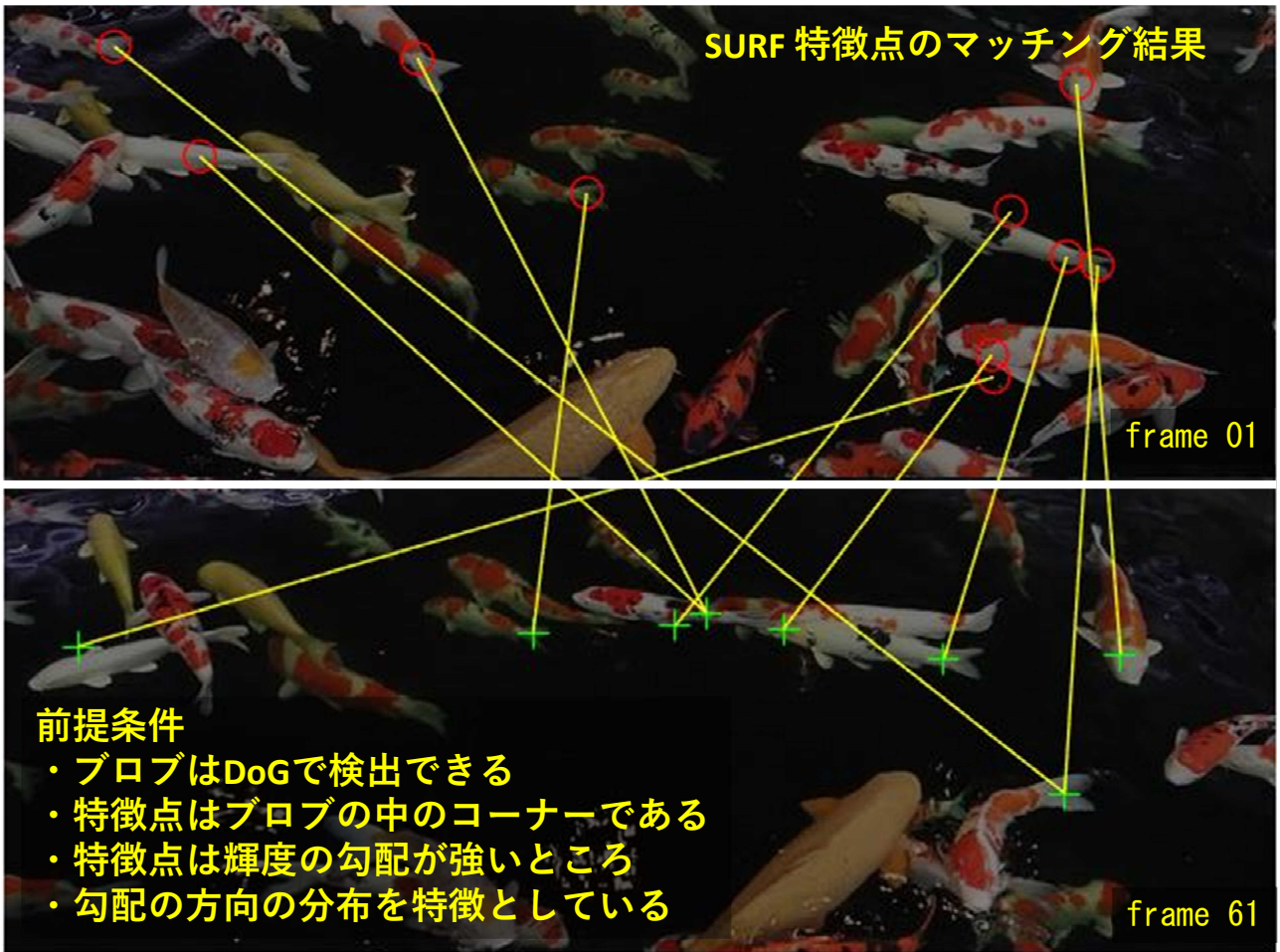
detect SURF Features



match Features

拡大

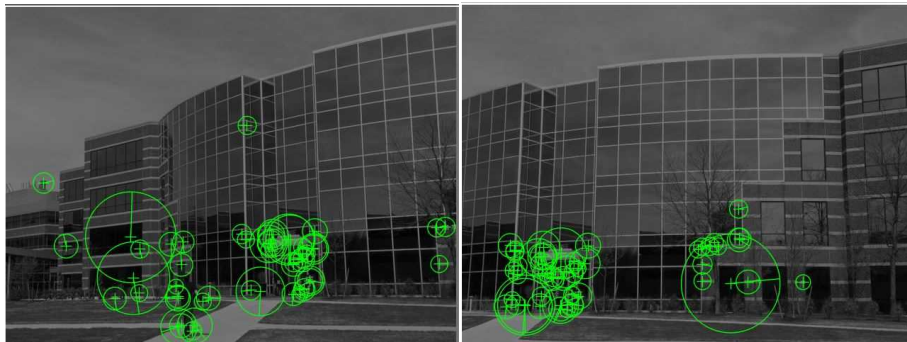




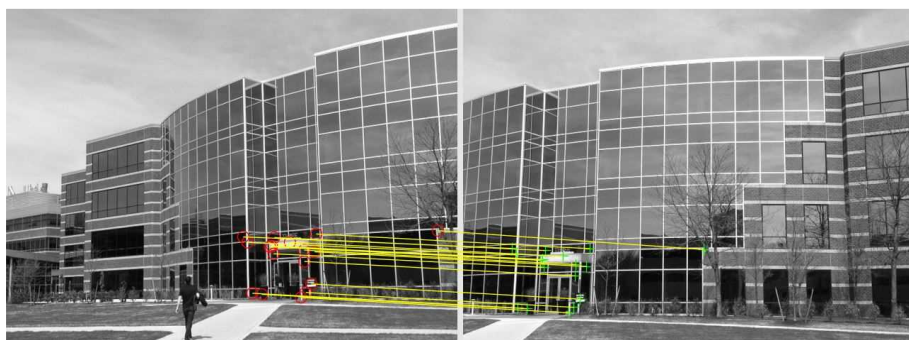
特徴に基づくパノラマ イメージの繋ぎ合わせ (MATLABの例)



SURF特徴量を検出して対応点を検出する

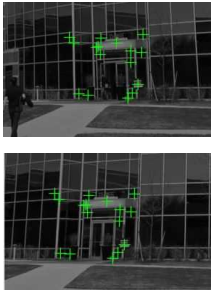


```
points1=selectStrongest(detectSURFFeatures(I1), 50);  
[features1, points1] = extractFeatures(G1, points1);
```



```
indexPairs = matchFeatures(features1, features2, 'Unique', true);
```

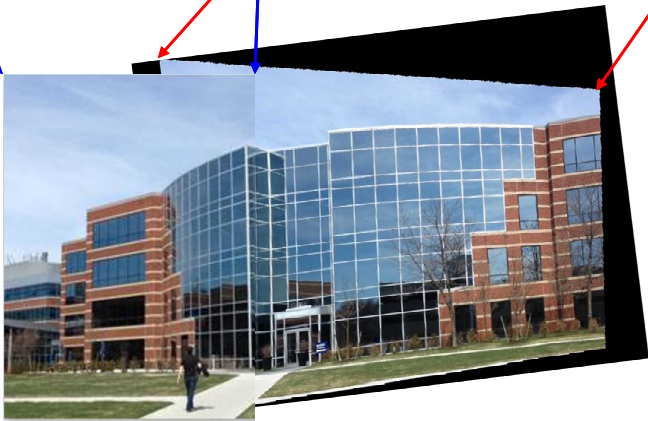
対応点が重なるようにアフィン変換を算出する



アフィン変換
tforms =

1.42	0.25	0
-0.09	1.36	0
-363.29	-103.75	1

平行移動と
台形補正
= `imwarp(I, tforms)`



合成されたパノラマ画像

MATLAB — Computer Vision Toolbox

https://jp.mathworks.com/help/vision/referencelist.html?type=function&s_tid=CRUX_topnav

特徴の検出

<code>detectBRISKFeatures</code>	BRISK 特徴を検出して <code>BRISKPoints</code> オブジェクトを返す
<code>detectFASTFeatures</code>	FAST アルゴリズムを使用してコーナーを検出し <code>cornerPoints</code> オブジェクトを返す
<code>detectHarrisFeatures</code>	Harris-Stephens アルゴリズムを使用してコーナーを検出し <code>cornerPoints</code> オブジェクトを返す
<code>detectMinEigenFeatures</code>	最小固有値アルゴリズムを使用してコーナーを検出し、 <code>cornerPoints</code> オブジェクトを返します。
<code>detectMSERFeatures</code>	MSER 特徴を検出して <code>MSERRegions</code> オブジェクトを返す
<code>detectORBFeatures</code>	Detect ORB keypoints and return an <code>ORBPoints</code> object
<code>detectSURFFeatures</code>	SURF 特徴を検出して <code>SURFPoints</code> オブジェクトを返す
<code>detectKAZEFeatures</code>	KAZE 特徴を検出します。

特徴の抽出

<code>extractFeatures</code>	関心点記述子の抽出
<code>extractLBPFeatures</code>	ローカルバイナリパターン (LBP) 特徴の抽出
<code>extractHOGFeatures</code>	勾配方向ヒストグラム (HOG) 特徴を抽出

特徴のマッチング

<code>matchFeatures</code>	マッチする特徴の検出
<code>showMatchedFeatures</code>	対応する特徴点を表示

5. 画像の特徴量

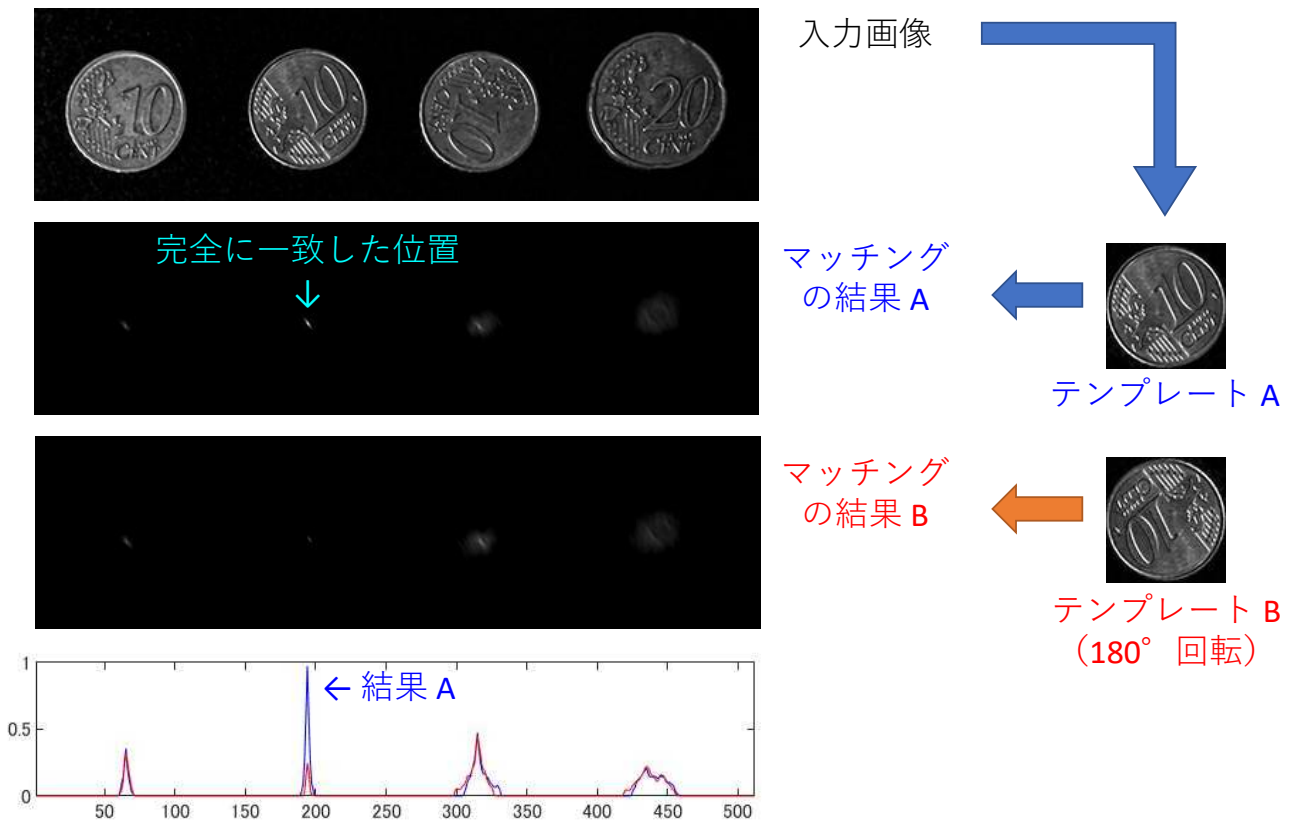
5.1 コーナー検出器（ヘシアン、ハリスなど）

5.2 局所特徴の記述子（Harris、MSER、SURF、HOG）

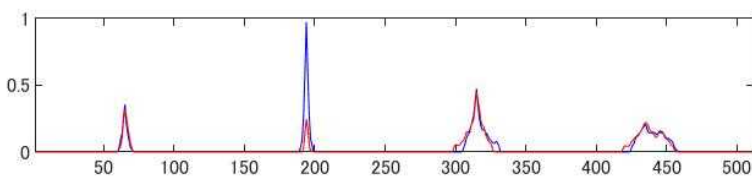
5.3 鯉の追跡、パノラマ画像の生成

5.4 画像間のマッチング（ノルム、相関、ロバスト性）

テンプレート・マッチング (2乗誤差による)

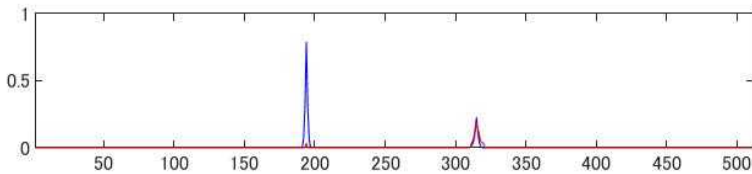


テンプレート・マッチング (L2ノルムとL1ノルムの比較)



誤差 $e_{i,j}$ が最小となる位置 (i, j) を検出する

※ 図では縦軸が1のとき誤差が最小



誤差の2乗和によるマッチング (L2ノルム)

$$e_{i,j} = \sum_{m,n} (h_{m,n} - y_{i+m,j+n})^2$$

差の絶対値和によるマッチング (L1ノルム)

$$e_{i,j} = \sum_{m,n} |h_{m,n} - y_{i+m,j+n}|$$

↑
MPEGの動き補償
Motion Compensation

相関を畳み込みで計算する

このパターンがどの位置にあるか？

左右を反転させて、平均値を引いてからフィルタ処理する

$x_0 = [1 \quad 1 \quad 1 \quad 2 \quad 3 \quad 3 \quad 3]$

$h_0 = [3 \quad 2 \quad 1]$ $y_0 = \text{conv}(x_0, h_0) = [3 \quad 5 \quad 6 \quad 9 \quad 14 \quad 17 \quad 18 \quad 9 \quad 3]$

$h_1 = [1 \quad 0 \quad -1]$ $y_1 = \text{conv}(x_0, h_1) = [1 \quad 1 \quad 0 \quad 1 \quad 2 \quad 1 \quad 0 \quad -3 \quad -3]$

$= h_0 - \text{mean}(h_0)$

この位置にある

x_0 と h_1 の相関が最大

フィルタ係数と信号の相関

$$c_{i,j} = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} (h_{m,n} - \mu_h)(x_{i+m,j+n} - \mu_x)$$

入力信号： $x_{i,j}$
フィルタ係数： $h_{m,n}$

フィルタ係数と信号の畳み込み

$$y_{i,j} = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} g_{m,n} x_{i-m,j-n}$$

$g_{m,n} = h_{M-1-m, N-1-n} - \mu_h$
ならば $c_{i,j} = y_{i,j}$

相関を畳み込みで計算する

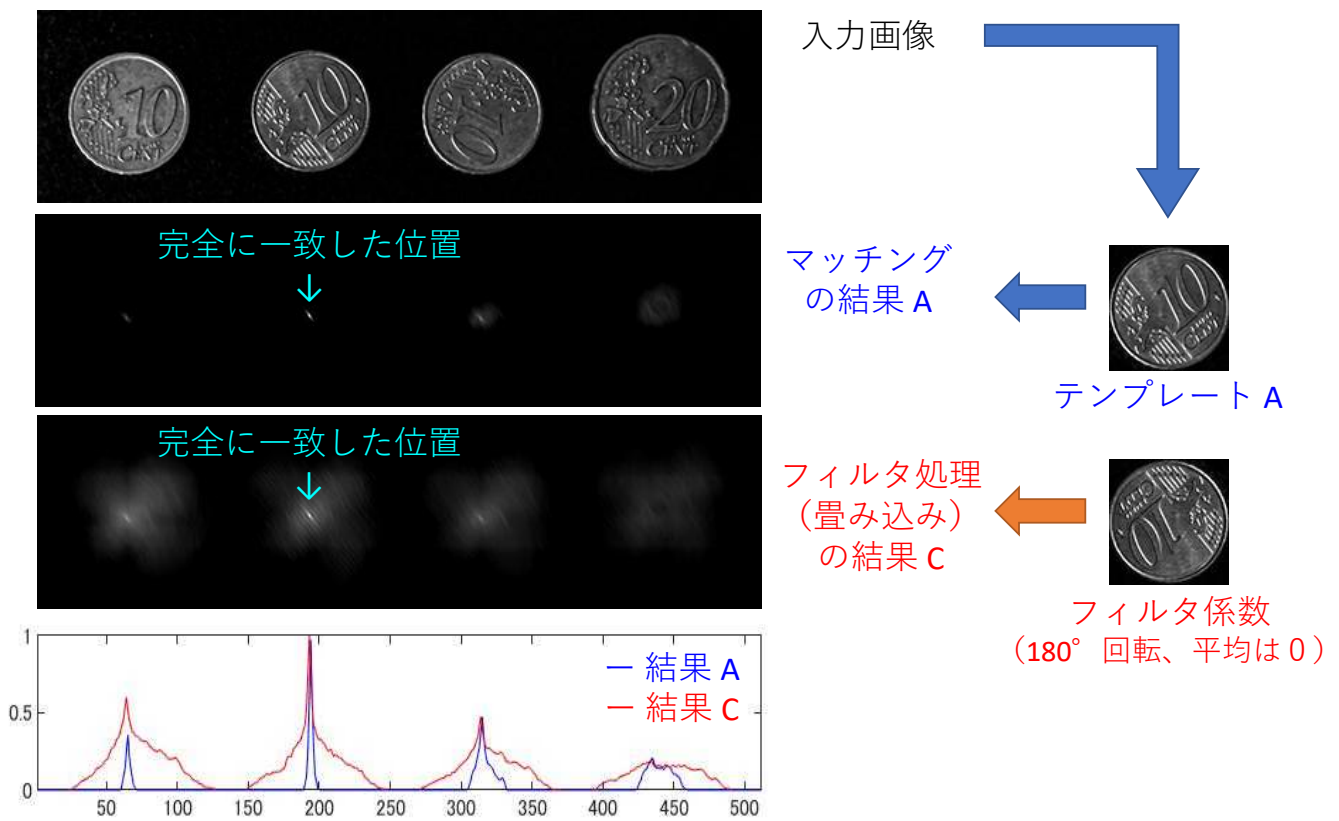
フィルタ係数と信号の相関

$$\begin{aligned}
 c_{i,j} &= \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} (h_{m,n} - \mu_h)(x_{i+m,j+n} - \mu_x) \\
 &= \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} h_{m,n} x_{i+m,j+n} - \mu_h \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} x_{i+m,j+n} - \mu_x \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} h_{m,n} + MN\mu_h\mu_x \\
 &= \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} h_{m,n} x_{i+m,j+n} \\
 &= \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} g_{M-1-m, N-1-n} x_{i+m,j+n} \\
 &= y_{i,j}
 \end{aligned}$$

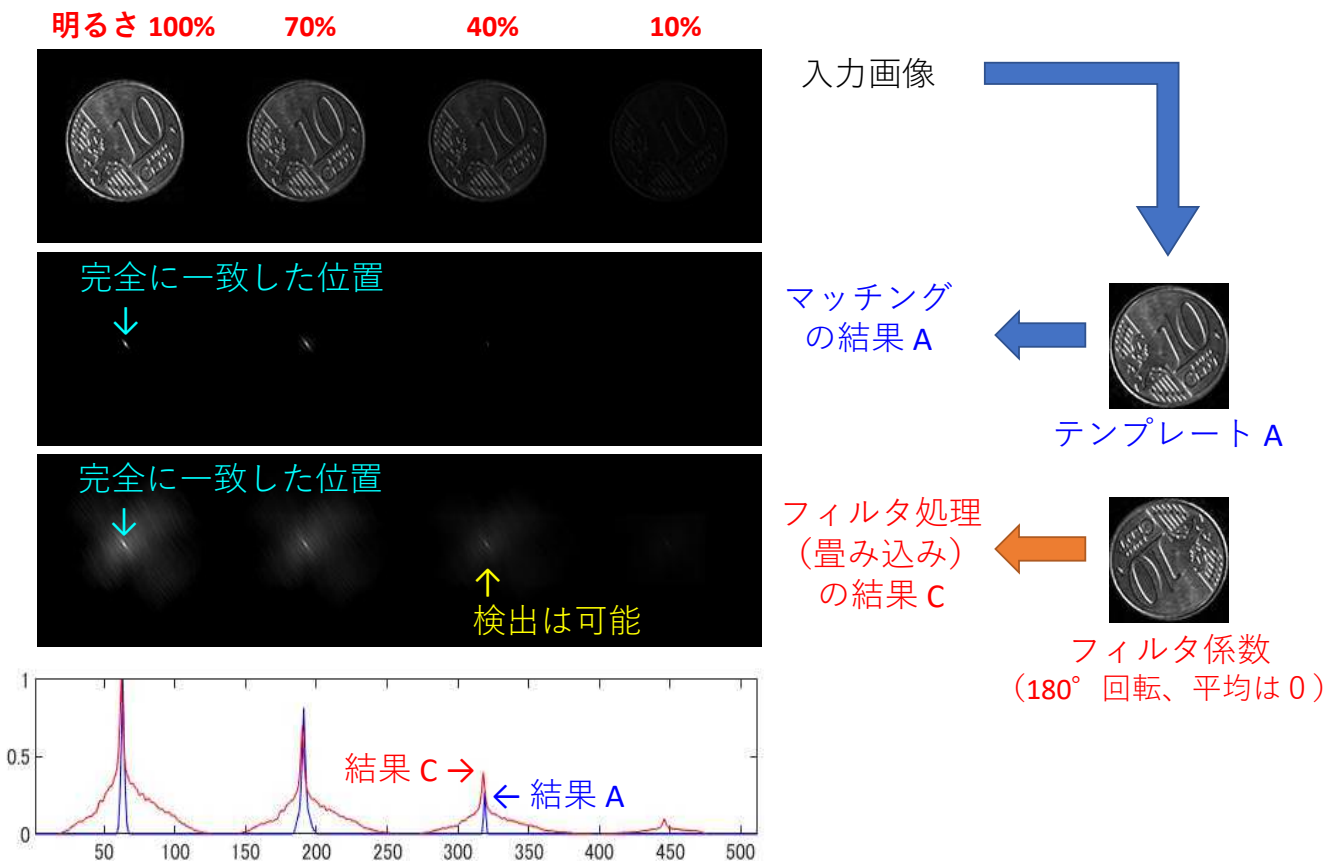
$\leftarrow \mu_h = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} h_{m,n} = 0$

= 反転して平均値分離したフィルタ係数と信号の畳み込み

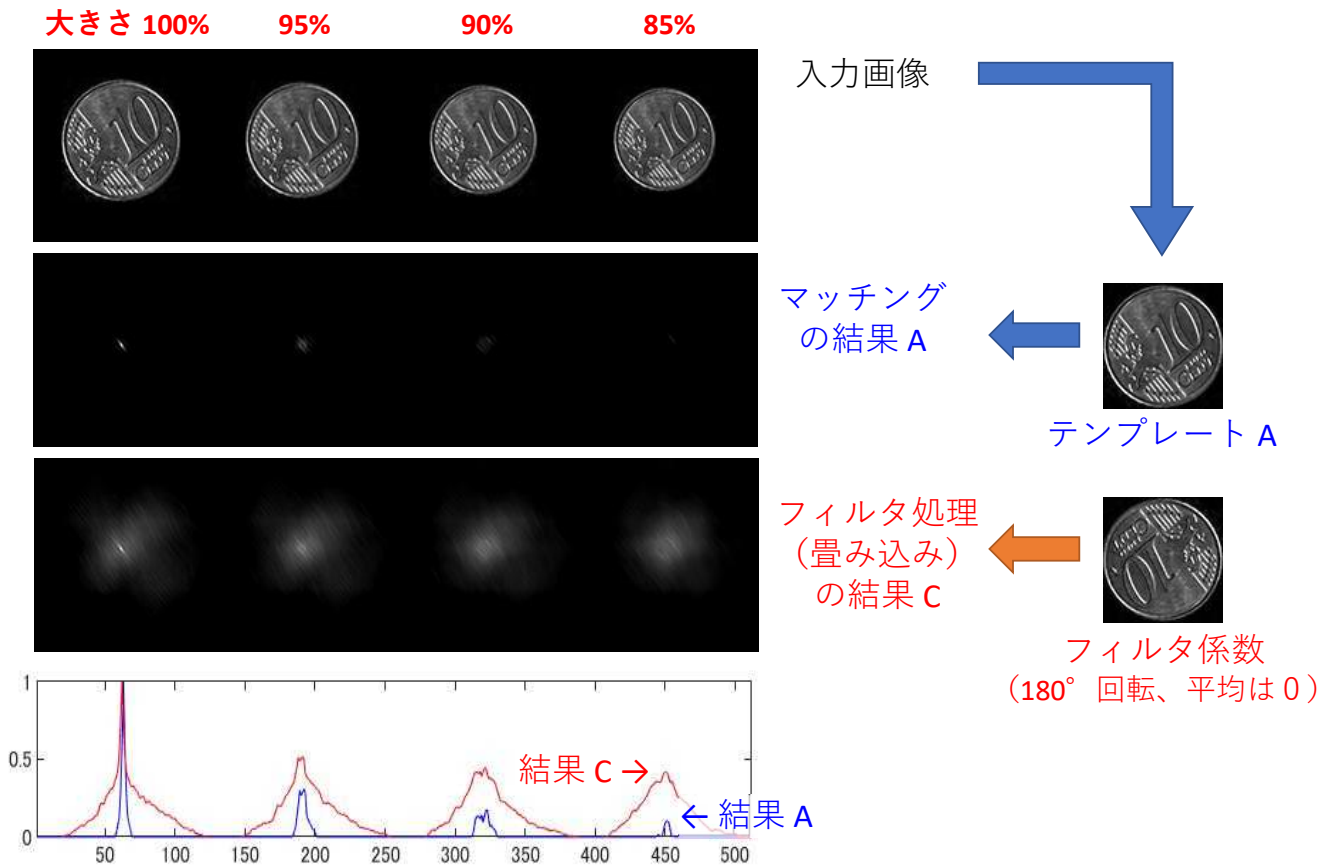
相関を調べる（フィルタ係数との畳み込みによる）



相関はテンプレート・マッチングよりもロバスト（明るさに対して）

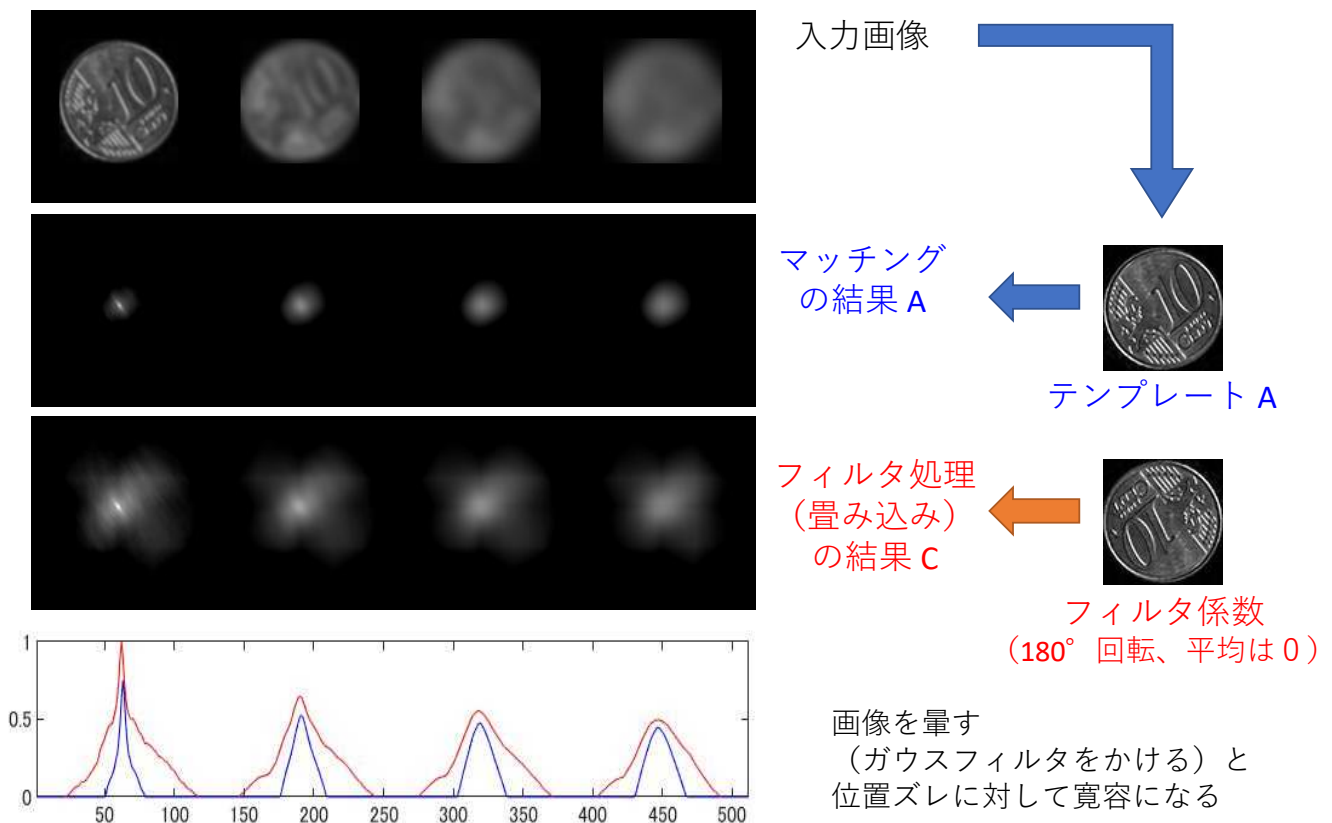


相関はテンプレート・マッチングよりもロバスト（大きさに対して）



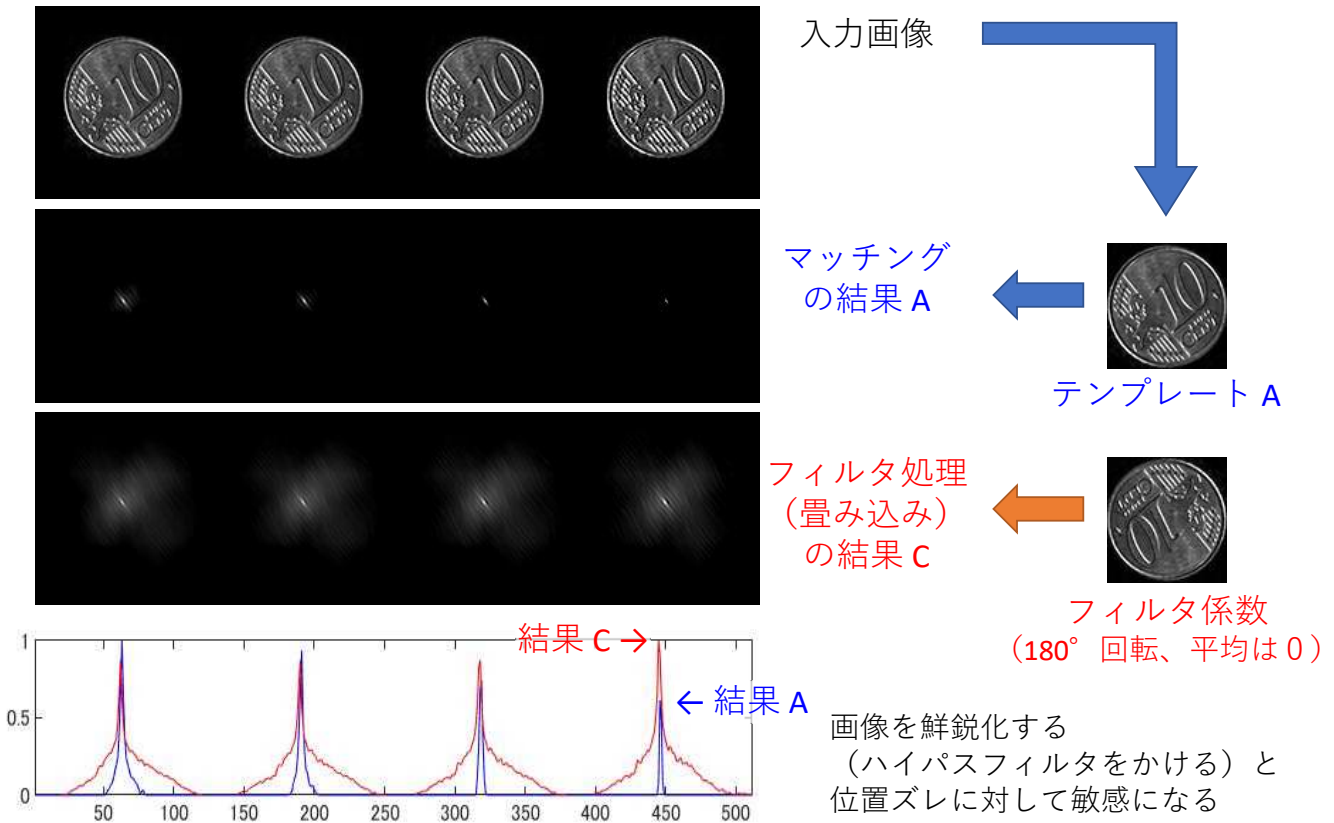
相関はテンプレート・マッチングよりもロバスト（ボケに対して）

ボケの度合いが大きい →



相関はテンプレート・マッチングよりもロバスト（鮮鋭化に対して）

鮮鋭化の度合いが大きい →



(参考) 特徴ベクトル間のマッチングを調べる尺度

ヒストグラム・インターセクション・カーネル

$$\sum_{i \in D} \min(x_i, y_i)$$

ヘリンジャー・カーネル

$$\sum_{i \in D} \sqrt{x_i} \sqrt{y_i}$$

カイ2乗カーネル

$$\sum_{i \in D} \frac{2 x_i y_i}{x_i + y_i}$$

カルバック・ライブラー情報量

$$\sum_{i \in D} p_i \log_2 \frac{p_i}{q_i}$$

その他、
ハミング距離、
L2ノルム、L1ノルム など

- x_i と y_i は正定値 (ヒストグラム特徴など)
- p_i と q_i は確率分布