

TR - A - 0155

ウェーブレット表現を用いた演算子形式による
多重方向検出

～重ね合わせの原理に基づく多重方向同時検出演算子～

磯 俊樹 志沢 雅彦

1992.11. 5

ATR 視聴覚機構研究所

〒619-02 京都府相楽郡精華町光台 2-2 ☎07749-5-1411

ATR Auditory and Visual Perception Research Laboratories

2-2, Hikaridai, Seika-cho, Soraku-gun, Kyoto 619-02 Japan

Telephone: +81-7749-5-1411

Facsimile: +81-7749-5-1408

ウェーブレット表現を用いた演算子形式による 多重方向検出 ～重ね合わせの原理に基づく多重方向同時検出演算子～

磯 俊樹 志沢雅彦

ATR視聴覚機構研究所

テクスチャ解析等の初期視覚の分野でエッジ方向検出は重要である。従来の手法では、解析的に多重方向同時検出を行うことができなかった。本手法では、重ね合わせの原理に基づき、エッジが満たすべき拘束条件を演算子形式で表現し多重方向検出演算子を設計する。そして、そのエネルギー最小化から導かれる固有値問題を解くことで、直接同時に多重方向検出を行う。また、フィルターにウェーブレット表現を用いているので、各解像度に応じた多重方向検出が行える。

1. はじめに

方向検出は、テクスチャ解析^{[1],[2],[3]}、エッジ検出^{[4],[5]}といった初期視覚処理において重要である。しかし、従来の手法では、一方向を検出するものがほとんどであり、そのフィルターの設計方法もad hocなものが多かった。

多重エッジの方向を検出する方法として、Freeman^[6]らによるsteerable filterを用いたものがある。これは、最小限の基底フィルターを補間関数との線型和で設計されたsteerable filterを用いているために任意の方向検出を効率良く行うことができる。しかし、方向を抽出をする際にquadrature pair filterからの応答の2乗和をエネルギー関数とし、それを最大にする角度をサーチして求めているため、直角に交差している多重エッジ部分の方向検出を行う場合にはGauss関数の4次の偏微分項を用いないと検出できないという欠点があった。

そこで、今回は志沢^[7]が多重オプティカルフロー解析で用いた重ね合わせの原理を多重方向検出に適用することを考える。すなわち、重ね合わせの

原理を用いて多重方向のエッジが満たすべき条件を作り、そのエネルギー最小化から導かれる固有値問題を解くことにより一撃的に多重方向を検出する方法について述べる。

また、フィルターがウェーブレット表現になっているので、任意の解像度での多重方向検出が行える。そして、各解像度間の情報を統合することでより安定な方向検出が行える。

2. 方向検出演算子の設計

2-1 一方向検出演算子

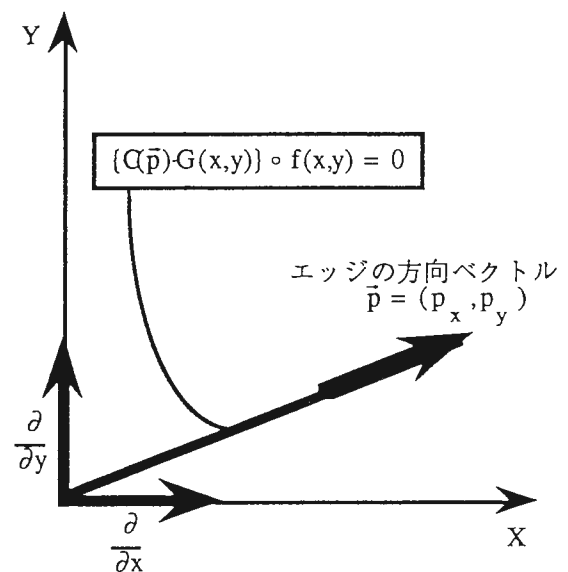


Fig 1: エッジの拘束条件

x方向の微分演算子を $\frac{\partial}{\partial x}$ 、y方向の微分演算子を

$\frac{\partial}{\partial y}$ とすると $\vec{p} = (p_x, p_y)$ 方向の微分演算子 $C(\vec{p})$ は、

$$C(\vec{p}) = p_x \frac{\partial}{\partial x} + p_y \frac{\partial}{\partial y} \quad (2-1)$$

と表せる。このときFig.1のような $\vec{p}$ 方向にエッジがある場合、フィルター関数を $G(x, y)$ 、画像を $f(x, y)$ するとエッジ上の点 (x, y) では、

$$[C(\vec{p}) \cdot G(x, y)] \circ f(x, y) = 0 \quad (2-2)$$

が成立する。(エッジの拘束条件)

そしてこれを展開すると、

$$\begin{aligned} & [C(\vec{p}) \cdot G(x, y)] \circ f(x, y) \\ &= \left\{ \left(p_x \frac{\partial}{\partial x} + p_y \frac{\partial}{\partial y} \right) G(x, y) \right\} \circ f(x, y) \\ &= p_x Wf_1 + p_y Wf_2 \end{aligned} \quad (2-3)$$

ただし、

$$Wf_1 = \frac{\partial G}{\partial x} \circ f(x, y), \quad Wf_2 = \frac{\partial G}{\partial y} \circ f(x, y) \quad (2-4)$$

となる。従って、ある点 (x, y) におけるエッジの方向を求めるためには、ラグランジュの未定係数法を用い、その点近傍内 ε で

$$\begin{aligned} E(\vec{p}, \lambda) = & \sum_{(x, y) \in \varepsilon} |[C(\vec{p}) \cdot G(x, y)] \circ f(x, y)|^2 \\ & + \lambda \{ 1 - (p_x^2 + p_y^2) \} \end{aligned} \quad (2-5)$$

に停留値を与えるような $\vec{p} = (p_x, p_y)$ を見つけば良いことになる。これは、

$$\frac{\partial E(\vec{p}, \lambda)}{\partial p_i} = 0 \quad (i = x, y), \quad \frac{\partial E(\vec{p}, \lambda)}{\partial \lambda} = 0 \quad (2-6)$$

が満たされるときで、結局

$$AX = \lambda X \quad (2-7)$$

ただし、

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{12} & a_{22} \end{pmatrix}, \quad a_{ij} = \frac{1}{2} \sum_{\varepsilon} (Wf_i \cdot Wf_j^* + Wf_j \cdot Wf_i^*),$$

$$X = \begin{pmatrix} p_x \\ p_y \end{pmatrix} \quad (2-8)$$

という固有値問題に帰着する。これから算出される最小固有値に対する固有ベクトルが点 (x, y) における $\vec{p}$ の方向ベクトルになる。

2-2 多重方向検出演算子

今、Fig.2に示すようにある点で $\vec{p}, \vec{q}$ の2方向にのびるエッジがあるときを考える。このとき、画像 $f(x, y)$ が、 $\vec{p}$ 方向のエッジを含む画像 $f_1(x, y)$ と、 $\vec{q}$ 方向のエッジを含む画像 $f_2(x, y)$ から構成されていると考えたと、重ね合わせの原理を用いて

$$f(x, y) = f_1(x, y) + f_2(x, y) \quad (2-9)$$

と書ける。このとき、 $f_1(x, y), f_2(x, y)$ ではそれぞれ、

$$[C(\vec{p})G(x, y)] \circ f_1(x, y) = 0 \quad (2-10)$$

$$[C(\vec{p})G(x, y)] \circ f_2(x, y) = 0 \quad (2-11)$$

を満足する。このとき、 $\vec{p}, \vec{q}$ 両方向にのびるエッジが存在する点 (x, y) では

$$[C(\vec{p})C(\vec{q}) \cdot G(x, y)] \circ f(x, y) = 0 \quad (2-12)$$

が成立する。これは、画像 $f(x, y)$ に対し $C(\vec{p})C(\vec{q})$ を作用させれば、(2-9),(2-10),(2-11)式を用いるこ

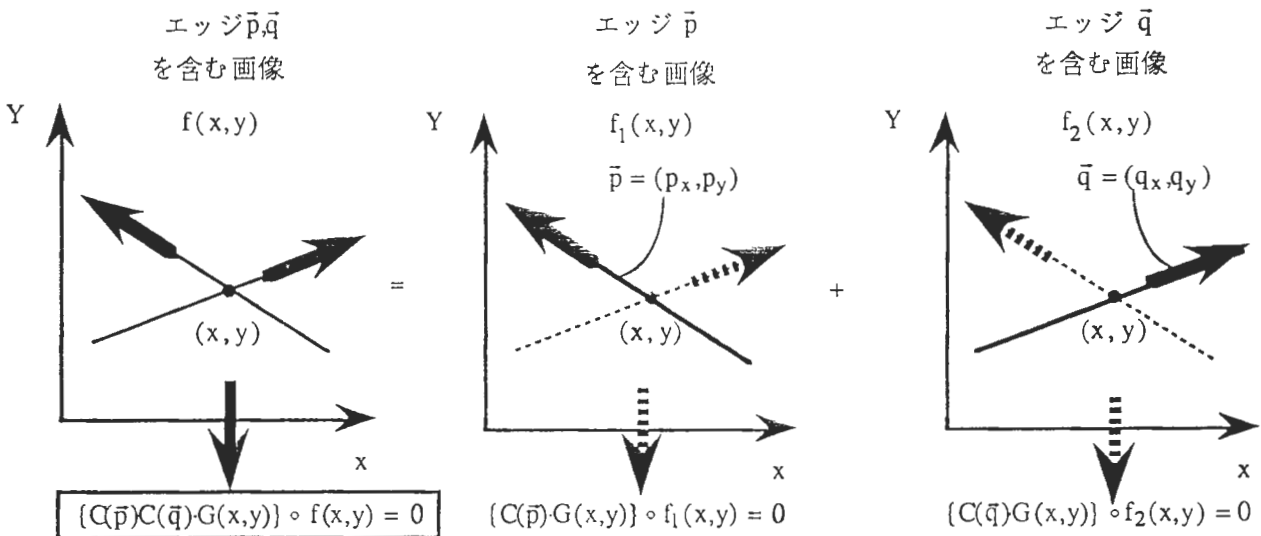


Fig 2: 重ね合わせの原理

とで

$$\begin{aligned}
& [C(\bar{p})C(\bar{q}) \cdot G(x,y)] \circ f(x,y) \\
& = [C(\bar{p})C(\bar{q}) \cdot G(x,y)] \circ [f_1(x,y) + f_2(x,y)] \\
& = C(\bar{p})[C(\bar{q}) \cdot G(x,y)] \circ f_2(x,y) \\
& \quad + C(\bar{q})[C(\bar{p}) \cdot G(x,y)] \circ f_1(x,y) \\
& = 0
\end{aligned}$$

となることは明らかである。従って、(2-12)式が、ある点(x,y)における多重方向検出のための条件になっている。

同様に、一般にある点でn重方向にのびるエッジが存在するときも、重ね合わせの原理に基づいて考えれば、

$$[C(\bar{p}_1)C(\bar{p}_2) \cdots C(\bar{p}_n)G(x,y)] \circ f(x,y) = 0 \quad (2-13)$$

が成立し、この条件に基づいてn重方向の検出が可能であることが分かる。

ここで、 $C(\bar{p}, \bar{q})$ を具体的な演算形式に展開すると

$$\begin{aligned}
C(\bar{p}, \bar{q}) &= C(\bar{p})C(\bar{q}) \\
&= (p_x \frac{\partial}{\partial x} + p_y \frac{\partial}{\partial y})(q_x \frac{\partial}{\partial x} + q_y \frac{\partial}{\partial y}) \\
&= p_x q_x \frac{\partial^2}{\partial x^2} + p_y q_y \frac{\partial^2}{\partial y^2} \\
& \quad + p_x q_y \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} + p_y q_x \frac{\partial^2}{\partial y \partial x} \\
&= P_1 \frac{\partial^2}{\partial x^2} + P_2 \frac{\partial^2}{\partial y^2} + P_3 \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} + P_4 \frac{\partial^2}{\partial y \partial x} \quad (2-14)
\end{aligned}$$

ただし、

$$P_1 = p_x q_x, P_2 = p_y q_y, \quad (2-15)$$

$P_3 = p_x q_y, P_4 = p_y q_x$ となり、2階の偏微分を用いることでですむことが分かる。さらに、フィルタリング関数を $G(x,y)$ として画像 $f(x,y)$ にあてはめると、

$$\begin{aligned}
& [C(\bar{p})C(\bar{q})G(x,y)] \circ f(x,y) \\
& = (P_1 \frac{\partial^2 G}{\partial x^2} + P_2 \frac{\partial^2 G}{\partial y^2} + P_3 \frac{\partial^2 G}{\partial x \partial y} + P_4 \frac{\partial^2 G}{\partial y \partial x}) \circ f(x,y) \\
& = P_1 Wf_1 + P_2 Wf_2 + P_3 Wf_3 + P_4 Wf_4 \quad (2-16)
\end{aligned}$$

ただし、

$$\begin{aligned}
Wf_1 &= \frac{\partial^2 G}{\partial x^2} \circ f(x,y), Wf_2 = \frac{\partial^2 G}{\partial y^2} \circ f(x,y), \\
Wf_3 &= \frac{\partial^2 G}{\partial x \partial y} \circ f(x,y), Wf_4 = \frac{\partial^2 G}{\partial y \partial x} \circ f(x,y) \quad (2-17)
\end{aligned}$$

と表せる。

よって、ある点(x,y)での多重方向 $\bar{p}, \bar{q}$ を得るためには、一方向検出のときと同様にラグランジュの未定係数法を用い、この点の近傍 ε で

$$\begin{aligned}
E(\bar{p}, \bar{q}, \lambda) &= \sum_{(x,y) \in \varepsilon} [C(\bar{p})C(\bar{q}) \cdot G(x,y)] \circ f(x,y)^2 \\
& \quad + \lambda \{1 - (p_x^2 + p_y^2)(q_x^2 + q_y^2)\} \\
&= \sum_{(x,y) \in \varepsilon} [P_1 Wf_1 + P_2 Wf_2 + P_3 Wf_3 + P_4 Wf_4]^2 \\
& \quad + \lambda \{1 - (p_x^2 + p_y^2)(q_x^2 + q_y^2)\} \quad (2-18)
\end{aligned}$$

を停留にする (P_1, P_2, P_3, P_4) を求めればよいことになる。そしてこの条件は、

$$\begin{aligned}
\frac{\partial E(\bar{p}, \bar{q}, \lambda)}{\partial p_i} &= 0 \quad (i = 1, 2, 3, 4), \\
\frac{\partial E(\bar{p}, \bar{q}, \lambda)}{\partial \lambda} &= 0 \quad (2-19)
\end{aligned}$$

であることと、さらに、(2-19)式での第3項、第4項が等価($Wf_3 = Wf_4$)であることを考えると以下に示すような固有値問題に帰着する。

$$AX = \lambda BX \quad (2-20)$$

ただし、

$$\begin{aligned}
A &= \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & 2a_{13} \\ a_{12} & a_{22} & 2a_{23} \\ 2a_{13} & 2a_{23} & 4a_{33} \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \\
a_{ij} &= \frac{1}{2} \sum_{\varepsilon} (Wf_i \cdot Wf_j^* + Wf_j \cdot Wf_i^*), X = \begin{pmatrix} P_1 \\ P_2 \\ P_3 + P_4 \end{pmatrix} \quad (2-21)
\end{aligned}$$

である。これを解いて得られる最小の固有値に対する固有ベクトルから $P_1, P_2, P_3 + P_4$ が求まる。

そして次にこれら $P_1, P_2, P_3 + P_4$ の結果より $\bar{p}, \bar{q}$ を求めることを考える。ここで、

$$R = (r_{ij}) = \frac{1}{2}(p_i q_j + q_i p_j) \quad (i, j=1, 2) \quad (2-22)$$

で定義される行列 R を考えると以下に示す代数恒等式

$$\begin{aligned}
& \frac{1}{2}(p_i q_j + q_i p_j) \\
&= \frac{1}{4}(p_i + q_i)(p_i + q_i) + \frac{1}{4}(p_i - q_i)(p_i - q_i) \quad (2-23)
\end{aligned}$$

を用いることで次のように書ける。

$$\begin{aligned}
R &= \frac{1}{4}(\bar{p} + \bar{q})^T (\bar{p} + \bar{q}) + \frac{1}{4}(\bar{p} - \bar{q})^T (\bar{p} - \bar{q}) \\
&= \left\{ \frac{1}{2}(\bar{p} + \bar{q})^T \right\} \left\{ \frac{1}{2}(\bar{p} + \bar{q}) \right\} + \left\{ \frac{1}{2}(\bar{p} - \bar{q})^T \right\} \left\{ \frac{1}{2}(\bar{p} - \bar{q}) \right\}
\end{aligned}$$

(2-24)

ただし、行列Rにおいて

$$P_1 = p_x, P_2 = p_y, q_1 = q_x, q_2 = q_y \quad (2-25)$$

とおいた。

また、行列Rの固有値を α 、 β 、そして、各々に対する単位固有ベクトルを $\bar{e}_\alpha$ 、 $\bar{e}_\beta$ とすると、以下に示す固有値分解の式が成立する。

$$R = \beta \bar{e}_\beta^T \bar{e}_\beta + \alpha \bar{e}_\alpha^T \bar{e}_\alpha \\ = (\sqrt{\beta} \bar{e}_\beta^T)(\sqrt{\beta} \bar{e}_\beta) + (\sqrt{\alpha} \bar{e}_\alpha^T)(\sqrt{\alpha} \bar{e}_\alpha) \quad (2-26)$$

以上の(2-24),(2-26)式を比較し、 $\bar{p}$ 、 $\bar{q}$ を規格化すると

$$\bar{p} = \sqrt{\frac{-\alpha}{\beta-\alpha}} \bar{e}_\alpha + \sqrt{\frac{\beta}{\beta-\alpha}} \bar{e}_\beta \quad (2-27)$$

$$\bar{q} = -\sqrt{\frac{-\alpha}{\beta-\alpha}} \bar{e}_\alpha + \sqrt{\frac{\beta}{\beta-\alpha}} \bar{e}_\beta \quad (\alpha < \beta) \quad (2-28)$$

となり、 $\bar{p}, \bar{q}$ の方向が求まる。

なお、ここまでの固有値算出において、行列の要素がすべて0の場合、(2-27)、(2-28)式の固有値が $\alpha=\beta$ の場合は、方向検出不能点として扱うことにする。

3. QPFの設計について

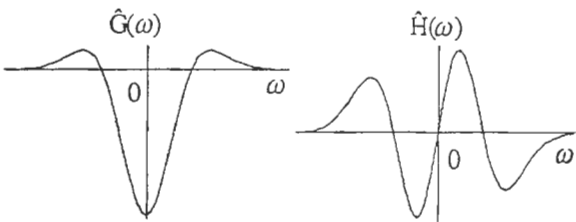


Fig.3: QPFの関係

ステップエッジ、ラインエッジといった境界検出を行う際には、対称部分と反対称部分を持つGabor関数をフィルター関数としている場合が多い。この理由の一つとして、反対称部分はステップエッジ検出に、対称部分はラインエッジ検出に適しているからである。今回、用いたフィルター関数はGauss関数であり、対称、反対称部分を持つフィルターにするためにはquadrature pair filter(QPF)を設計する必要がある。一般に一次元のQPFは、互いにHilbert変換の関係にあるが、しかし、二次元ではHilbert変換が実行できない。そこでここでは、周波数面でのフィルター関数の対

称性を逆転させることで(対称部分を反対称部分に、反対称部分を対称部分にすることで)QPFを設計することにした。すなわち、偶関数であるフィルター関数は、多項式の奇関数による近似によりQPFを求めた。

[例]

$$\hat{G}_1(\omega_x, \omega_y) = -(1 - \omega_x^2) \text{Exp}[-(\omega_x^2 + \omega_y^2)/2] \quad (3-1)$$

このQPFの近似式を

$$\hat{H}_1(\omega_x, \omega_y) = (A\omega_x + B\omega_y^3) \text{Exp}[-(\omega_x^2 + \omega_y^2)/2] \quad (3-2)$$

とおく。一方、QPFの定義より理想式は、

$$\tilde{H}_1(\omega_x, \omega_y) = \begin{cases} -i\hat{G}_1(\omega_x, \omega_y) & (\omega_x \geq 0) \\ i\hat{G}_1(\omega_x, \omega_y) & (\omega_x < 0) \end{cases} \quad (3-3)$$

を満たさねばならない。従ってこの条件のもとで、誤差2乗関数

$$E(A, B) = \iint |\hat{H}_1(\omega_x, \omega_y) - \tilde{H}_1(\omega_x, \omega_y)|^2 d\omega_x d\omega_y \quad (3-4)$$

を最小にする(A,B)を求めることで、QPFの近似式が決まることになる。なお、Fig.4は、今回用いたQPFの周波数特性を示す。

4. テストパターンの方角検出

本アルゴリズムで設計した一方向検出演算子と多重方向検出演算子を用いて、4種類のテストパターン(256*256pixels)に対して方向検出を行った。なお、8 pixelごとに抽出された方向を線分で示し、方向がないと判断されたところは点で示した。

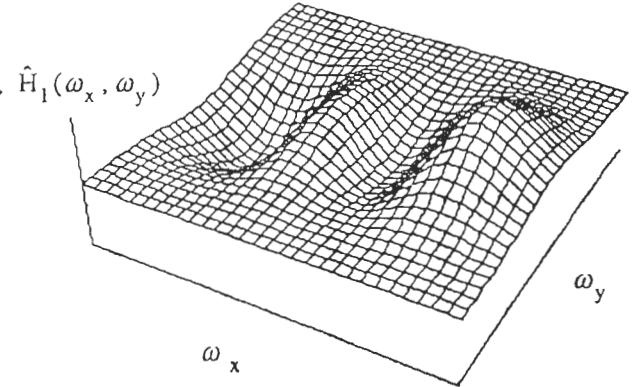
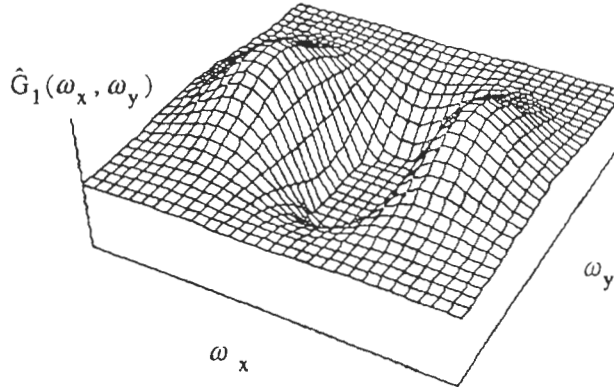
4-1 一方向検出

一方向検出演算子を用いた場合の結果をFig.5に示す。一方向しかエッジがない部分に関しては方向検出が正しく行われている。しかし、Fig.5にあるように、エッジの方向が複数存在するような部分については正しい方向検出が行われていない。

4-2 多重方向検出

次に、多重方向検出演算子をテストパターンに用いた場合の結果をFig.6,7に示す。なお、ここで

$$G_1(x, y) = \frac{\partial^2 G}{\partial x^2}$$



$$G_2(x, y) = \frac{\partial^2 G}{\partial x \partial y}$$

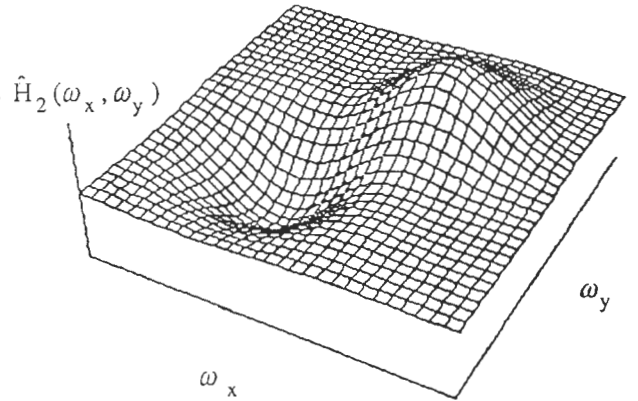
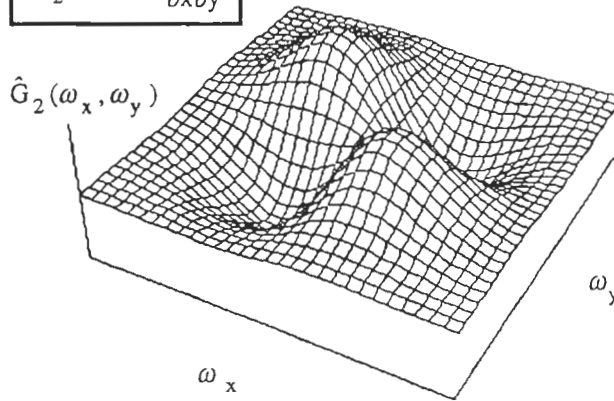


Fig.4：設計したQ P Fの周波数特性

は、多重方向検出演算子だけでなく一方向演算子も同時に使い、方向ベクトル導出の際にそれぞれから得られる最小固有値と第二最小固有値の比を比較することで方向を選択することにした。これは、多重方向演算子だけ用いて方向抽出を行うと一方向のみしかない部分に対しても複数の方向を出してしまうので、それに対する何らかの制約条件が必要となる。ここでは、どちらの方向検出演算子を使っても方向ベクトルを算出する際には固有値問題に帰着するので、両方向検出演算子によって得られた解のうちどちらがより正当性があるかで方向を選択することにした。

Fig.6より、一方向検出演算子だけではできなかった複数エッジ部分での多重方向検出が、正し

く行われていることが分かる。

4-3 各解像度における多重方向検出

今回用いたフィルターが

$$\{C(\vec{p}, \vec{q}) \cdot G(\frac{x}{s}, \frac{y}{s})\} \circ f(x, y) \quad (4-1)$$

ただし、

$$G(\frac{x}{s}, \frac{y}{s}) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \text{Exp}[-\{(\frac{x}{s})^2 + (\frac{y}{s})^2\}/2\sigma^2] \quad (4-2)$$

のようなウェーブレット表現をとっているためにフィルターサイズsを変えることで、各解像度における多重方向検出が行える。ここでは、Fig.8(0)に示す原画像に対して4種類のフィルターサイズについて行った。Fig.8(1)-(4)より各解像度に応

じた特徴的な方向検出が行われていることが分かる。なお、ここでは9 pixelごとに方向を表示してある。

5. まとめ

エッジが満たすべき拘束条件を演算子で表し、それらを重ね合わせることで多重同時方向検出フィルターの設計を行い、テストパターンに対して、その有効性を示した。一般に多重方向検出演算子を用いた場合は、エッジの拘束条件を重ね合わせた分だけの方向が出てくる。従って、多重方向に実際エッジがある場合はよいが、一方向だけにしかエッジ部分がない場合は、余分な方向がでてくることになる。従って、得られた複数の候補から正しい方向を決めるための拘束条件が必要になってくる。今回は、その条件として多重方向検出演算子と一方向検出演算子をそれぞれ用いた場合に得られる固有値の比を比較することで行ったが、良好な結果を得ることができた。また、用いたフィルター関数がウェーブレット表現をとっているため、各解像度ごとに表れる特徴的な方向検出も行うことができた。今後は、このような各解像度間での特徴的な情報を取り入れて、よりロバストな方向抽出を検討する。さらに、これから得られる方向検出結果をもとに、エッジ強調や実際のテクスチャ分離などにも適用しその可能性を検討する。

謝辞

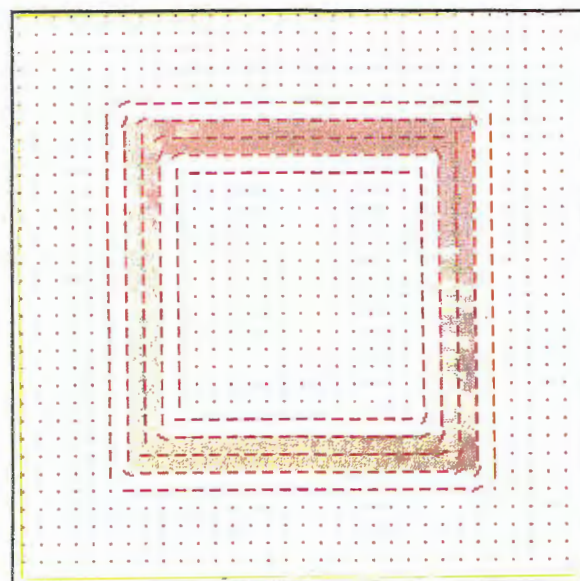
本研究の機会を与えてくださったATR視聴覚機構研究所淀川英司社長、下原勝憲認知機構研究室室長、そして、多くのご助言をくださった中根一成元認知機構研究室室長（現NTTヒューマンインタフェース研究所グループリーダー）、曾根原登主幹研究員（現NTTヒューマンインタフェース研究所主幹研究員）、ならびにATR視聴覚機構研究所の皆様へ感謝致します。また、QPFの設計にあたり討論していただいた佐藤雅昭主幹研究員にも感謝致します。

参考文献

- [1]A.C.Bovik,M.Clark,W.S.Geisler:"Multichannel Texture Analysis Using Localized Spatial Filters",IEEE PAMI Vol.12,No.1,pp.55-73(1990)
- [2]F.Farrokhnia,A.K.Jain:"A Multi-Channel Filtering Approach to Texture Segmentation",IEEE CVPR'91pp.364-370(1991)
- [3]J.R.Bergen,M.S.Landy:"Computational Modeling of Visual Texture Segregation", Computational Models of Visual Processing ,MIT Press (1990)
- [4]B.S.Manjunath,R.Chellappa:"A Computational Approach to Boundary Detection",IEEE CVPR'91 pp.358-363(1991)
- [5]P.Perona;"Steerable-Scalable Kernels for Edge Detection and Junction Analysis",ECCV92 pp.3-18(1992)
- [6]W.T.Freeman,E.H.Adelson:"The Design and Use of Steerable Filters",IEEE PAMI Vol.13,No.9,pp.891-906(1992)
- [7]M.Shizawa,K.Mase:"Principle of Superposition: A Common Computational Framework for Analysis of Multiple Motion",IEEE Proc. of the IEEE Workshop on Visual Motion pp.164-172 (1991)



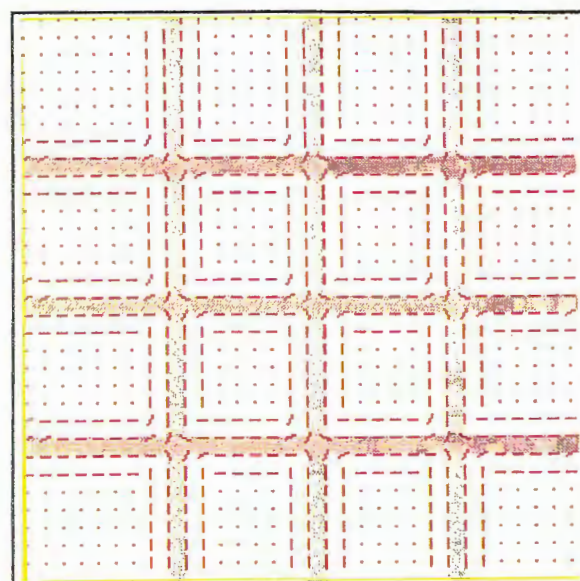
(a-1) 原画像



(b-1) 一方向検出 フィルターサイズ $= 0.6\sigma$
近傍領域半径 $\epsilon = 5(\text{pixel})$

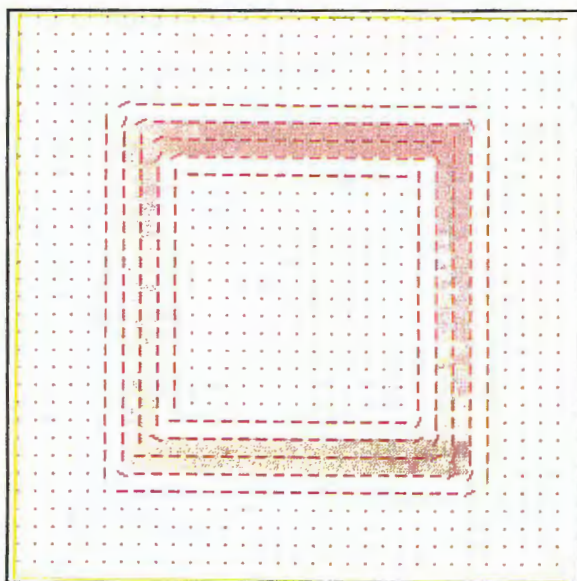


(a-2) 原画像

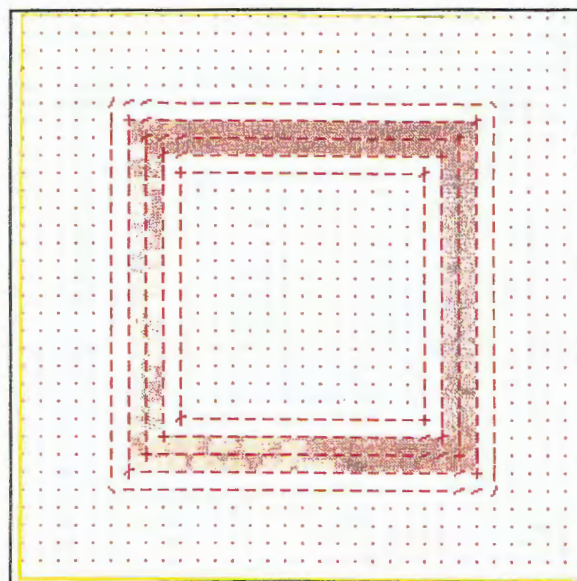


(b-2) 一方向検出 フィルターサイズ $= 0.6\sigma$
近傍領域半径 $\epsilon = 5(\text{pixel})$

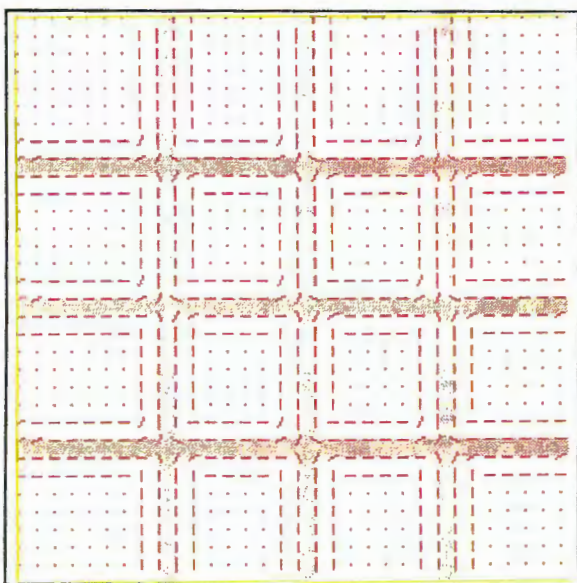
Fig. 5 : 一方向検出演算子による結果



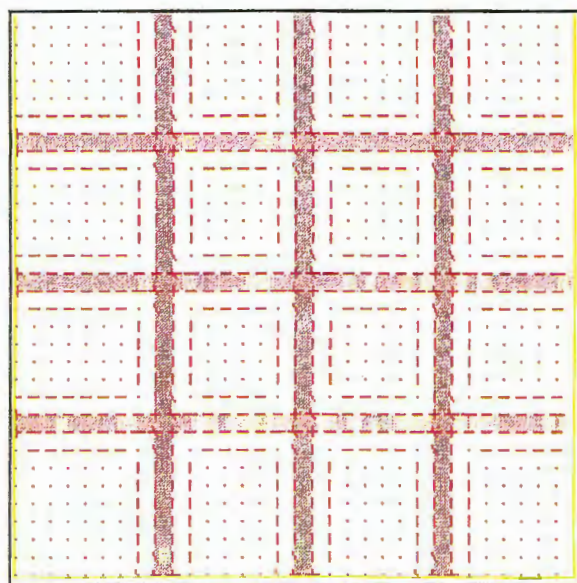
(b-1) 一方向検出 フィルターサイズ = 0.6σ
近傍領域半径 $\epsilon = 5(\text{pixel})$



(c-1) 多重方向検出 フィルターサイズ = 0.6σ
近傍領域半径 $\epsilon = 5(\text{pixel})$

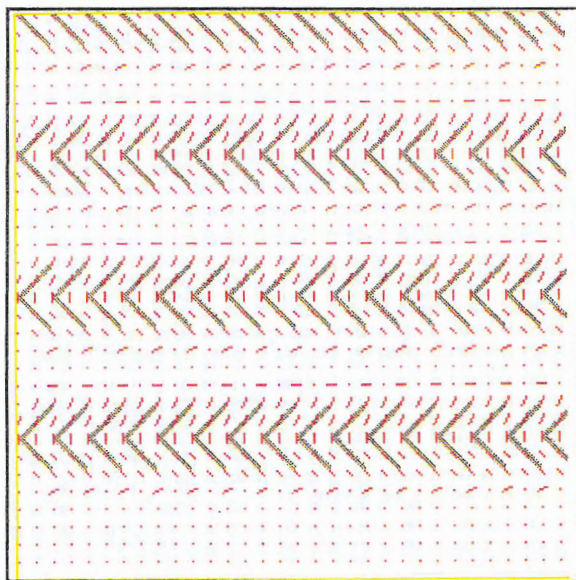


(b-2) 一方向検出 フィルターサイズ = 0.6σ
近傍領域半径 $\epsilon = 5(\text{pixel})$

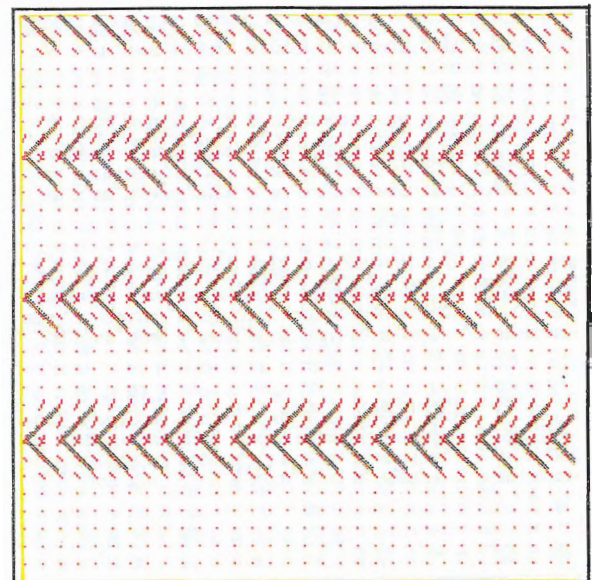


(c-2) 多重方向検出 フィルターサイズ = 0.6σ
近傍領域半径 $\epsilon = 5(\text{pixel})$

Fig. 6 : 多重方向検出演算子による結果(1)

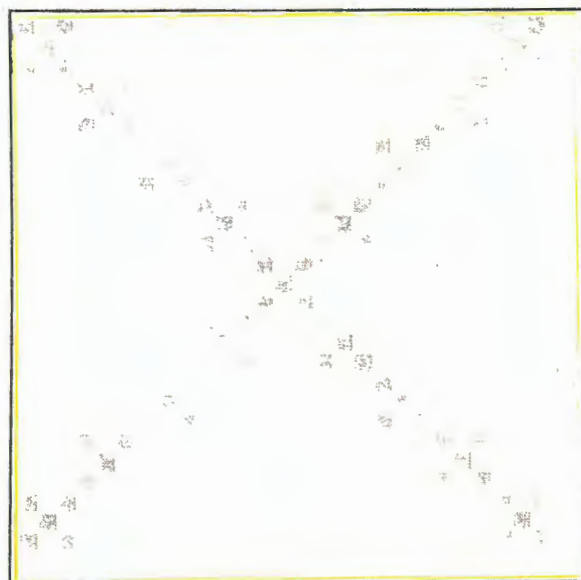


(b-3) 一方向検出 フィルターサイズ $= 0.6 \sigma$
近傍領域半径 $\epsilon = 5(\text{pixel})$

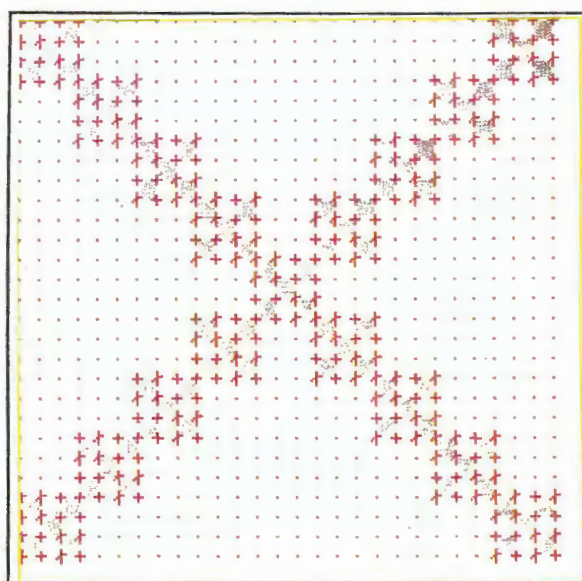


(c-3) 多重方向検出 フィルターサイズ $= 0.6 \sigma$
近傍領域半径 $\epsilon = 5(\text{pixel})$

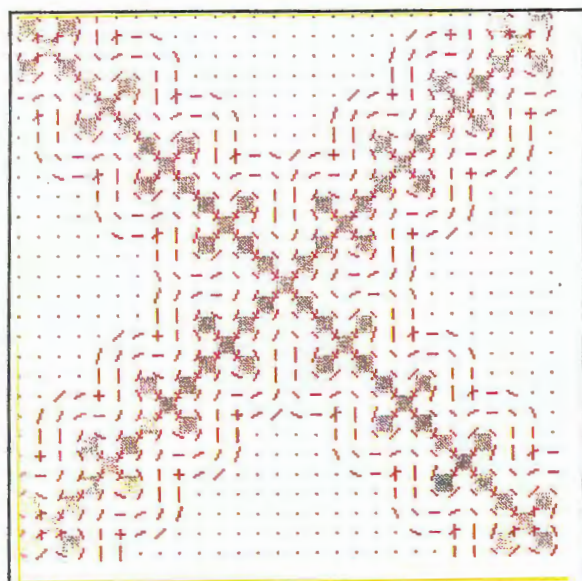
Fig.7:多重方向検出演算子による結果(2)



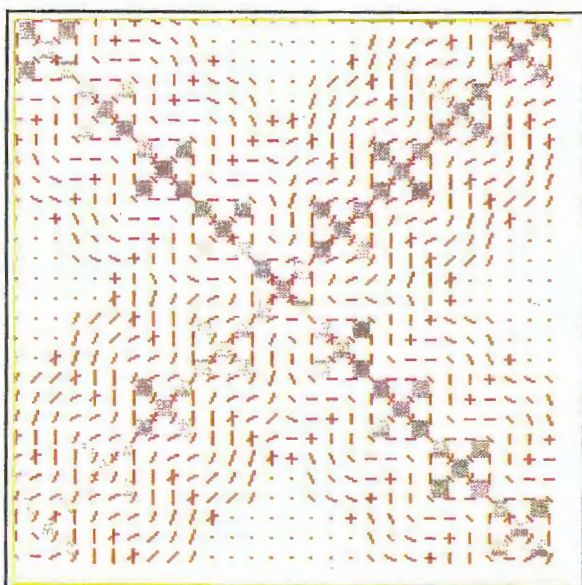
(0) 原画像



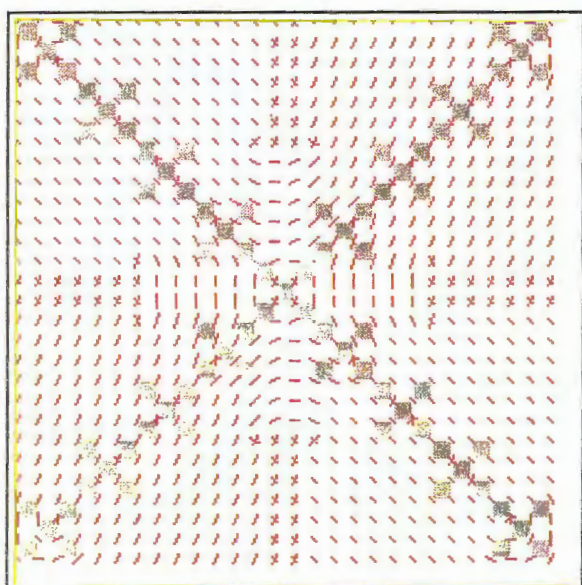
(1) 多重方向検出 フィルターサイズ = σ
近傍領域半径 $\epsilon = 5(\text{pixel})$



(2) 多重方向検出 フィルターサイズ = 4σ
近傍領域半径 $\epsilon = 5(\text{pixel})$



(3) 多重方向検出 フィルターサイズ = 8σ
近傍領域半径 $\epsilon = 5(\text{pixel})$



(4) 多重方向検出 フィルターサイズ = 16σ
近傍領域半径 $\epsilon = 5(\text{pixel})$

Fig.8: 各解像度における多重方向検出