

Gradient型超高速Hough変換アルゴリズム

沼田 宗敏 *

** ㈱ロゼフテクノロジー

興水 大和 **

** 中京大学教養部

gradientの傾きを利用した、従来のHough 変換に比べ約 100倍速い直線群検出方法について述べる。本研究では、まず理想的なステップエッジの持つgradientの傾きの範囲が、直線の垂角 θ 、エッジ検出オペレータの種類 β 、微分絶対値の閾値 R によって変化する事を示す。次にエッジ検出オペレータをうまく選び、エッジ検出の際に非極大点抑制処理を施す事により、閾値 R と直線の垂角 θ に依存する事なくgradientの傾きが $\pm 2^\circ$ のパラッキ内で求まる事を示す。これによって Hough変換における θ の探索範囲に $\pm 2^\circ$ の制限を加える事が出来、非常に高速な Hough変換を行う事が出来る。

A Fast Hough Algorithm Controlled by the Edge Gradient Vector.

Munetoshi Numada *

Hiroyasu Koshimizu **

* Lossev Technology Corp, 1331-1, Fukuno-machi, Toyama, 939-15 Japan

** Faculty of Liberal Arts, Chukyo University 101 Tokodate, Kaizu-cho, Toyota, 470-03, Japan

A fast Hough transform method is proposed. This fast algorithm is based on the direction of the gradient vector ϕ of the edge point in order to reduce the $\theta - \rho$ Hough Parameter Space to be accumulated. Because of the estimation stability of ϕ , Sobel operator is adapted for this system. Then the allowance of gradient vector direction is $\pm 2^\circ$. In the same time the edge points are reduced to about 1/2 by non-maximum suppression. As a result, the computing cost is reduced to about 1/100 of the traditional Hough transform method.

1. まえがき

画像上の直線を検出する代表的な手法としてHough 変換がある。これは最初 Hough⁽¹⁾ が傾き一切片座標系において直線検出する手法を提案したのが最初で、Duda & Hart⁽²⁾⁽³⁾ はこれを $\theta - \rho$ 平面に置き換えて直線検出する方法を示した。パラメータ用メモリ削減という観点からは、興水⁽⁴⁾ はさらにこれを一次元配列で処理できる HCGA アルゴリズムと SWGA アルゴリズムを提唱した。興水は特に、直線の傾きが概知の場合における簡易型アルゴリズムに言及しており、 θ 軸方向分割数 K に対し概ね K 倍の高速化が実現できるとしている。

ところで画像上の直線の傾きは、エッジ検出オペレータを用いて得られる gradient の傾きによりある程度予測がつき、計算コストを無視すれば Hueckel オペレータ⁽⁵⁾ や拡張 Sobel オペレータ⁽⁶⁾ を用いれば、かなり精度の高いエッジの方向を求める事もできる。すなわちエッジの方向を利用し、求める直線の傾きに制限を加えれば、Hough 変換の計算コストは大きく改善されよう。このような試みは既に Clowes⁽⁷⁾ らがなしており、 θ の制限を $\pm 5^\circ$ 程度とした。

本論文では、まず従来の Gradient 型 Hough 変換の概要について述べた後、エッジ検出オペレータをうまく選びエッジ候補点列に対する非極大点抑制処理と gradient の傾きの平均値関数 $\bar{\theta}(\theta)$ の導入によって、 $\pm 2^\circ$ 以内の誤差で直線の傾きが検出できる事を示す。次にそれを用いた Gradient 型超高速 Hough 変換アルゴリズムを提案し、最後に適用事例も示す。

2. 従来の Gradient 型 Hough 変換の概念

Perkins and Binford⁽⁸⁾, O'Gorman and Clowes⁽⁷⁾, Dudani and Luk⁽⁹⁾ らは、Hough 変換における直線の傾き検出に Gradient の傾きを利用した。

図1のように、 $x - y$ 平面に直線 l を境界として、白と黒のパターンがあるとする。そして直線 l 上の画素 (i, j) のグレイレベルを $f(i, j)$ 、Gradient を $g(i, j)$ とする。ここで画素 (i, j) の gradient

の傾きを $\theta(i, j)$ で表す事にすれば、 $\theta(i, j) = \tan^{-1}(\Delta y f(i, j) / \Delta x f(i, j))$ となり、これは垂角 θ にほぼ等しい。ここに垂角 θ は、原点 O から、直線 l への垂線と x 軸とのなす角である。もしも垂角 θ と gradient の傾き $\theta(i, j)$ とが正確に一致すれば、画素 (i, j) は Hough 変換の式

$$\rho = i \cdot \cos \theta + j \cdot \sin \theta \quad (1)$$

による点 (θ, ρ) へと変換され、同じ直線上の画素であれば変換される点は同一点 (θ_0, ρ_0) となる。しかし通常は、 θ と $\theta(i, j)$ とは正確に一致しないので、 $\theta - \rho$ 平面の θ 軸の目盛り間隔を粗くして角度検出精度を落としたり、gradient の傾き $\theta(i, j)$ にある幅 $\Delta \theta$ を持たせて (1) 式を計算したりしている。

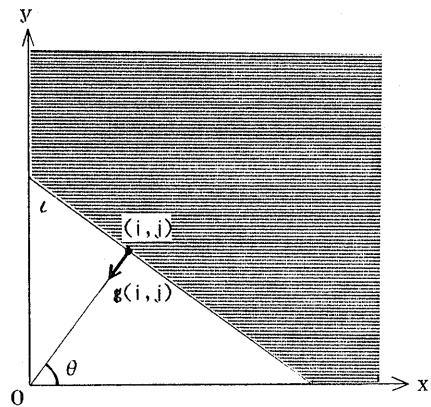


図1 X-Y 平面のステップエッジ

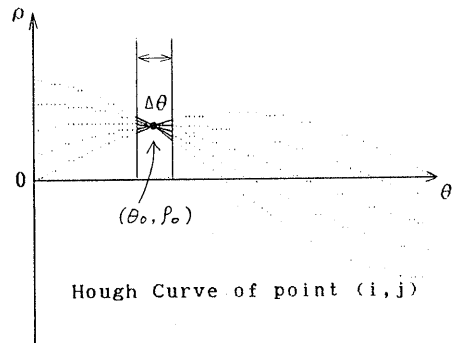


図2 $\theta - \rho$ 平面への変換

3. エッジ検出のモデル

3-1. 画素のモデル

図3のように格子状の画素を考える。モデルでは、ある画素 (i, j) のグレイレベル $f(i, j)$ は、理想的なステップエッジに切られた明るい領域の面積 $S(i, j)$ に依存するものとしている。すなわち、 a を基準レベル、 α をコントラスト、 S を画素の面積として、

$$f(i, j) = a + \alpha \cdot S(i, j) / S \quad (2)$$

であるが、問題を簡単にする為に、 $\alpha = 1, S = 1$ に定める。つまり、

$$f(i, j) = a + S(i, j) \quad (2)'$$

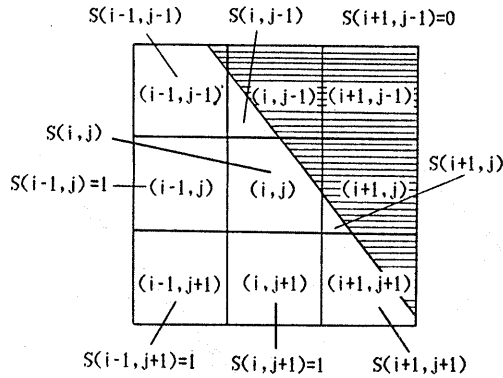


図3 画素のモデル

3-2. gradientの傾き $\theta(i, j)$ のモデル

gradientの傾き $\theta(i, j)$ は、

$$\theta(i, j) = \tan^{-1}(\Delta_y f(i, j) / \Delta_x f(i, j)) \quad (3)$$

で定義される。

ここに、

$$\Delta_x f(i, j) = f(i+1, j-1) + \beta \cdot f(i+1, j) + f(i+1, j+1) - (f(i-1, j-1) + \beta \cdot f(i-1, j) + f(i-1, j+1))$$

$$\Delta_y f(i, j) = f(i-1, j+1) + \beta \cdot f(i, j+1) + f(i+1, j+1) - (f(i-1, j-1) + \beta \cdot f(i, j-1) + f(i+1, j-1))$$

(4)

と定める。

β は、エッジ検出オペレータを決定する定数で、Prewitt オペレータでは、 $\beta = 1$ 、Sobel オペレータでは、 $\beta = 2$ に相当する。

同様に、

$$\Delta S(i, j) = S(i+1, j-1) + \beta \cdot S(i+1, j) + S(i+1, j+1) - (S(i-1, j-1) + \beta \cdot S(i-1, j) + S(i-1, j+1))$$

$$\Delta S(i, j) = S(i-1, j+1) + \beta \cdot S(i, j+1) + S(i+1, j+1) - (S(i-1, j-1) + \beta \cdot S(i, j-1) + S(i+1, j-1))$$

(5)

も定義する。

(2)', (3), (4), (5)式より、

$$\theta(i, j) = \tan^{-1}(\Delta_y S(i, j) / \Delta_x S(i, j)) \quad (6)$$

が成立する。

また、

$$|g(i, j)| = |\Delta_x f(i, j)| + |\Delta_y f(i, j)| = |\Delta_x S(i, j)| + |\Delta_y S(i, j)| \quad \text{とする。} \quad (7)$$

3-3. gradientの傾きの分布

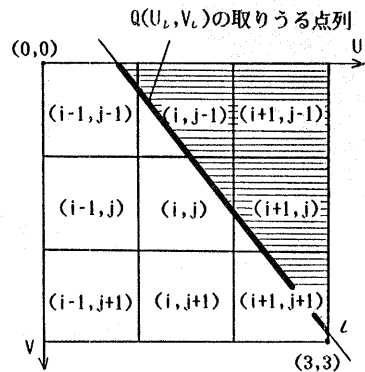


図4 エッジ検出のモデル

さて、直線の垂角 θ をエッジ検出オペレータの gradientの傾きを用いて推測する場合には、その gradientの傾きがどの程度バラつくかを考察してみよう。

今、注目画素 (i, j) を中心とする 3×3 マスクにおいて、画素 $(i-1, j-1)$ の左上端を原点とする $U-V$ 相対座標系を作る。1画素の大きさは、 1×1 とする。ここに直線 l の垂角を θ 、直線上のある点を $Q(U_l, V_l)$ とした時、直線 l がマスク内を通る条件は、

$0 < U_L < 3$ 且つ $0 < V_L < 3$ である。 (8)

さて、相対座標系上の点 $Q(U_L, V_L)$ を直線 l が通過しマスクを白と黒のパターンに分割しているとする。そして、微分絶対値の閾値 R 及び直線の垂角 θ 、点 $Q(U_L, V)$ によって決まる gradient の傾きを $\theta_{ij}^{(\theta)}$ (U_L, V_L) とし次のように定める。

$|g(i, j)| \geq R$ が成立する時

$$\theta_{ij}^{(\theta)}(U_L, V_L) = \tan^{-1}(\Delta_y S(i, j) / \Delta_x S(i, j))$$

$|g(i, j)| < R$ の時

$$\theta_{ij}^{(\theta)}(U_L, V_L) \text{ は存在しない。} \quad (9)$$

ここで、gradient の傾き $\theta(i, j) = \theta_{ij}^{(\theta)}(U_L, V_L)$ が (8) の条件下でどのような分布をするか R と NMS (1 の時エッジ候補点列に対する非極大点抑制あり、0 の時なし) を変えてシミュレーションを行った。但し、エッジ検出オペレータは、 $\beta = 2$ の Sobel オペレータとした。結果を図(5) に示す。なお、図では θ の範囲を $0 \sim 45^\circ$ に限定してあるが、

$\theta = 45^\circ \sim 90^\circ$ の時は、 $\theta_{ij}^{(\theta)}(U_L, V_L) = 90^\circ - \theta_{ij}^{(90-\theta)}(U_L, V_L)$

$\theta = 90^\circ \sim 135^\circ$ の時は、 $\theta_{ij}^{(\theta)}(U_L, V_L) = 90^\circ + \theta_{ij}^{(\theta-90)}(U_L, V_L)$

$\theta = 135^\circ \sim 180^\circ$ の時は、 $\theta_{ij}^{(\theta)}(U_L, V_L) = 180^\circ - \theta_{ij}^{(180-\theta)}(U_L, V_L)$

である。

垂角 θ が与えられている時の gradient の傾き $\theta(i, j)$ の幅 $D(\theta) = \text{MAX}_{U_L, V_L}(\theta_{ij}^{(\theta)}(U_L, V_L)) - \text{MIN}_{U_L, V_L}(\theta_{ij}^{(\theta)}(U_L, V_L))$ は、非極大点抑制なし(NMS=0) の時は、 R が大きくなるにつれて単調減少し、 $R=4$ の時に最小値 3.6° をとる。なお閾値が $R=4$ を越えると、垂角 θ の値によっては、gradient の傾き $\theta_{ij}^{(\theta)}(U_L, V_L)$ が全く存在しない場合があるので $0 \leq R \leq 4$ に定めている。また非極大点抑制あり(NMS=1) の時は、 $0 \leq R \leq 4$ では R の値によらず最小値 2.9° を取る。

これより、 $\theta(i, j)$ のバラツキを小さくするには非極大点抑制処理が有効である事がわかる。 (図6)

3-4. マスクオペレータの傾き検出精度

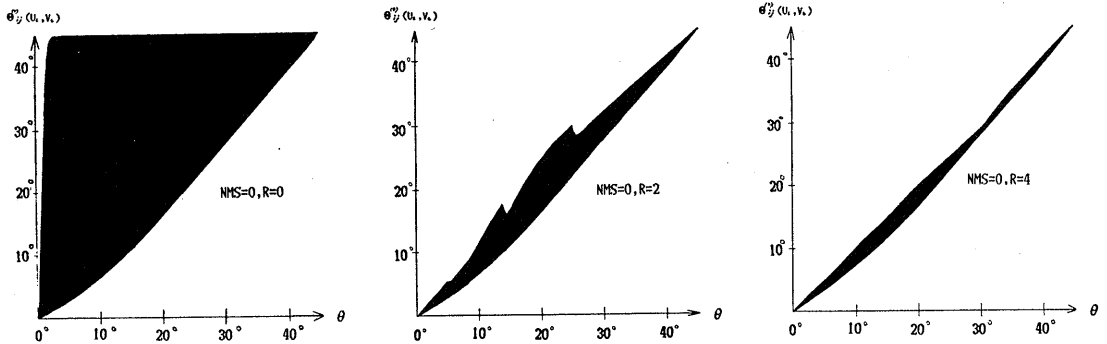


図5-a NMS=0 の時の $\theta_{ij}^{(\theta)}(U_L, V_L)$ の分布 ($\beta=2$)

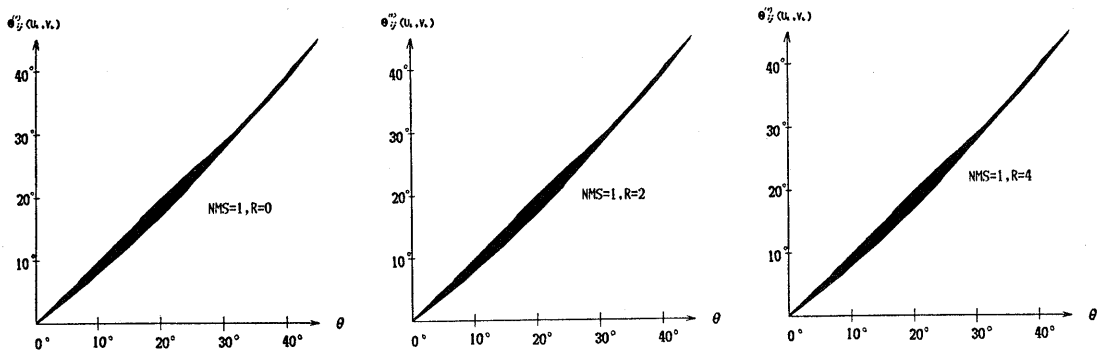


図5-b NMS=1 の時の $\theta_{ij}^{(\theta)}(U_L, V_L)$ の分布 ($\beta=2$)

非極大点抑制ありの場合でオペレータ決定定数 β を変化させた時のgradientの傾きの幅 $D(\theta)$ がどうなるかを図7に示す。Prewitt オペレータ ($\beta=1$) よりはSobel オペレータ ($\beta=2$) の方が優れており、 $\beta=1.6$ の時に $\text{MAX}(D(\theta))$ は最小となる。

3-5.gradientの傾き $\theta(i,j)$ の分布の平均値

オペレータ決定定数 β が2、非極大点抑制ありで垂角 θ が与えられている時、gradientの傾きの分布の中心

$$\bar{\theta}(\theta) = \int_0^{\theta} \int_0^{\theta} \theta_{ij}^{(g)}(U,V) dudv \quad (10)$$

で与えられる(左辺では i,j 省略)

この関数のグラフを図8に示す。

また、 $\bar{\theta}(\theta)$ と $\theta_{ij}^{(g)}(U,V)$ との差の最大値関数である $\delta(\theta)$ を、 $\delta(\theta) = \text{MAX}_{U,V}(\bar{\theta}(\theta) - \theta_{ij}^{(g)}(U,V))$ (11)

と定める。(図9) なお、

$$\theta = 45^\circ \sim 90^\circ \text{ の時は、 } \delta(\theta) = \delta(90^\circ - \theta)$$

$$\theta = 90^\circ \sim 135^\circ \text{ の時は、 } \delta(\theta) = \delta(\theta - 90^\circ)$$

$$\theta = 135^\circ \sim 180^\circ \text{ の時は、 } \delta(\theta) = \delta(180^\circ - \theta)$$

が成立する。

$\delta(\theta)$ は $\theta = 15.5^\circ, 74.5^\circ, 105.5^\circ, 164.5^\circ$ のとき最大値 1.9° を取る。

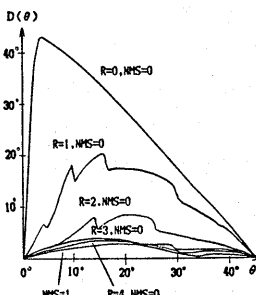


図6 NMSによる $D(\theta)$ の抑制

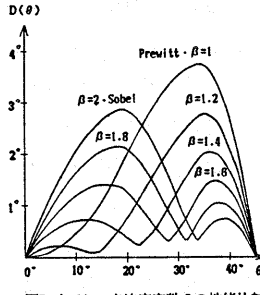


図7 オペレータ決定定数 β の性能比較

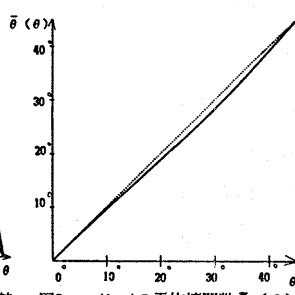


図8 gradientの平均値関数 $\bar{\theta}(\theta)$

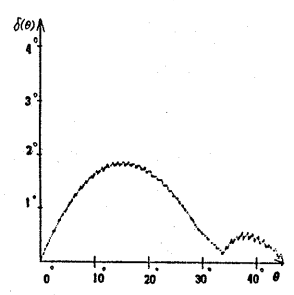


図9 gradientの誤差関数 $\delta(\theta)$

3-6.gradientの傾きのバラツキ範囲

画像上に任意の垂角 θ の直線 l が画像を2つの領域に分割しているとす。適当な閾値 R を定め、 $|g(i,j)| \geq R$ となる画素 (i,j) に非極大点抑制処理を施すと式(11)より $\bar{\theta}(\theta) - \delta(\theta) \leq \theta(i,j) \leq \bar{\theta}(\theta) + \delta(\theta)$ (12)が成立する。 $\delta(\theta) < 1.9^\circ$ より

$$\bar{\theta}(\theta) - 2^\circ < \theta(i,j) < \bar{\theta}(\theta) + 2^\circ \quad (13)$$

また、 $\bar{\theta}(\theta)$ の逆関数を $\bar{\theta}^{-1}(\theta)$ として次の式が成立する。

$$\bar{\theta}^{-1}(\theta(i,j) - 2^\circ) < \theta < \bar{\theta}^{-1}(\theta(i,j) + 2^\circ) \quad (14)$$

4. gradient型超高速

Hough変換アルゴリズム

本アルゴリズムは、前節で述べた格子画素のモデルに従ってエッジ要素である画素 (i,j) のHough空間への変換を $\theta(i,j) \pm 2^\circ$ の範囲に限定し、さらに輿水の直線群検出アルゴリズム⁽¹⁰⁾を用いて画像中の直線群をP本探し出すものである。これによって、計算コストとメモリコストの大幅な削減を実現できる。尚、本手法では、 $\beta=2$ (Sobelオペレータ)、NMS=1(非極大点抑制あり)、 $\theta - \rho$ 平面の分割数をそれぞれ K (θ 軸)、 L (ρ 軸)としている。

(準備)

まず、入力画像からgradientの絶対値の非極大点抑制処理を用いたエッジ検出を行ない、エッジ要素の X 座標 x_i 、 Y 座標 y_i 及びgradientの傾き $\theta(x_i, y_i)$ をそれぞれ一次元配列 $x(k) = x_k, y(k) = y_k, C(k)$ に入力する。また、エッジの要素の総数を N とする。ここに、

$$|g(x_i, y_i)| = |\Delta_x f(x_i, y_i)| + |\Delta_y f(x_i, y_i)|$$

$\theta_i = \tan^{-1}(\Delta_y f(x_i, y_i) / \Delta_x f(x_i, y_i))$ であり、

$\Delta_x f(x_i, y_i)$ と $\Delta_y f(x_i, y_i)$ は(4)式によって求める事

ができる。エッジ要素は、 R を適当な閾値として、

$$|g(x_i, y_i)| \geq R \text{ かつ } |g(x_i, y_i)| = \text{MAX}_{m=n-1, j=i+1}^{m=i, n} |g(m, n)|$$

① 配列 $x(k), y(k), C(k); k=1, 2, \dots, N$ のデータの組を $C(k)$ の小さい順に並び替える。並び替えは、度数法により高速ソートを行う。

② Houghパラメータ平面用二次元配列を一次元に削減できるアルゴリズムにHCGAとSWGGAがあり、これを、gradient型Hough変換用に拡張したアルゴリズムをそれぞれG-HCGAとG-SWGAとする。通常 $N \leq K$ の時はHCGAが、 $N > K$ ではSWGGAの方が速いの

で、 $N \leq K$ の時は G-HCGA アルゴリズム H-①へ、
 $N > K$ の時は G-SWGA アルゴリズム S-①へ飛ぶ。

< G-HCGA アルゴリズム >

H-① $i=0$, 配列 a, s, u, v をクリアする。ここに、
 $a(k); k=1, 2, \dots, k$ を交差回数カウント用の一次元配
 列、 $S(\ell)$ 及び $U(\ell), V(\ell); \ell=1, 2, \dots, p$ を第 p
 位までの極大点の値及びその時の通過番号 i, θ 軸の
 分割番号 θ_j を格納する一次元配列とする。

H-② $i=i+1$ (もし $i > N-1$ なら⑥へ飛ぶ。)

H-③ $j=i$ とする。

H-③' $j=j-1$ とし $j \geq 1$ かつ $C(j) > C(i) - 2^\circ$ であれば、H-③
 へ飛ぶ。 ((14)式より)

H-③'' $x=y; y=y; \theta = \theta' / C(i)$ とする。そ
 して、 $\nu_1 = \langle \theta^* - 2^\circ \rangle, \nu_2 = \langle \theta^* + 2^\circ \rangle$ とする。(14)
 式によって、画素 (x_i, y_i) を通る直線の垂角は、
 $\theta^* - 2^\circ \leq \theta \leq \theta^* + 2^\circ$ を満足するので、配列 $a(k); k = \nu_1,$
 $\nu_1 + 1, \dots, \nu_2$ をクリアする。

但し、 $\langle \dots \rangle$ は、角度 $(0^\circ, 180^\circ)$ から配列要素への
 変換、 $[\dots]$ は、この逆変換とする。

H-④ $j = j + 1$ とし $j > N$ 又は、 $C(j) \geq C(i) + 2^\circ$ であ
 れば H-⑥へ飛ぶ。 ((14)式より)

H-⑤ 次式で傾きを求める。

$$\theta_j = \langle -\tan^{-1}(X_j - X_0) / (Y_j - Y_0) \rangle$$

この後、配列 a にて度数を数え上げる。

$$a^{(i)}(\theta_j) = a^{(i)}(\theta_j) + 1, \text{ そして、H-④へ飛ぶ。}$$

H-⑥ $a = \text{MAX}(a^{(i)}(\theta_j))$ とし、これを満足する θ_j を θ_0
 とする。

H-⑦ 第 $i-1$ ステップまでの履歴と重複する要素を除外
 した上で、 a と $S(\ell); \ell=1, 2, \dots, p$ に対して改めて
 ソーティング操作を施し、 $S^{(i)}(\ell)$ を作成する。この時
 同時に配列 $U^{(i)}(\ell), V^{(i)}(\ell)$ にはそれぞれ、配列要素
 $S^{(i)}(\ell)$ の属性である通過点番号 i と θ 軸分割番号 θ_j を
 逐次更新して格納する。その後 H-②へ飛ぶ。

H-⑧ $\ell=1, \dots, p$ について、 $x_0 = x_{v(\ell)}, y_0 = y_{v(\ell)}$ 及び $\theta^\#$
 $= [V(\ell)]$ として、式(15)にて決まる P 本の直線
 方程式を検出パターン群とする。

$$(X - X_0) \cdot \cos \theta^\# + (Y - Y_0) \cdot \sin \theta^\# = 0 \quad (15)$$

そして③へ飛ぶ。

< G-SWGA アルゴリズム >

S-① $i=0$, 配列 b, S, U, V をクリアする。また、 θ 軸分割
 番号を記録する変数 t を 1 とする。ここに、 $b(j); j=1,$
 $2, \dots, L$ を度数記録用一次元配列とする。

S-② $i=i+1$ (もし $i > k$ なら⑥へ飛ぶ。)

S-③ 配列 b をクリアする。 $\theta_0 = \theta; \theta^* = \bar{\theta}(\theta_0); j=t$
 とする。(13)式によって θ_0 を垂角とする直線上の画素
 の gradient の傾き $C(j)$ は、 $\theta^* - 2^\circ < C(j) < \theta^* + 2^\circ$
 を満足する。

S-③' $j > N$ ならば、⑥へ飛ぶ。次に $C(j) \leq \theta^* - 2^\circ$ であ
 れば、 $j=j+1$ とし S-③' へ飛ぶ。 ((13)式より)

S-③'' $t=j$ とする。

S-④ $C(j) > \theta^* + 2^\circ$ 又は $j > N$ であれば S-⑥へ飛ぶ。

((13)式より)

S-⑤ 次式で ρ を求める。

$$\rho_j = \langle x_j \cdot \cos \theta_0 + y_j \cdot \sin \theta_0 \rangle$$

この後、配列 b にて度数を数え上げる。

$$b^{(i)}(\rho_j) = b^{(i)}(\rho_j) + 1$$

そして、 $j=j+1$ とし S-④へ飛ぶ。

S-⑥ 配列 b にて $b^{(i)}(\rho_{k-1}) < b^{(i)}(\rho_k) > b^{(i)}(\rho_{k+1})$ となる
 極大点を抽出し、他は $b^{(i)}(\rho_k) = 0$ とする。

S-⑦ $b^{(i)}(\rho_k); k=1, \dots, L$ と $S^{(i)}(\ell); \ell=1, \dots, p$ に対し
 て改めてソーティング操作を施し、 $S^{(i)}(\ell)$ を作成する。
 この時同時に、配列 $U^{(i)}(\ell), V^{(i)}(\ell)$ にはそれぞれ
 $S^{(i)}(\ell)$ の属性である ρ 軸分割番号 ρ_j と θ 軸分割番号 k
 を逐次更新して格納するものとする。

ただ、この処理によって作られたどの $U^{(i)}(\ell)$ と $V^{(i)}(\ell)$
 の組を取っても、ある適当な非極大点抑制定数 kk, ℓ
 $= 1, 2, 3, \dots$ に対し $|U^{(i)}(n) - U^{(i)}(m)| < \ell$ かつ $|U^{(i)}(n)$
 $- V^{(i)}(m)| < kk; m, n=1, \dots, p$ が成立するようにソーテ
 ィング操作が行われているものとする。そして、S-②
 へ飛ぶ。

S-⑧ $\ell=1, 2, \dots, p$ について、 $\rho^\# = [U(m)]$, $\theta^\# =$
 $[V(m)]$ として式(16)にて決まる p 本の直線方程式を
 検出パターンとする。

$$\rho^\# = X \cdot \cos \theta^\# + Y \cdot \sin \theta^\# \quad (16)$$

その後 ③へ飛ぶ。

③ 終了

5. 適用事例

図10-aのようなパターンを撮像し、本アルゴリズムを用いて4本の直線を検出した。 θ 軸方向の分割数は、 $K=720(0.25^\circ$ のきざみ幅)、 ρ 軸方向の分割数は $L=700$ である。システムは当社の三次元認識装置LIP-30を用いた。LIP-30は、68000CPU(10MHz)及び68881FPPを搭載し、画像メモリは $512 \times 480 \times 8\text{bit}$ 構成である。プログラムは、全てアセンブリ言語で記述された。処理画像からは、 $NN=3700$ 本程度のエッジ候補座標が得られ、(図10-b)非極大点抑制処理によりエッジ要素の総数 N は1600本程度までに絞り込まれる(図10-c)これらのgradient型Hough変換に1.0秒を要した。処理結果を図10-eに示す。尚、gradientの傾きを利用しないSWG AアルゴリズムによるHough変換では、85.3秒の処理時間を費した。

図10-dに、図10-cのエッジ要素が $\theta-\rho$ 空間に変換された点群を図示した。1本の直線上の点群のgradientの傾きのバラツキの範囲は $\pm 2^\circ$ 以内であり、またそれぞれの点について $\pm 2^\circ$ の範囲で(1)式相当量の計算を行っているため、Hough変換された点群はある1点を中心として $\pm 4^\circ$ 程度ばらついている。

代表的なHough変換の手法であるDuda&Hart法ではエッジ要素 NN 、 θ 軸分割数 K 、 ρ 軸分割数 L に対し(1)式相当量の計算が $NN \times K$ 回必要であり、HCGA法では $NN \times (NN-1)$ 回、SWG A法では $NN \times L$ 回必要である。これに対し本手法では、エッジ候補点列に対する非極大点抑制処理により、エッジ要素の総数 N は微分絶対値の閾値 R にもよるが概ね $NN/2$ から $NN/3$ にする事ができ、また、 θ 軸方向の探索範囲を 180° の範囲から $1/45$ の $\pm 2^\circ$ の範囲に限定する事ができる。その結果、G-HCGAアルゴリズムでの(1)式相当量の計算は大体 $(NN/2)^2/45$ 回、G-SWG Aアルゴリズムでは $(NN/2 \times L)/45$ 回で済む事になり、gradientの傾きを用いないHough変換に比べ、約100倍の高速化が期待できる。実験結果もそれに一致した。

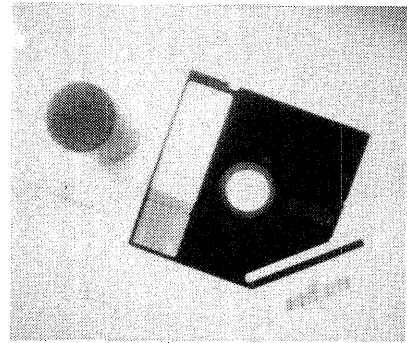


図10-a 入力画像

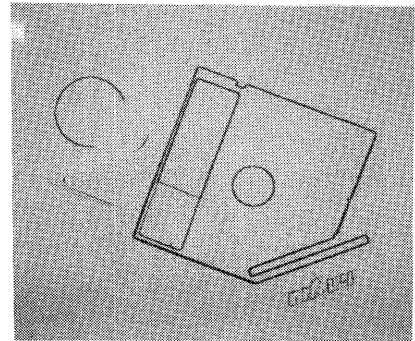


図10-b エッジ画像 (NMS=0, NN=3700)

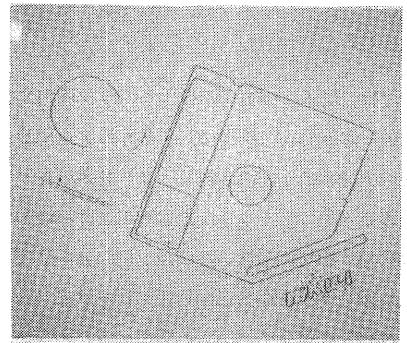


図10-c エッジ画像 (NMS=1, N=1600)

エッジ数 $NN(NMS=0)$	エッジ数 $N(NMS=1)$	処理時間 (SWG Aアルゴリズム)	処理時間 (本アルゴリズム)	速度比
3722本	1643本	85.3sec	1.0 sec	85倍

表1 処理速度の比較(5回実行の平均)

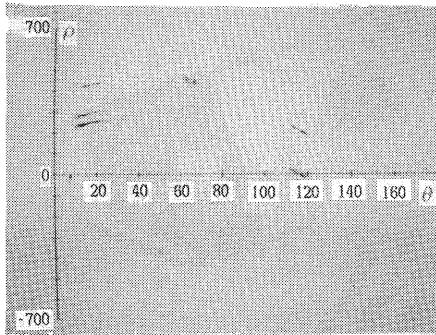


図10-d Hough 平面への書き込み

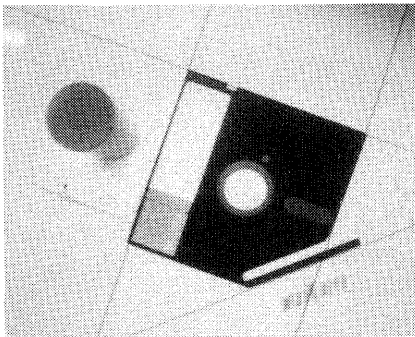


図10-e 直線群検出結果 (P=4 本)

6. 結び

本論文では、①エッジモデルによるエッジ検出オペレータの選択 ②gradient画像に対する非極大点抑制処理③gradientの傾きの平均値関数 $\bar{\theta}(\theta)$ を用いた θ の探索範囲の限定というステップを踏む事により、通常のHough変換に比べ約100倍速いgradient型Hough変換アルゴリズムを示した。実験でSobelオペレータ($\beta=2$)を使用したのは、通常よく用いられる微分フィルターで高速化を達成するという意図があったためであるが、 $\beta=1.5 \sim 1.6$ 程度のエッジ検出オペレータを用いれば、 θ の探索範囲をさらに限定でき、Sobelオペレータ使用時より高速処理ができるものと考えられる。

尚、本稿では画像上での直線成分が理想的なステップエッジを形成している事を前提としている為、エッジがボ

ケている直線パターンやノイズの著しい画像への適用には工夫がいると考えられる。今後の課題としたい。

7. 謝辞

日頃御指導頂く当社山本隆弘常務取締役様に感謝します。又、有益な御討論を頂いたエレクトロニクス部開発グループ各位に感謝します。

文献

- (1)P.V.C.Hough: "Method and means for recognizing complex patterns", U.S. Patent 3089654 (Dec.18, 1962)
- (2)R.O.Duda and P.E.Hart: "Pattern Classification and Scene Analysis", John Wiley & Sons (1973)
- (3)R.O.Duda and P.E.Hart: "Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures", Comm.ACM,15,1,pp.11-15 (Jan.1972)
- (4) 奥水大和: "直線パターン検出の為のHough 曲線追跡型アルゴリズムについて", "信学論(D)",J68-D,10,p,1769-1776 (1985)
- (5)M.H.Hueckel: "A local visual operator which recognizes edges and lines", ibid.20,pp.634-647 (1973): erratum in 21, P.350 (1974)
- (6)A.Iannino and S.Shapiro: "An iterative generation of the Sobel edge detection operator", Proc. PRIP,pp.130-137 (1979)
- (7)F.O'Gorman and M.Cloues: "Finding picture edges through collinearity of feature points", IEEE Trans. C-25,pp.449-456 (1976)
- (8)W.A.Perkins and T.O.Binford: "A corner finder for Visual feedback", J.Computer Graphics and Image Processing ,2,pp.355-376 (1973)
- (9)S.A.Dudani and A.Luk: "Locating straight-line edge segments on outdoor scenes", Proc.PRIP,pp.367-377,Troy (1977)
- (10)奥水, 村上: "直線群検出の為の Hough曲線追跡型アルゴリズム", 信学論(D),J69-D,4,pp.631-633 (1986)