



講義内容

- マッチング(位置合わせ)の評価関数
 - 相互相関(正規化相互相関)
 - 2乗誤差
- オプティカルフロー



相関演算は以下の式で定義される。

$$g(x) = \int_{-\infty}^{\infty} h^*(\tau - x) f(\tau) d\tau$$

$$= h^*(x) \otimes f(x)$$

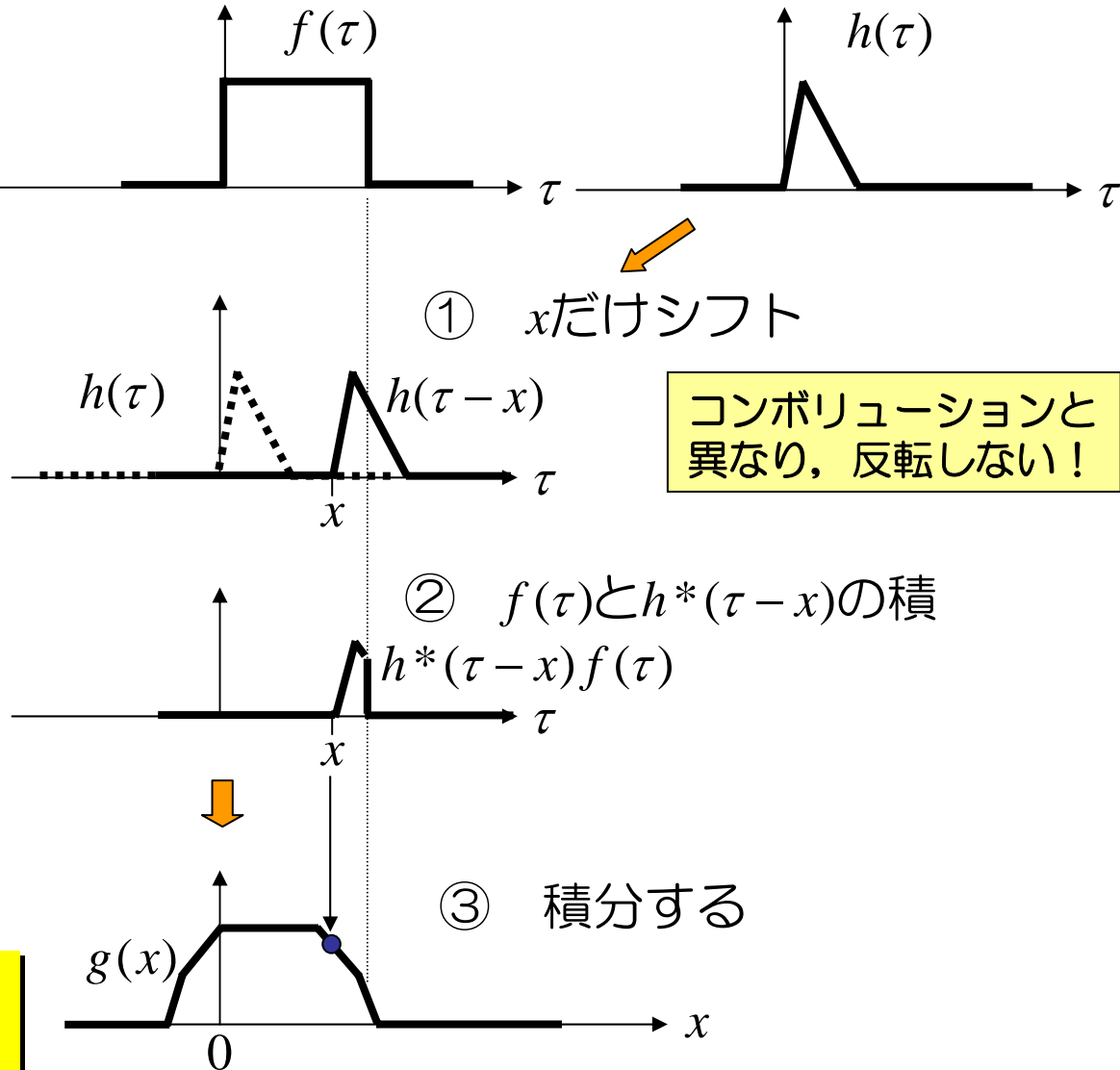
$g(x)$ を相関関数と呼ぶ。
(*印は複素共役を意味する)

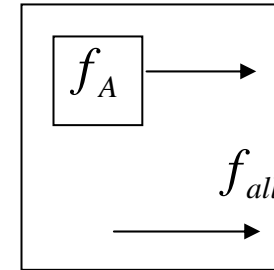
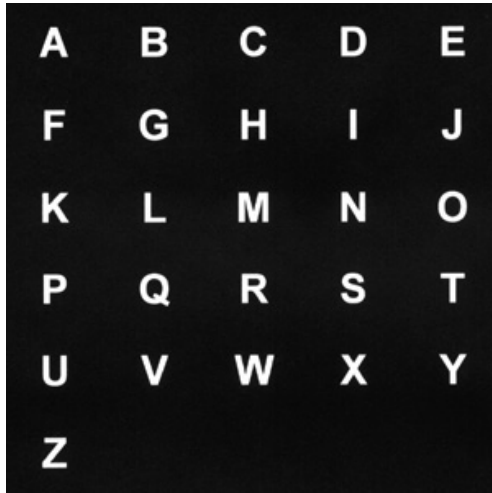
$h(x)$ が実関数なら

$$g(x) = \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau - x) f(\tau) d\tau$$

$$= h(x) \otimes f(x)$$

パターンマッチング，対応領域の検出などに利用される。





左の画像の中から、上の文字“A”を
相関演算を用いて探す。



2次元の相関演算

$$\begin{aligned} g(x, y) &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f_A(\xi - x, \eta - y) f_{all}(\xi, \eta) d\xi d\eta \\ &= f_A(x, y) \otimes f_{all}(x, y) \end{aligned}$$





相互相関(実関数の場合)を離散系で再定義:

$$I(x, y) = \sum_{\xi, \eta \in R} f_A(\xi - x, \eta - y) f_B(\xi, \eta)$$

正規化相互相関(NCC: normalized cross correlation):

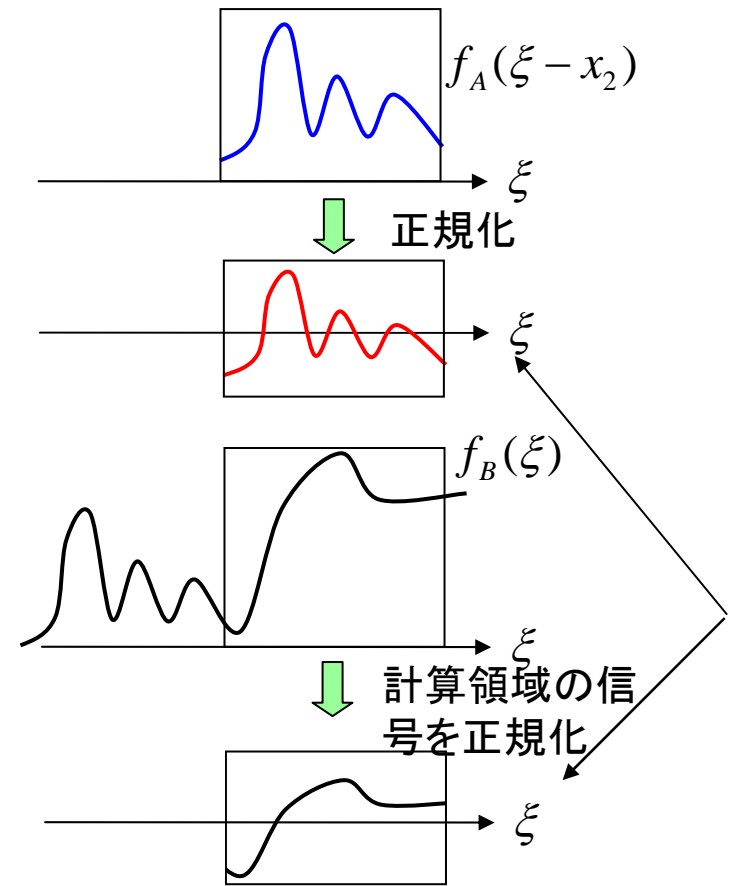
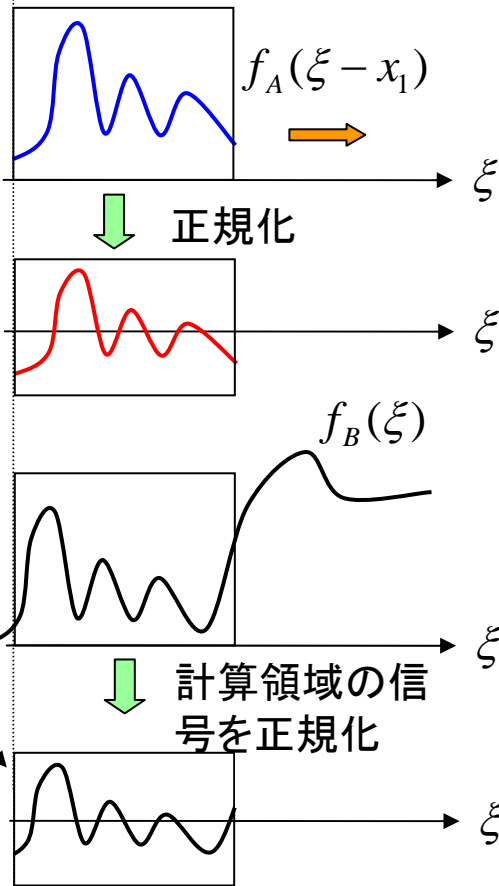
$$\begin{aligned} I_{NCC}(x, y) &= \frac{\sum_{\xi, \eta \in R} (f_A(\xi - x, \eta - y) - \bar{f}_A)(f_B(\xi, \eta) - \bar{f}_B)}{\sqrt{\sum_{\xi, \eta \in R} (f_A(\xi - x, \eta - y) - \bar{f}_A)^2} \sqrt{\sum_{\xi, \eta \in R} (f_B(\xi, \eta) - \bar{f}_B)^2}} \\ &= \sum_{\xi, \eta \in R} \frac{(f_A(\xi - x, \eta - y) - \bar{f}_A)}{\sqrt{\sum_{\xi, \eta \in R} (f_A(\xi - x, \eta - y) - \bar{f}_A)^2}} \cdot \frac{(f_B(\xi, \eta) - \bar{f}_B)}{\sqrt{\sum_{\xi, \eta \in R} (f_B(\xi, \eta) - \bar{f}_B)^2}} \\ &\equiv \sum_{\xi, \eta \in R} f_A^{(N)}(\xi - x, \eta - y) \cdot f_B^{(N)}(\xi, \eta) \longleftarrow \text{表現の定義} \end{aligned}$$

各計算領域において、平均画素値を引き、標準偏差で割った画像に対して相関の計算を行う。



正規化の効果

$$I_{NCC}(x, y) = \frac{\sum_{\xi, \eta \in R} (f_A(\xi - x, \eta - y) - \bar{f}_A)(f_B(\xi, \eta) - \bar{f}_B)}{\sqrt{\sum_{\xi, \eta \in R} (f_A(\xi - x, \eta - y) - \bar{f}_A)^2} \sqrt{\sum_{\xi, \eta \in R} (f_B(\xi, \eta) - \bar{f}_B)^2}}$$

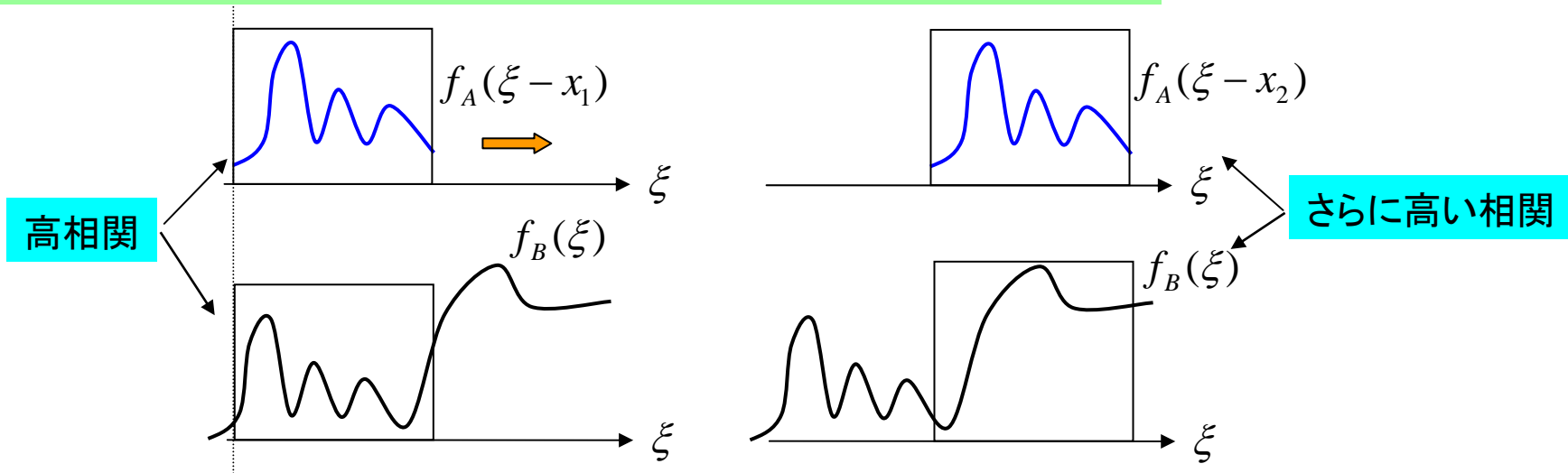




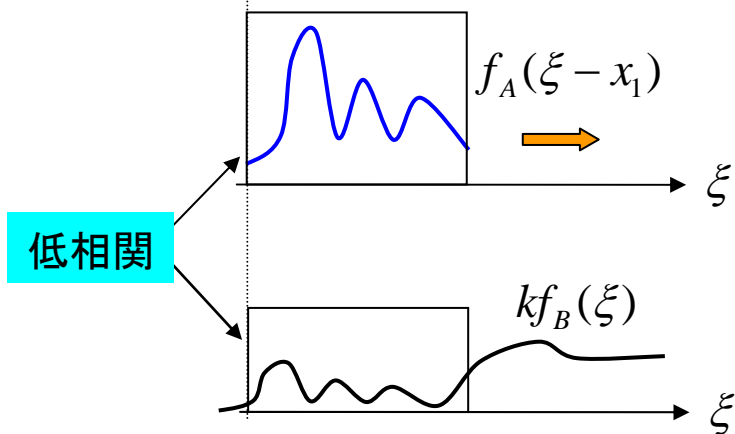
単なる相互相関を用いた場合の問題点

$$I(x, y) = \sum_{\xi, \eta \in R} f_A(\xi - x, \eta - y) f_B(\xi, \eta)$$

もともと濃淡パターン的一致していない部分でも高相関を与える場合がある



一方の画像の輝度が全体的に高くなる(低くなる)など変化してしまった場合に不正確となる





相互相関のベクトルの解釈

$$I(x, y) = \sum_{\xi, \eta \in R} f_A(\xi - x, \eta - y) f_B(\xi, \eta)$$

$$\{f_A(\xi - x, \eta - y), |(\xi, \eta) \in R\}$$

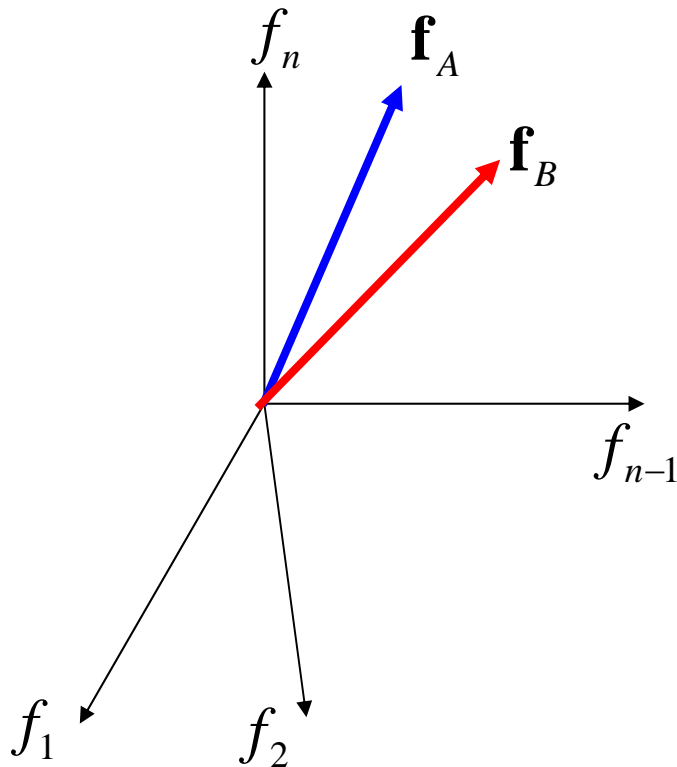
↓
1列に並べる

$$\mathbf{f}_A = [f_{A,1} \quad f_{A,2} \quad \cdots \quad f_{A,n}]$$

$$\{f_B(\xi, \eta), |(\xi, \eta) \in R\}$$

↓
1列に並べる

$$\mathbf{f}_B = [f_{B,1} \quad f_{B,2} \quad \cdots \quad f_{B,n}]$$



$I(x, y)$ はベクトルの内積演算に相当する.



正規化相互相関のベクトルの解釈

正規化相互相関は

$$g(x) = a \cdot f(x) + b, \quad a, b \text{ はある定数.}$$

で表される信号変動に対して頑健なマッチングが可能.



相互相関(離散系)

$$I(x, y) = \sum_{\xi, \eta \in R} f_A(\xi - x, \eta - y) f_B(\xi, \eta)$$

正規化相互相関(離散系)

$$I^{(N)}(x, y) = \sum_{\xi, \eta \in R} f_A^{(N)}(\xi - x, \eta - y) f_B^{(N)}(\xi, \eta)$$

2乗誤差の総和

$$D(x, y) = \sum_{\xi, \eta \in R} \{f_A(\xi - x, \eta - y) - f_B(\xi, \eta)\}^2$$

2乗誤差の総和

$$\begin{aligned} D(x, y) &= \sum_{\xi, \eta \in R} \{f_A(\xi - x, \eta - y) - f_B(\xi, \eta)\}^2 \\ &= \sum_{\xi, \eta \in R} \{f_A(\xi - x, \eta - y)\}^2 \\ &\quad + \sum_{\xi, \eta \in R} \{f_B(\xi - x, \eta - y)\}^2 \\ &\quad - 2 \sum_{\xi, \eta \in R} f_B(\xi - x, \eta - y) f_B(\xi, \eta) \end{aligned}$$



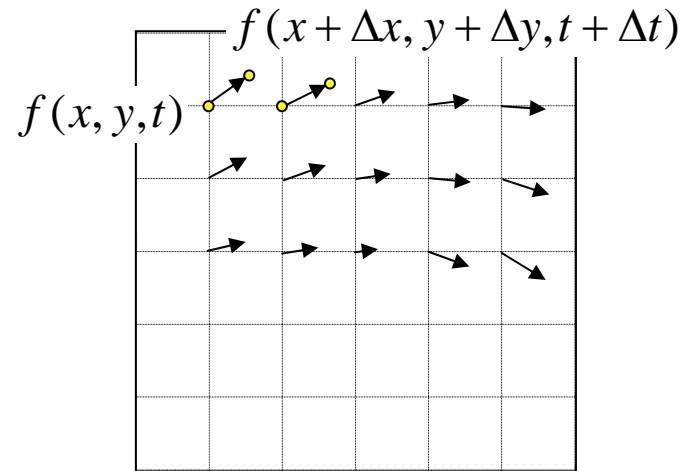
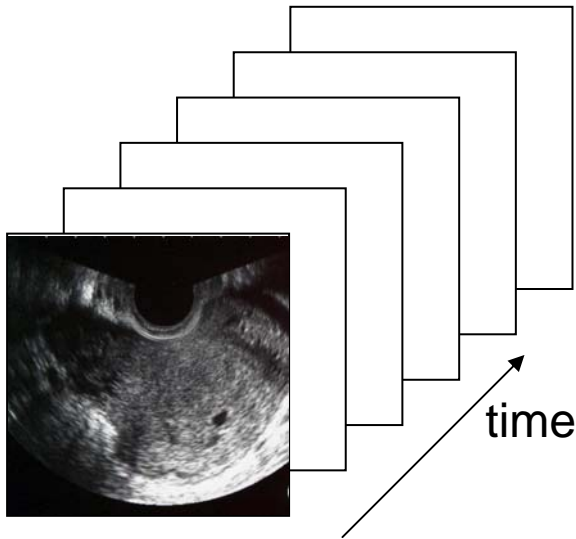
講義内容

- マッチング(位置合わせ)の評価関数
 - 相互相関(正規化相互相関)
 - 2乗誤差
- オプティカルフロー

勾配法: 被写体の動きを動画像の時空間微分から推定するための方法

特徴:

対応点(特徴点)の検出を行うことなしに、
各局所領域の移動先を求める。



欠点

次のような場合には精度が悪い

- ・濃度変化の少ない被写体
- ・急激な濃度変化のある被写体(エッジ部分など)



1次元での説明

- 仮定
1. 物体上の点の明るさは移動後も変化しない.
 2. 画素値の空間的な変化は緩やかである.

仮定1より,

$$f(x, t) = f(x + \Delta x, t + \Delta t)$$

右辺をテイラー展開すると

$$f(x + \Delta x, t + \Delta t) = f(x, t) + \frac{\partial f}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial f}{\partial t} \Delta t + \varepsilon$$

ここで ε は高次の項であるがこれを無視し、両辺を Δt で割り、 $\Delta t \rightarrow 0$ とすると

$$\frac{\partial f}{\partial x} v + f_t = 0 \quad \text{ただし} \quad v = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\Delta x}{\Delta t} = \frac{dx}{dt}$$

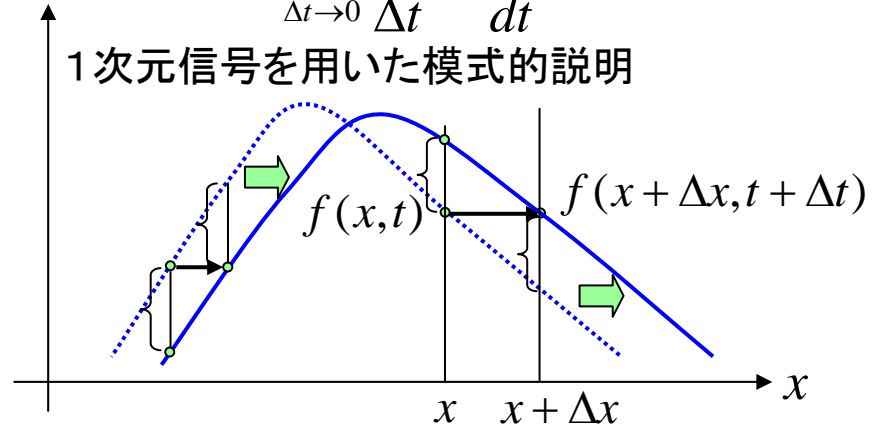
ここで,

$$\begin{cases} \frac{\partial f}{\partial x} : \text{位置} x \text{での画素値の微係数} \\ f_t : \text{位置} x \text{での画素値の時間変化量} \end{cases}$$

であり、動画像より算出可能である。これを用いて上の方程式を解けば、 v が得られる。

$$v = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\Delta x}{\Delta t} = \frac{dx}{dt}$$

1次元信号を用いた模式的説明



注目画素近傍の小領域内各点でオプティカルフロー v が等しいと仮定できるなら、以下の式を満たす v を回帰分析により求める方が安定している。

$$\sum_{r \in R} \left[\frac{\partial}{\partial x} f(x, t) v + \frac{\partial}{\partial t} f(x, t) \right]^2 \rightarrow \min.$$



2次元での説明

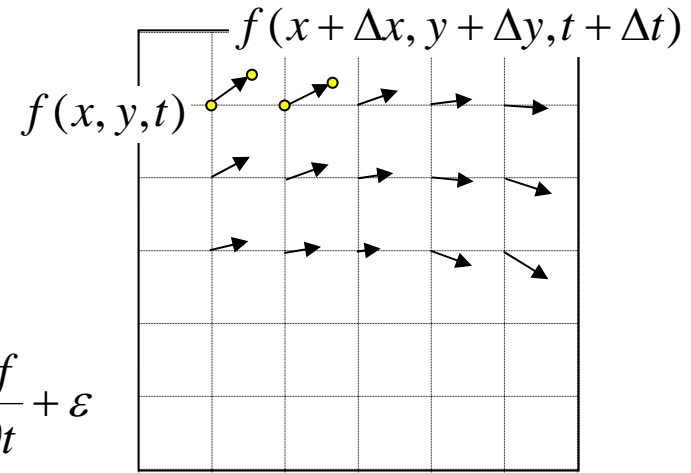
- 仮定 1. 物体上の点の明るさは移動後も変化しない.
 2. 画素値の空間的な変化は緩やかである.

仮定1より,

$$f(x, y, t) = f(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t)$$

右辺をテイラー展開すると

$$f(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) = f(x, y, t) + \Delta x \frac{\partial f}{\partial x} + \Delta y \frac{\partial f}{\partial y} + \Delta t \frac{\partial f}{\partial t} + \varepsilon$$



ここで ε は高次の項であるがこれを無視し, 両辺を Δt で割り, $\Delta t \rightarrow 0$ とすると

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} + f_t = (\nabla f)^t \mathbf{u} + f_t = 0 \quad \text{ここで} \quad \mathbf{u} = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} dx/dt \\ dy/dt \end{bmatrix}$$

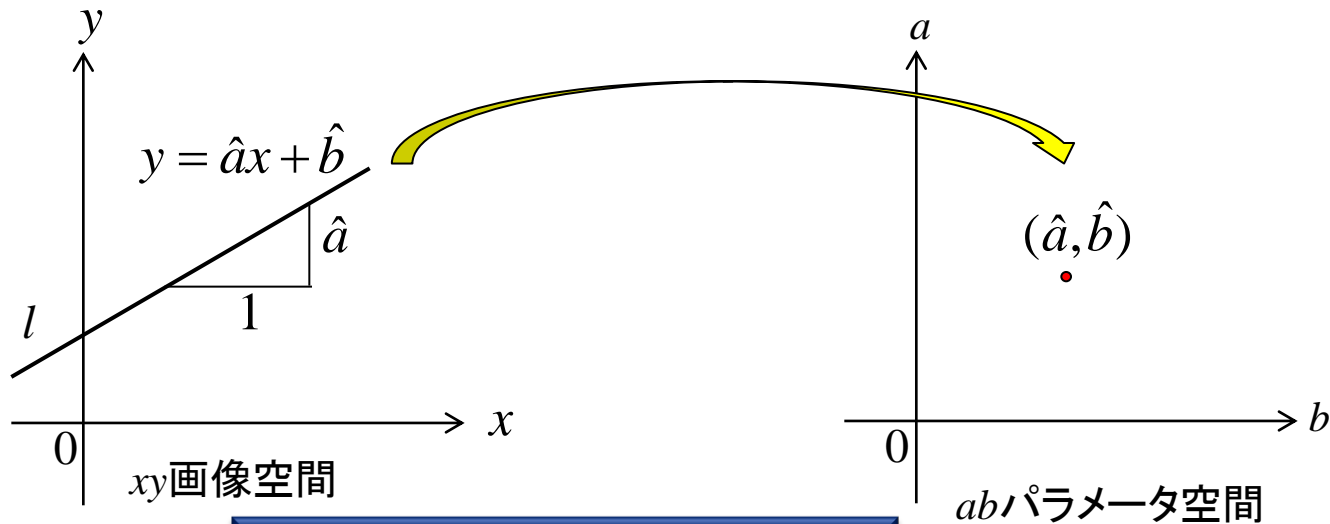
ここで求めたいのは変位ベクトル \mathbf{u} であり, f の x や y での偏微分はその位置での差分, また f_t は位置 (x, y) でのフレーム間差分により得られる. 実際には, 注目画素位置の近傍の小領域 R で, 以下の式を満たす \mathbf{u} を回帰分析により求める方法が考えられる.

$$E = \sum_{r \in R} ((\nabla f)^t \mathbf{u} + f_t)^2$$

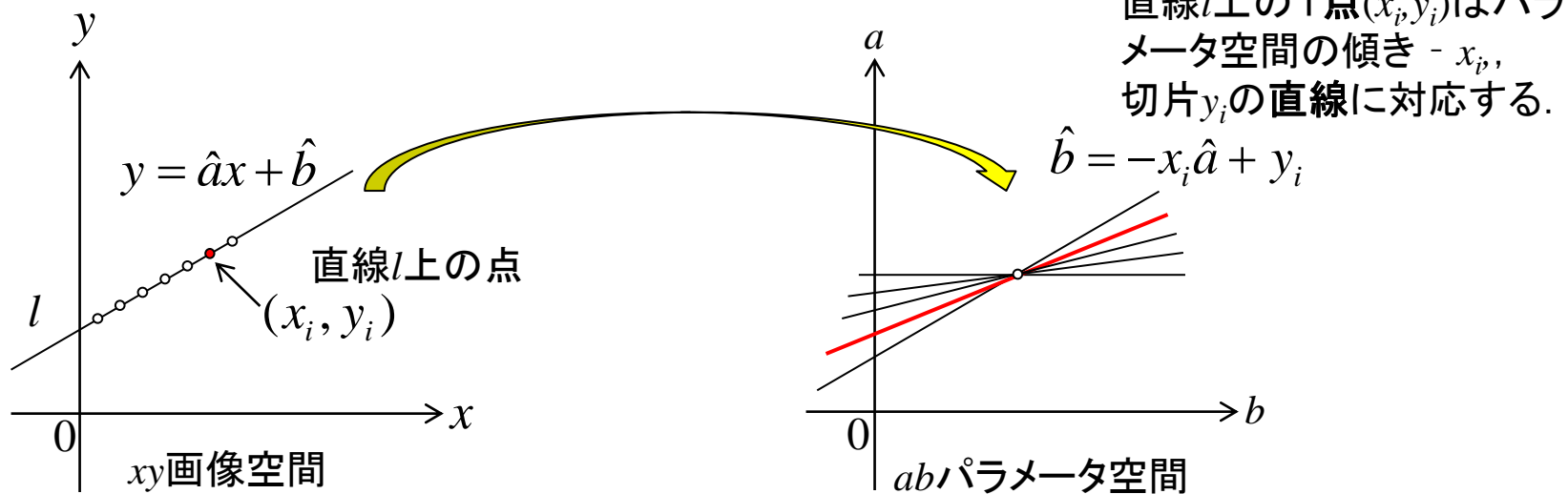
3次元の場合も同様に考え方で変位ベクトルが求まる.

ハフ変換 (Hough transform) 図形要素の抽出

画像中から直線や円など、特定の図形要素を抽出する手法

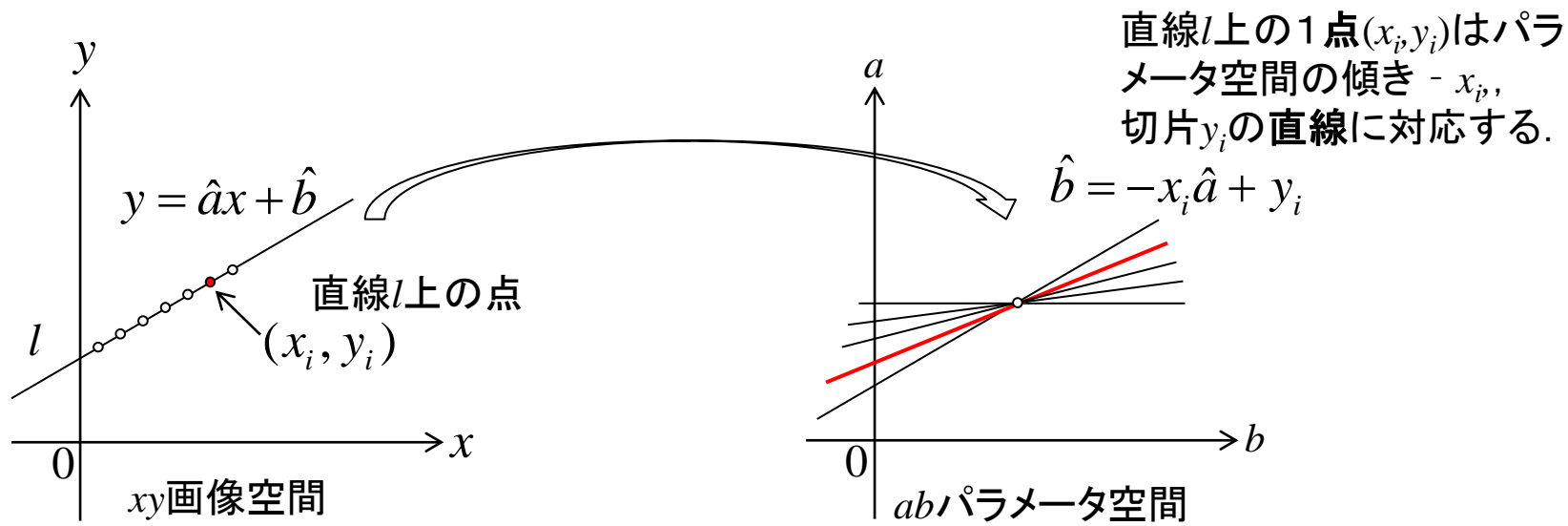


直線 l の ab パラメータ空間への写像



直線 l 上の点の ab パラメータ空間への写像

ハフ変換 (Hough transform) 図形要素の抽出



直線 l 上の点の ab パラメータ空間への写像

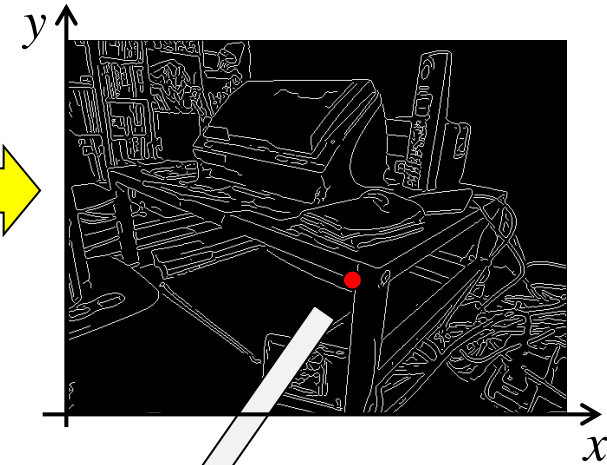
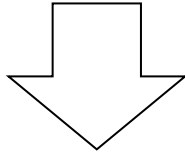
ハフ変換 直線 l 上の多数の点をパラメータ空間に変換し, この空間上で直線の交差する点の座標を検出すれば, xy 画像空間中の直線を決定することができる.

利点

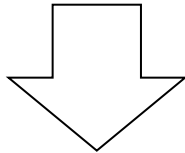
エッジ検出などの処理によって直線が完全に検出できず, 線がとぎれていても, 直線を検出できる.

ハフ変換の具体的な手順

画像のエッジ抽出処理

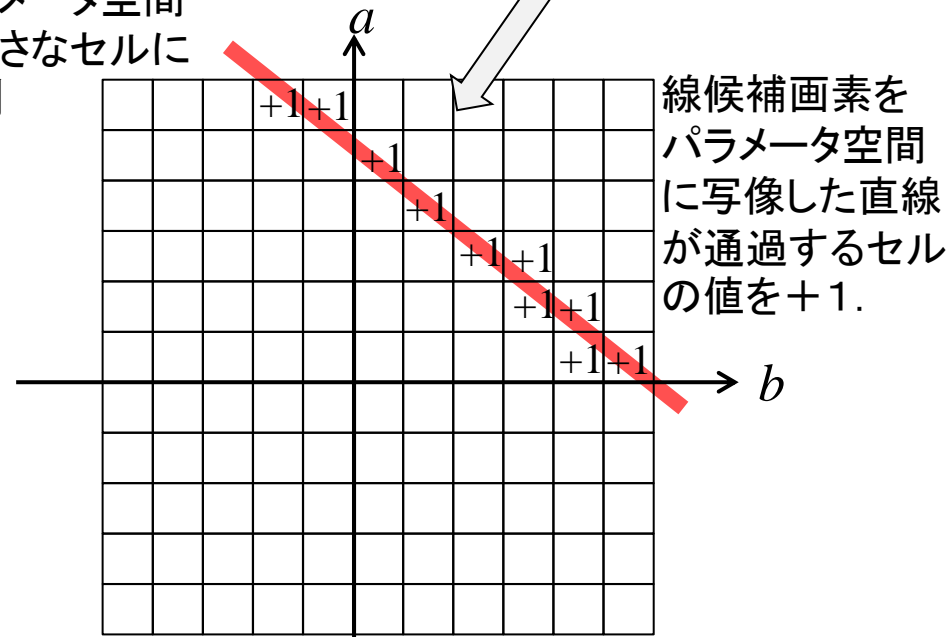


エッジの各画素をパラメータ空間へ投票(voting)



パラメータ空間での投票度数の最大値検出(あるいは複数の局所最大値検出)

パラメータ空間を小さなセルに分割

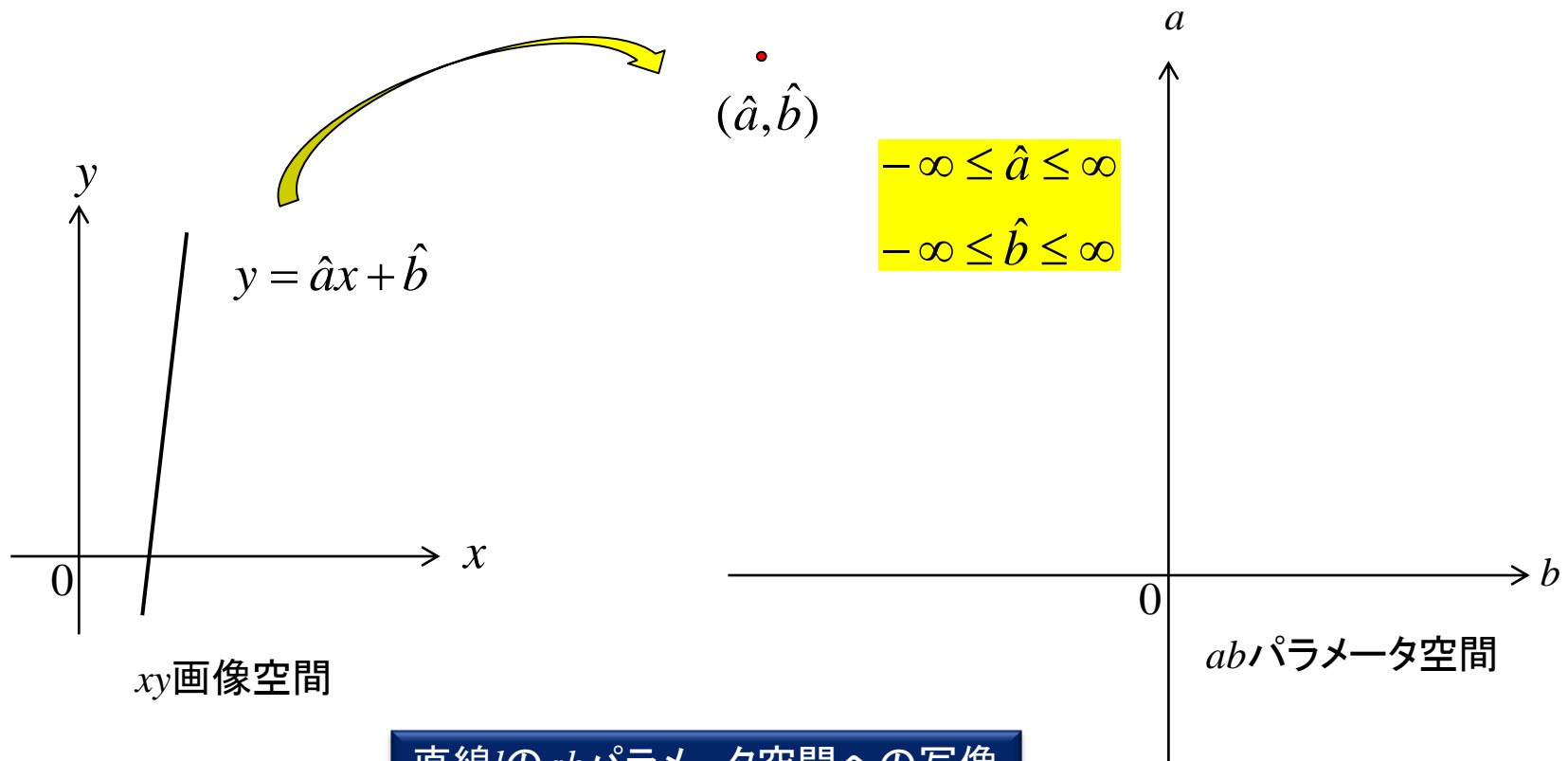


結果として、パラメータ空間の各セルは直線が通過した回数を値としてもつ(投票度数という).

$y=ax+b$ の表現における問題点

$y = \hat{a}x + \hat{b}$ を用いてパラメータを算出する場合の問題

パラメータの範囲が $-\infty$ から $+\infty$ になってしまう.

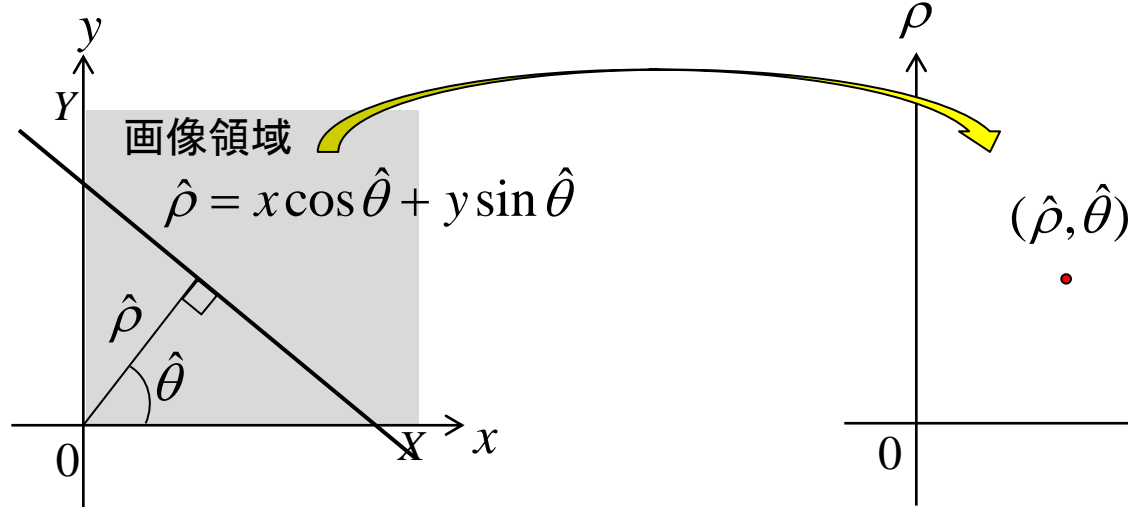


直線 l の ab パラメータ空間への写像

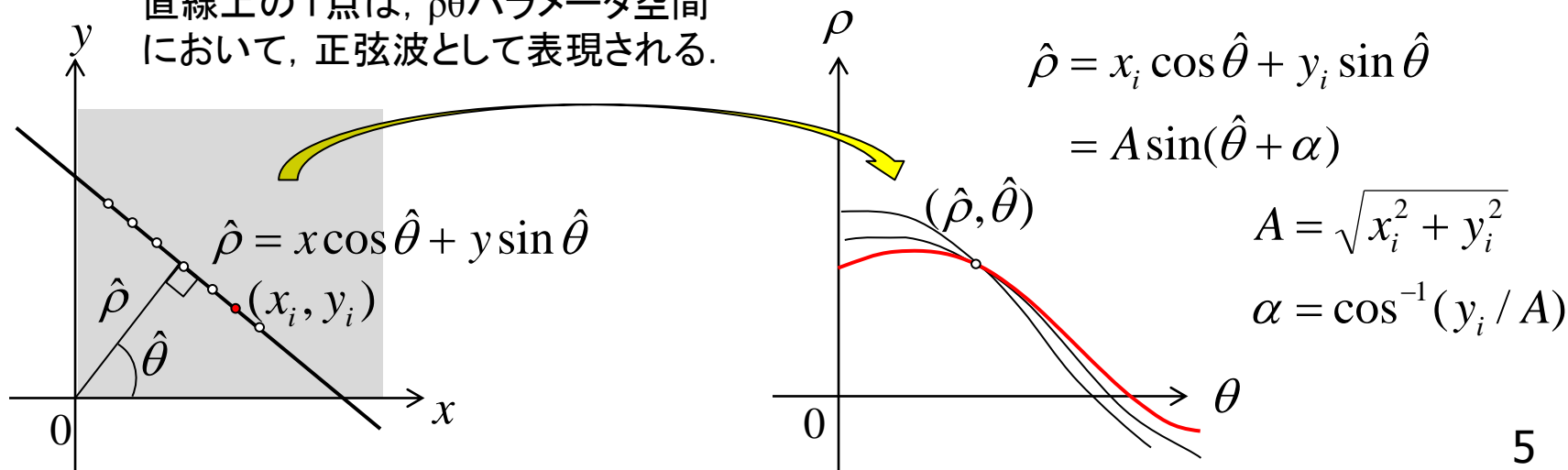
DudaとHartのHough変換

直線を，原点からの距離と法線の角度
をパラメータとして表現する。

$$[\cos \hat{\theta} \quad \sin \hat{\theta}] \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \hat{\rho} = \text{const.}$$



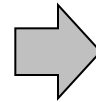
直線上の1点は， $\rho\theta$ パラメータ空間
において，正弦波として表現される。



直線成分の検出例



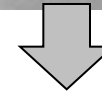
原画像(カラー画像)



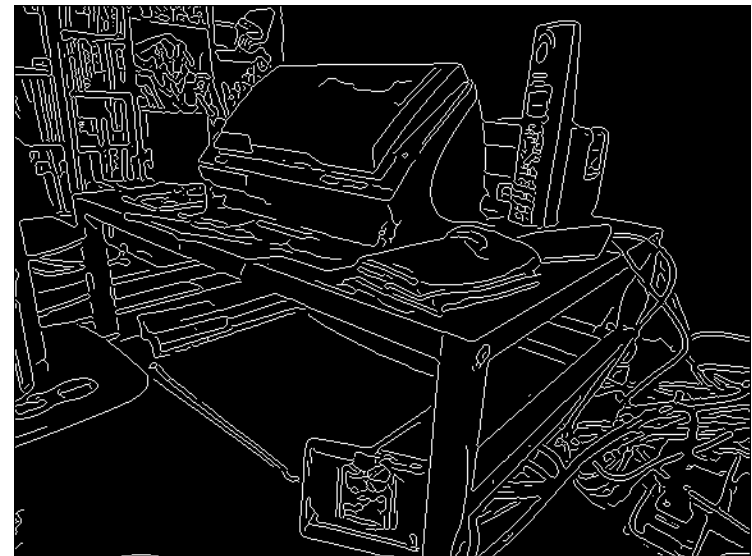
モノクロ画像
へ変換
(ここでは
G成分利用)



モノクロ画像

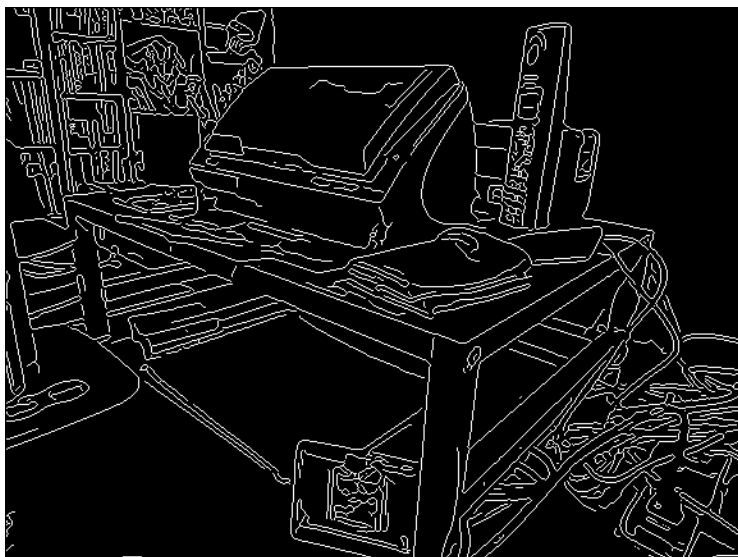


Cannyオペレータにより
エッジ成分を抽出・2値化



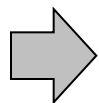
エッジ画像

直線成分の検出例(つづき)

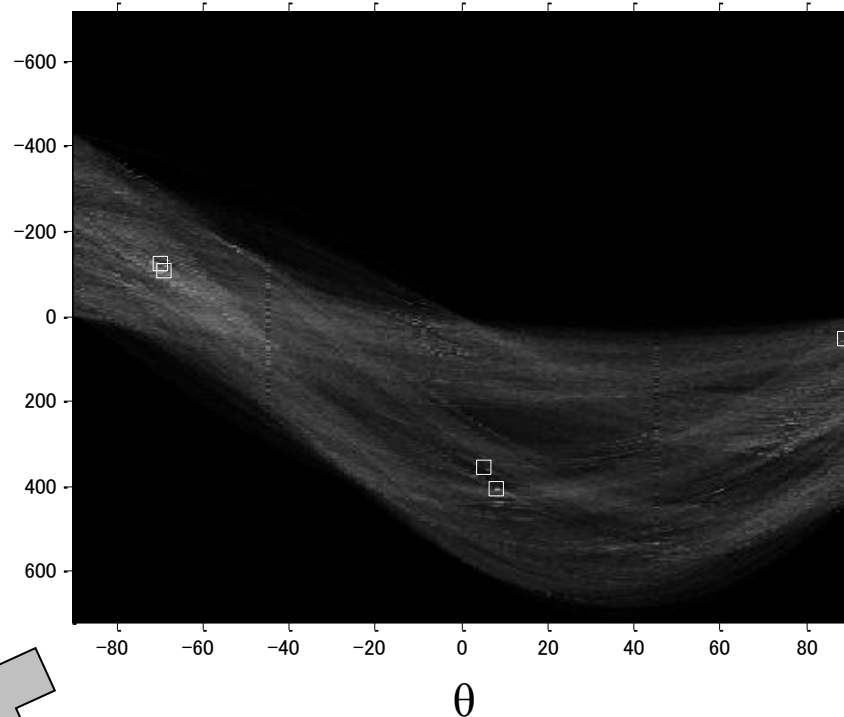


エッジ画像

ハフ
変換



ρ



局所最大値を
大きい順に5個抽出.

5本の直線上の画素のうち、実際にエッジとして抽出されている線分を抽出.

