

画像情報処理1

－ 第14回 －

立命館大学 情報理工学部

画像・音メディアコース

岩本 祐太郎、徐 剛

シラバス

- ・画像解析するための画像特徴を抽出する方法について学ぶ
- ・画像認識方法(顔, 物体etc.)について学ぶ

| | |
|---------|---|
| 9 / 徐剛 | 画像特徴の抽出 1 |
| | 画像の微分、勾配、エッジ抽出、Sobelフィルタ ※【BCPレベル1~2】対面で実施、【BCPレベル3~4】webで実施 |
| 10 / 徐剛 | 画像特徴の抽出 2 |
| | Cannyフィルタ、ヒステリシス閾値処理 ※【BCPレベル1~2】対面で実施、【BCPレベル3~4】webで実施 |
| 11 / 徐剛 | 画像特徴の抽出 3 |
| | 2次元特徴、コーナーの抽出、Harrisオペレータ ※【BCPレベル1~2】対面で実施、【BCPレベル3~4】webで実施 |
| 12 / 徐剛 | 画像特徴の抽出 4 |
| | ハフ空間、ハフ変換、直接抽出 ※【BCPレベル1~2】対面で実施、【BCPレベル3~4】webで実施 |
| 13 / 徐剛 | 画像照合と認識 1 |
| | テンプレートマッチング、輝度の線形変換、正規化相関 ※【BCPレベル1~2】対面で実施、【BCPレベル3~4】webで実施 |
| 14 / 徐剛 | 画像照合と認識 2 |
| | ディスタンスマップ、2次元パターンの探索、影や隠れにもロバストなエッジマッチング ※【BCPレベル1~2】対面で実施、【BCPレベル3~4】webで実施 |
| 15 / 徐剛 | 確認テスト(60分)と解説(30分) |
| | 第9~14回の授業内容についてのテスト ※【BCPレベル1~2】対面で実施、【BCPレベル3~4】webで実施 |

参考文献・データセット

- CG-ARTS, ”ディジタル画像処理[改訂第二版]”, 2020/2/26.
- 神奈川工科大学標準画像/サンプルデータ

http://www.ess.ic.kanagawait.ac.jp/app_images_j.html

※スライドの画像は画像処理でよく用いられる上記の標準画像を利用

今日の目的

- パターンの部分的な欠落やノイズにロバストなエッジマッチングの理解
- エッジマッチングをより高速に実行するチャンファーマッチング(Chamfer matching)の理解



探索画像



テンプレート画像



結果画像

エッジマッチングの必要性

- 前回の授業で述べた相違度や類似度を用いたテンプレートマッチングでは、パターンの部分的な欠落やノイズがある場合には検出精度が低下する。そのため、エッジ検出を行いエッジ領域のマッチングを行うことで上記の問題を解決する。

エッジマッチングの条件

- 条件 1 : エッジ点の位置が一致する
- 条件 2 : エッジ点における勾配が一致する
- テンプレートにおける各エッジ点の勾配（正規化済）と、探索対象画像における各対応点の勾配（正規化済み）との内積の平均が1に近いほど、一致する可能性が高い
- この量を類似度として定義する

類似度の計算

テンプレート画像と探索画像の各エッジ点の勾配（長さ255に正規化）の内積を合計し、 $255 \times 255 \times N$ で割った値(N はテンプレート内のエッジ数)を類似度とする。

$$S(x, y) = \frac{1}{255 \times 255 \times N} \sum_{id=1}^N \{W_x(x + i(id), y + j(id))T_x(id) + W_y(x + i(id), y + j(id))T_y(id)\}$$

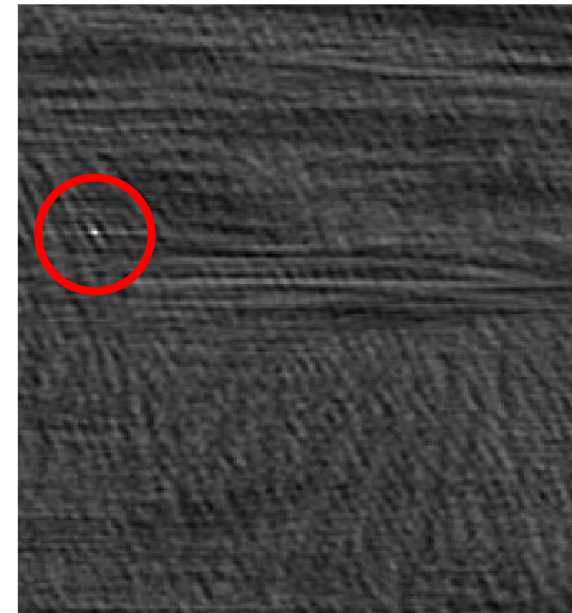
$W_x(i, j) = T_x(i, j)$ かつ $W_y(i, j) = T_y(i, j)$ のとき $S=1.0$ となる。

$$T_x(i, j) = 255 \frac{T_x(i, j)}{\sqrt{T_x(i, j)^2 + T_y(i, j)^2}}$$

$$T_y(i, j) = 255 \frac{T_y(i, j)}{\sqrt{T_x(i, j)^2 + T_y(i, j)^2}}$$

$$W_x(i, j) = 255 \frac{W_x(i, j)}{\sqrt{W_x(i, j)^2 + W_y(i, j)^2}}$$

$$W_y(i, j) = 255 \frac{W_y(i, j)}{\sqrt{W_x(i, j)^2 + W_y(i, j)^2}}$$



類似度マップ

※類似度を1.0にするには、テンプレートの外枠1pixelを利用しないなどの工夫が必要(外側1pixelのエッジ検出ができないため)

エッジマッチングのアルゴリズム

テンプレート画像のエッジ点検出



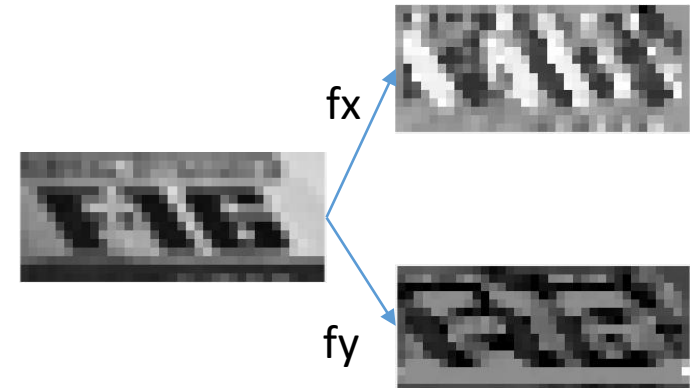
探索画像のエッジ点検出



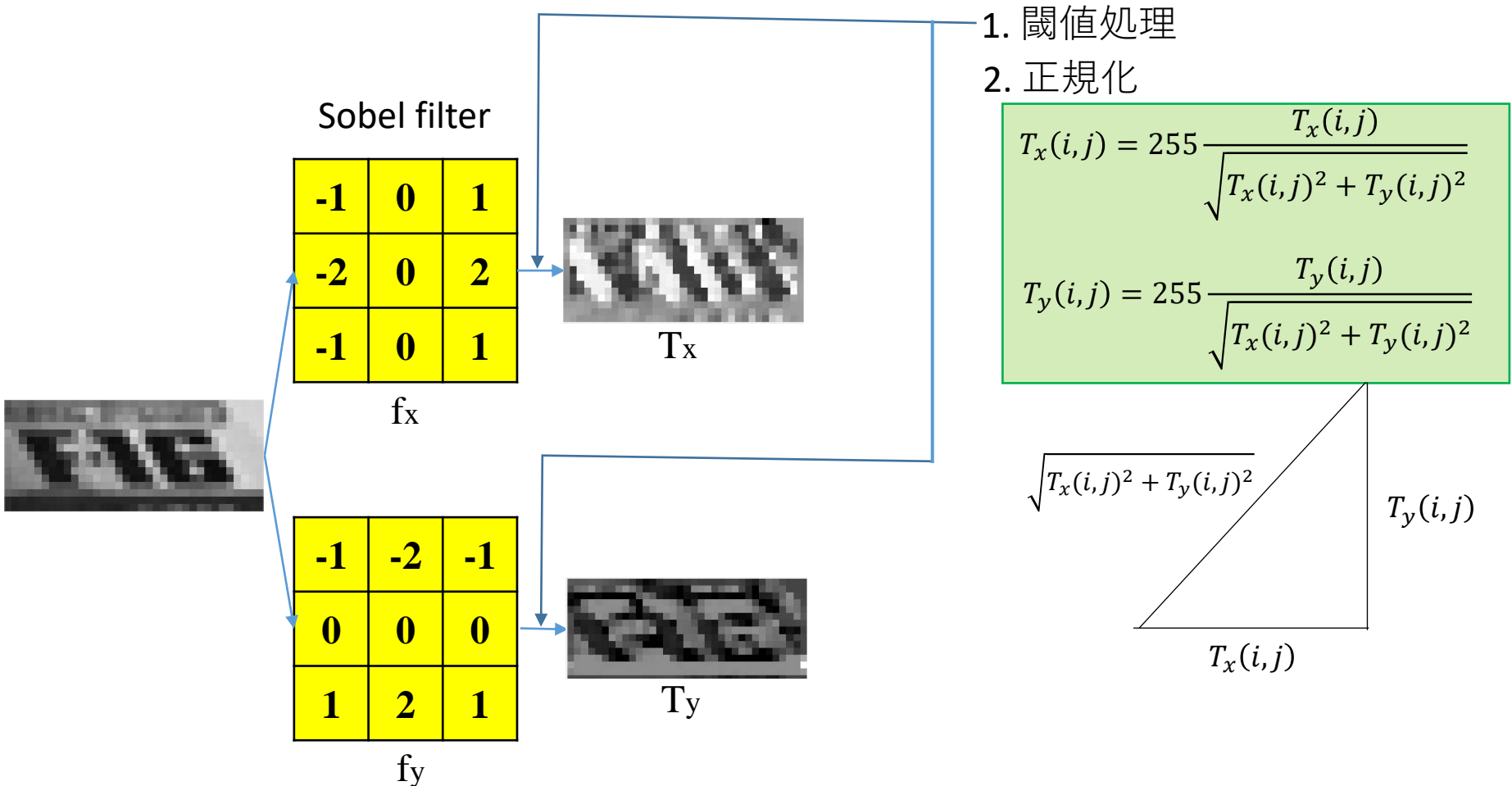
類似度の計算



類似度の最大値を検出



テンプレート画像のエッジ検出



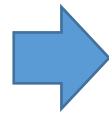
テンプレート画像のエッジ検出

1. 閾値処理：一定以下の勾配は0にする.

2. 正規化

$$T_x(i,j) = 255 \frac{T_x(i,j)}{\sqrt{T_x(i,j)^2 + T_y(i,j)^2}}$$

$$T_y(i,j) = 255 \frac{T_y(i,j)}{\sqrt{T_x(i,j)^2 + T_y(i,j)^2}}$$



分母の計算に時間がかかるため、
ルックアップテーブルを作成し、正規化の際
には、このルックアップテーブルを参照する.

$W_x(i,j)$ と $W_y(i,j)$ の最大値を行と列幅とした行列
で、 $\sqrt{T_x(i,j)^2 + T_y(i,j)^2}$ の値を入れる.

3. エッジ点のリストの作成：勾配が0以外の点をリスト化する. 実際には構造体
やそれぞれの変数用の配列を用意して値を格納すればよい.

[Id1, i1, j1, Tx1, Ty1],
[Id2, i2, j2, Tx2, Ty2],
...

テンプレート内にN点のエッジ点

エッジマッチングのアルゴリズム

テンプレート画像のエッジ点検出



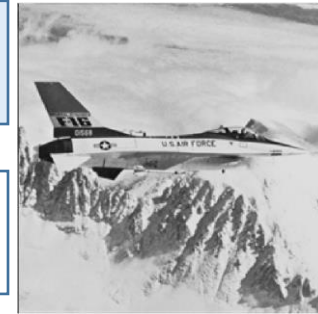
探索画像のエッジ点検出



類似度の計算

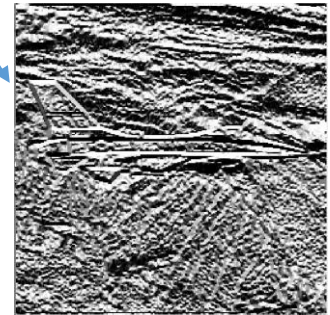
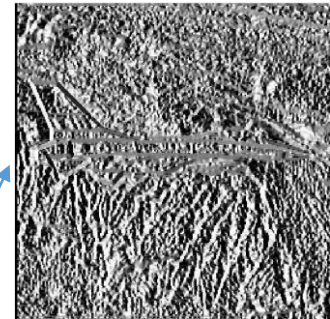


類似度の最大値を検出

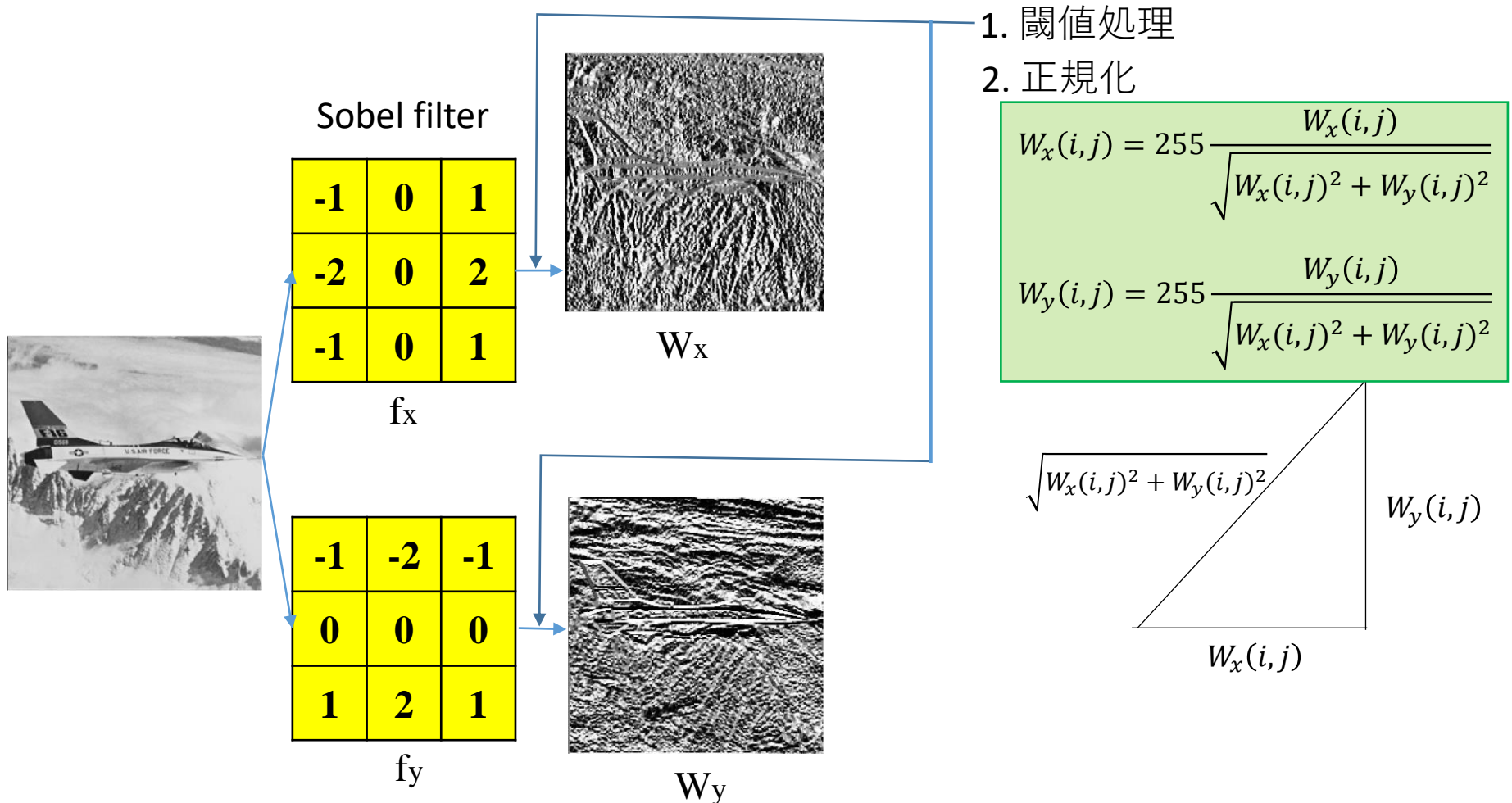


f_x

f_y



探索画像のエッジ検出



探索画像のエッジ検出

1. 閾値処理：一定以下の勾配は0にする.

2. 正規化

$$W_x(i,j) = 255 \frac{W_x(i,j)}{\sqrt{W_x(i,j)^2 + W_y(i,j)^2}}$$
$$W_y(i,j) = 255 \frac{W_y(i,j)}{\sqrt{W_x(i,j)^2 + W_y(i,j)^2}}$$

分母の計算に時間がかかるため、
ルックアップテーブルを作成し、正規化の際
には、このルックアップテーブルを参照する.

$W_x(i,j)$ と $W_y(i,j)$ の最大値を行と列幅とした行列
で、 $\sqrt{W_x(i,j)^2 + W_y(i,j)^2}$ の値を入れる.

エッジマッチングのアルゴリズム

テンプレート画像のエッジ点検出



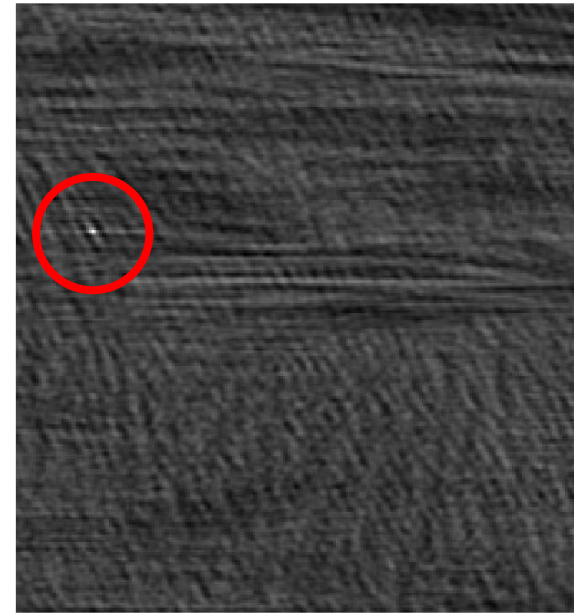
探索画像のエッジ点検出



類似度の計算



類似度の最大値を検出



類似度マップ

類似度の計算

テンプレート画像と探索画像の各エッジ点の勾配の内積を合計し、
 $255 \times 255 \times N$ で割った値(N はテンプレート内のエッジ数)を類似度とする。

$$S(x, y) = \frac{1}{255 \times 255 \times N} \sum_{id=1}^N \{W_x(x + i(id), y + j(id))T_x(id) + W_y(x + i(id), y + j(id))T_y(id)\}$$

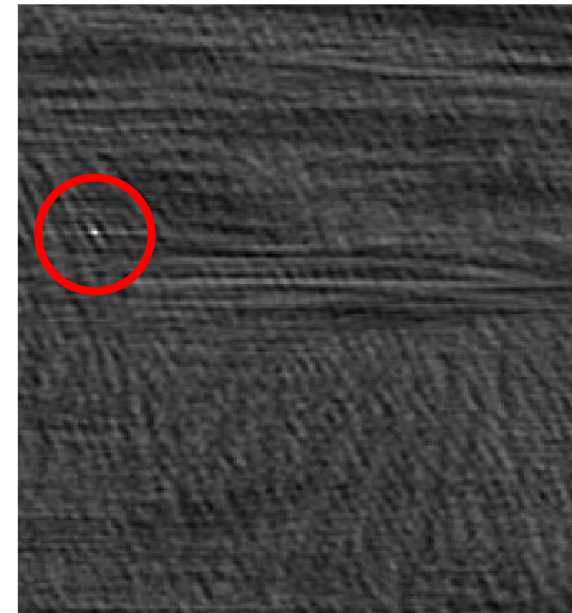
$W_x(i, j) = T_x(i, j)$ かつ $W_y(i, j) = T_y(i, j)$ のとき $S=1.0$ となる。

$$T_x(i, j) = 255 \frac{T_x(i, j)}{\sqrt{T_x(i, j)^2 + T_y(i, j)^2}}$$

$$T_y(i, j) = 255 \frac{T_y(i, j)}{\sqrt{T_x(i, j)^2 + T_y(i, j)^2}}$$

$$W_x(i, j) = 255 \frac{W_x(i, j)}{\sqrt{W_x(i, j)^2 + W_y(i, j)^2}}$$

$$W_y(i, j) = 255 \frac{W_y(i, j)}{\sqrt{W_x(i, j)^2 + W_y(i, j)^2}}$$



類似度マップ

※類似度を1.0にするには、テンプレートの外枠1pixelを利用しないなどの工夫が必要(外側1pixelのエッジ検出ができないため)

エッジマッチングのアルゴリズム

テンプレート画像のエッジ点検出



探索画像のエッジ点検出



類似度の計算



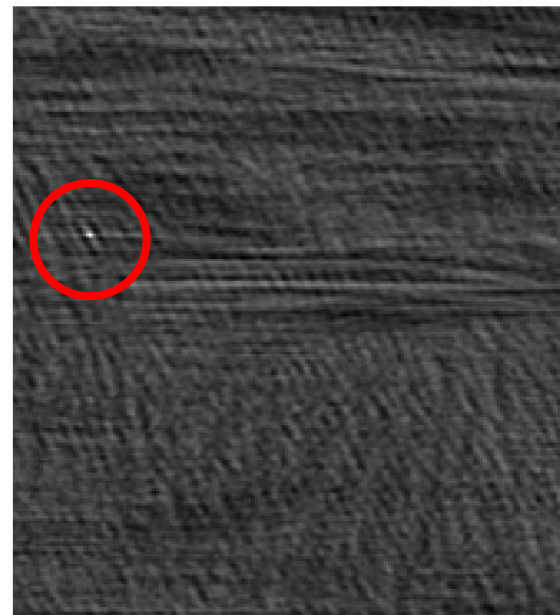
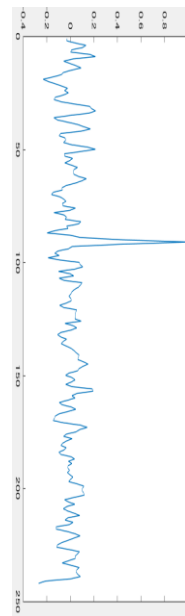
類似度の最大値を検出



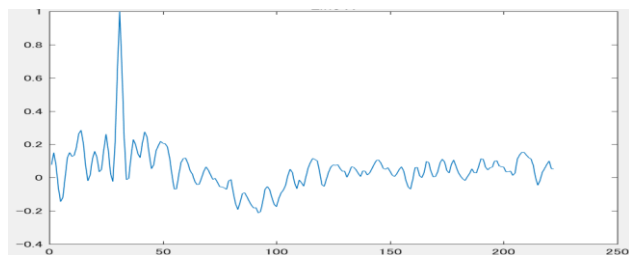
検出結果

類似度の最大値を検出

一致するところのみ大きな類似度の値を示す



類似度マップ



類似度

欠けにもロバスト

- 勾配の内積はマイナスもある。無関係のところにおいては、プラスの内積とマイナスの内積の双方があり、その総和の絶対値が小さい可能性は高い。
- 欠けがあると、類似度は1には達しないが、それでも無関係のところよりは高いので、ロバストに検出できる

ノイズへの頑健性(ロバスト性)



探索画像



テンプレート

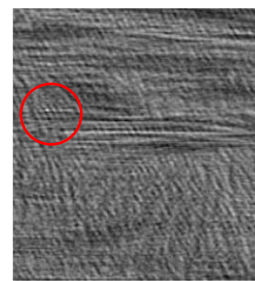
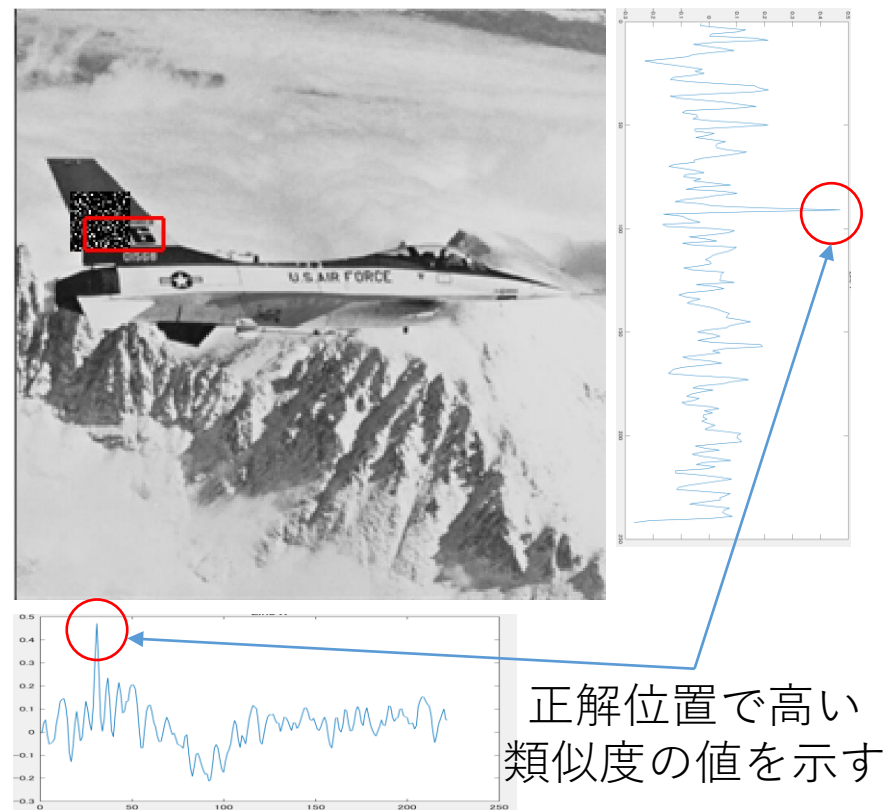
ノイズへの頑健性(ロバスト性)

テンプレートマッチング(ZNCC)



類似度マップ：
テンプレートに白い
領域が多いため全体的に相関が高い

エッジマッチング



類似度マップ：
エッジの類似性を見ているため、正確に検出できる

エッジマッチングの高速化

チャンファーマッチング(chamfer matching)

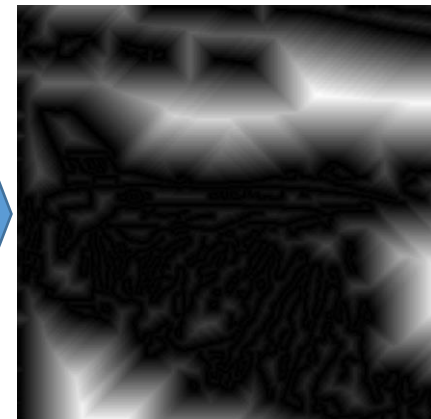
エッジマッチングの一種。探索画像を距離変換画像に変換し，勾配方向に沿って移動し探索する。距離変換画像は最も近いエッジ点までの距離を保存している。



探索画像



エッジ画像



距離変換画像



テンプレート



エッジ画像

マッピング

エッジマッチングの高速化

チャンファーマッチング (chamfer matching)

テンプレート・探索画像のエッジ点検出



探索画像の距離変換画像の作成



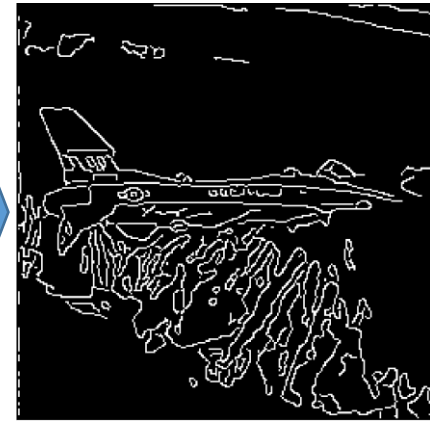
相違度の計算



移動量の計算



探索画像



エッジ画像



テンプレート



エッジ画像

テンプレート・探索画像のエッジ検出

Canny エッジ検出等で濃淡画像からエッジ二値画像 (エッジ:1, それ以外:0) を生成する.



探索画像



エッジ画像



テンプレート



エッジ画像

エッジマッチングの高速化

チャンファーマッチング (chamfer matching)

テンプレート・探索画像のエッジ検出



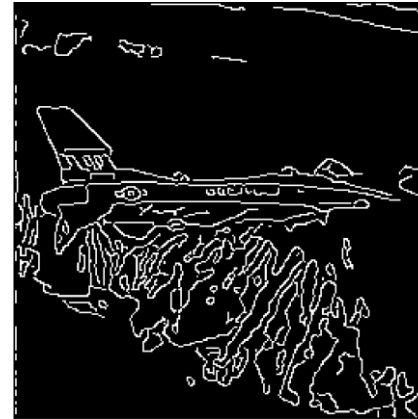
探索画像の距離変換画像の作成



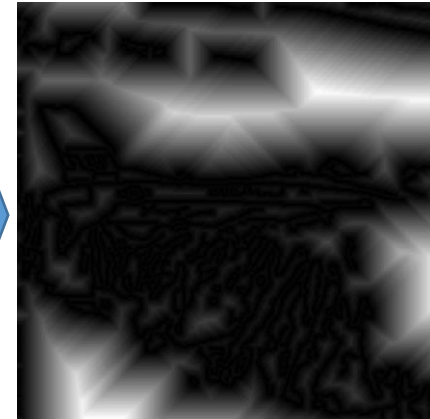
相違度の計算



移動量の計算



探索画像のエッジ画像



距離変換画像

探索画像の距離変換画像の作成

エッジ箇所を0, それ以外を最近傍のエッジ点からの距離の値を入れ距離変換画像を作成する.

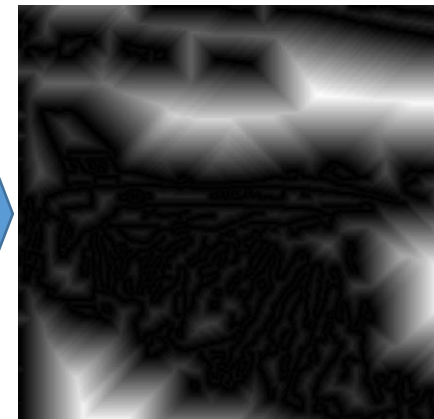
| | | | | |
|----------|----------|----------|----------|----------|
| ∞ | ∞ | ∞ | ∞ | ∞ |
| ∞ | 0 | 0 | ∞ | ∞ |
| ∞ | 0 | ∞ | ∞ | ∞ |
| ∞ | ∞ | ∞ | ∞ | ∞ |
| ∞ | ∞ | ∞ | ∞ | ∞ |

| | | | | |
|---|---|---|---|----------|
| 1 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 1 | 0 | 0 | 1 | 2 |
| 1 | 0 | 1 | 1 | 2 |
| 1 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 2 | 2 | 2 | 2 | ∞ |

- エッジ領域(赤点)からの最近傍の距離の値を代入する.



エッジ画像



距離変換画像

エッジマッチングの高速化

チャンファーマッチング (chamfer matching)

テンプレート・探索画像のエッジ点検出



探索画像の距離変換画像の作成



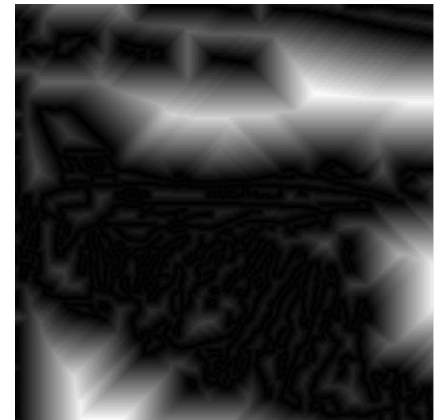
相違度の計算



移動量の計算



エッジ画像



探索画像の距離変換画像

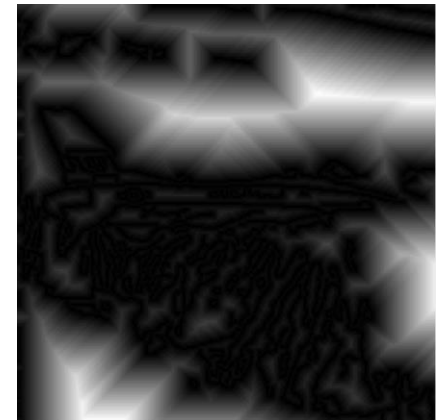
相違度の計算

テンプレートのエッジ画像 T_E と探索画像の距離変換画像 I_{DT} から相違度 S を求める。

$$S(x, y) = \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} T_E(i, j) I_{DT}(x + i, y + j)$$



エッジ画像



探索画像の距離変換画像

$S(x,y)$ は、テンプレートの各エッジ点から (x,y) だけシフトした距離変換画像における最近傍のエッジ点までの距離の合計を表している

エッジマッチングの高速化

チャンファーマッチング (chamfer matching)

テンプレート・探索画像のエッジ検出



探索画像の距離変換画像の作成



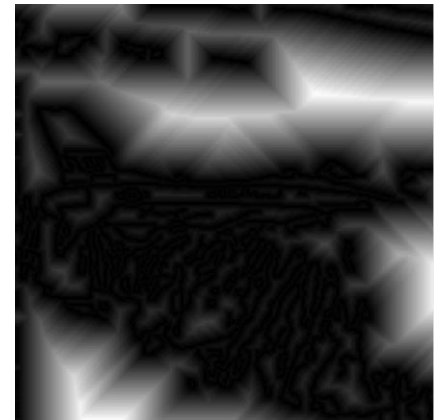
相違度の計算



移動量の計算



エッジ画像



探索画像の距離変換画像

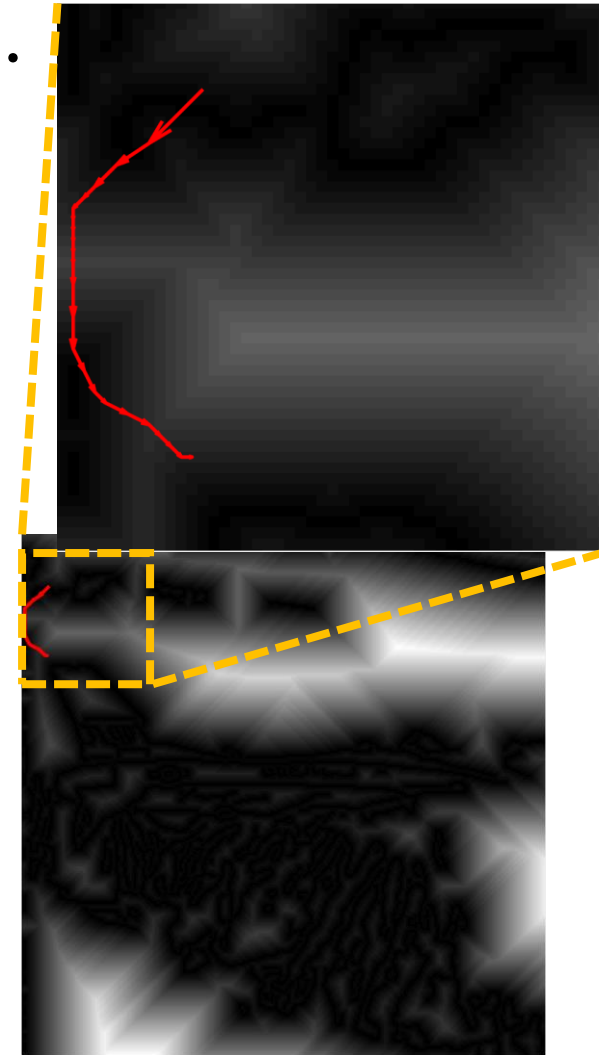
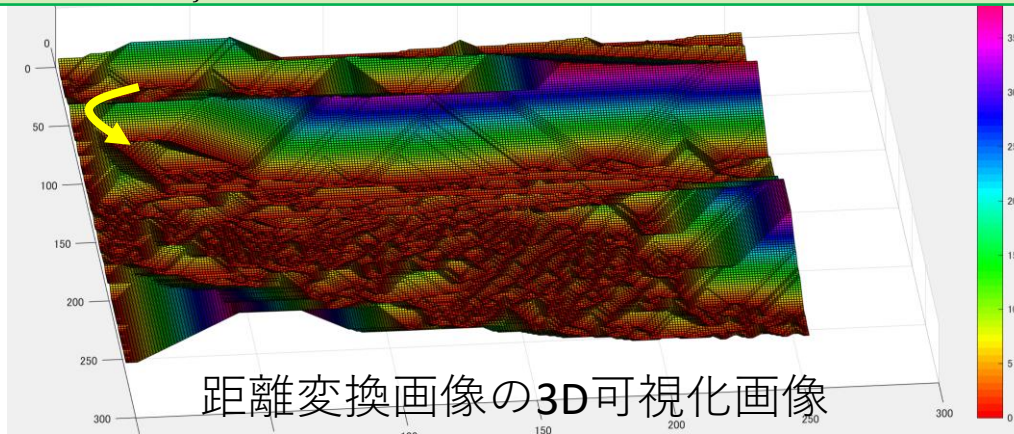
移動量の計算

$S(x,y)$ が谷底に降りるように移動する.

$$\frac{\partial}{\partial x} S(x, y) = \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} T_E(i, j) \frac{\partial}{\partial x} I_{DT}(x + i, y + j)$$

$$\frac{\partial}{\partial y} S(x, y) = \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} T_E(i, j) \frac{\partial}{\partial y} I_{DT}(x + i, y + j)$$

$$\text{grad}(S(x, y)) = \begin{pmatrix} \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} T_E(i, j) \frac{\partial}{\partial x} I_{DT}(x + i, y + j) \\ \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} T_E(i, j) \frac{\partial}{\partial y} I_{DT}(x + i, y + j) \end{pmatrix}$$



移動量の計算

$$\frac{\partial}{\partial x} S(x, y) = \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} T_E(i, j) \frac{\partial}{\partial x} I_{DT}(x + i, y + j)$$

$$\frac{\partial}{\partial y} S(x, y) = \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} T_E(i, j) \frac{\partial}{\partial y} I_{DT}(x + i, y + j)$$

$$\text{grad}(S(x, y)) = \begin{pmatrix} \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} T_E(i, j) \frac{\partial}{\partial x} I_{DT}(x + i, y + j) \\ \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} T_E(i, j) \frac{\partial}{\partial y} I_{DT}(x + i, y + j) \end{pmatrix}$$

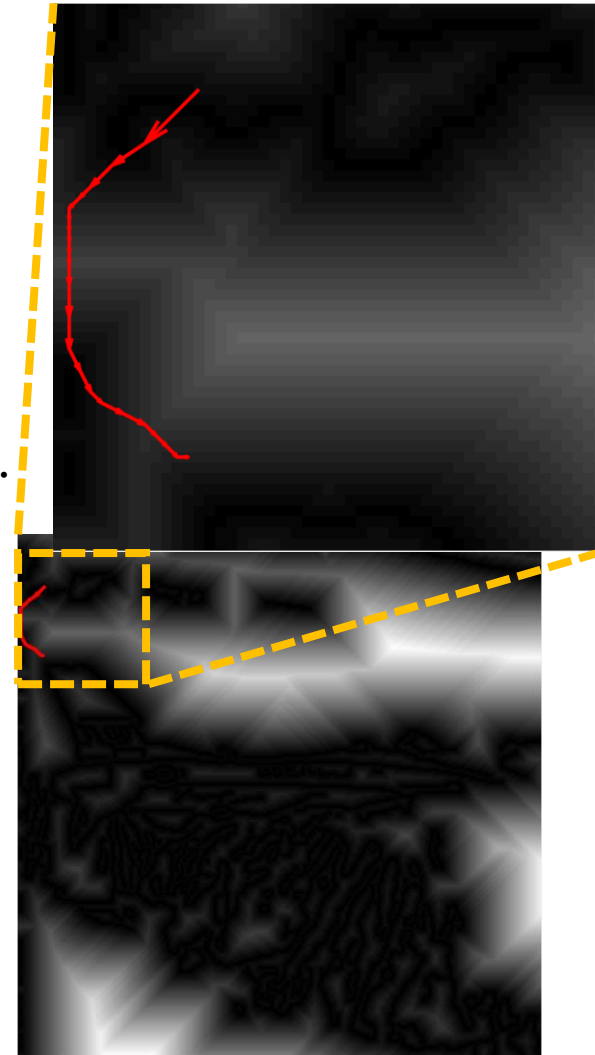
■ 移動後の座標

$$\begin{pmatrix} x_{n+1} \\ y_{n+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_n \\ y_n \end{pmatrix} - \alpha \text{grad}(S(x, y)), \quad \alpha \text{はステップ幅}$$

移動量の計算

$$\begin{pmatrix} x_{n+1} \\ y_{n+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_n \\ y_n \end{pmatrix} - \alpha \text{grad}(S(x, y)), \quad \alpha \text{はステップ幅}$$

適当な初期値から始め、相違度と移動量を計算し、計算した移動量分移動後、その位置で再度相違度と移動量を計算する。相違度、移動量が十分小さく(閾値以下)になったら終了。ただし、相違度が閾値以上の場合は初期値を変更して、上記を繰り返して探索を行う。全探索が必要ないため高速に探索可能であるが、局所解に陥る可能性があるため、初期値を粗密探索することで効率の良い探索が可能となる。



距離変換画像

練習問題14-1

7頁目に記述している類似度の最大値は幾ら？

テンプレートにはあるが、探索画像にないエッジ点の割合を30%とした場合に、この類似度の最大値は幾ら？

位置が一致するエッジ点の数を数えるよりも、エッジ点の勾配ベクトルの内積を足す方がロバスト性を高められる理由を述べよ