

ガウシアンフィルタによる濃淡エッジの振舞いとエッジ抽出

奥田 浩人^{†,☆} 出口 光一郎[†]

ガウシアンフィルタとラプラシアンフィルタの組合せで濃淡画像からエッジを抽出する手法において、画像をさまざまなスケールを用いると異なるエッジマップが得られる。よい出力を得るための、場所ごとに固有なスケールの大きさは、エッジ点近傍での局所的なエッジの形状、濃淡の勾配に強く依存する。本論文では、画像の場所ごとに固有なスケールを求めるための方法について論じる。スケールの変化に対し、エッジ出力が変形する過程は、認識にとって有用でない局所的な構造から消去されていく過程と考えることができる。すなわち、出力エッジの変形のしかたには場所ごとに固有なスケールが反映する。スケールに対するエッジの移動量を追跡することにより、画像の場所ごとに固有なスケールを求める方法について述べ、エッジ抽出に適用した例を示す。

Gray Level Edge Behavior for the Gaussian Blurring Filters and Its Application to Edge Extractions

HIROHITO OKUDA^{†,☆} and KOICHIRO DEGUCHI[†]

In edge detection, one of the most devised techniques is to extract zero-crossings of the output of a Laplacian-of-Gaussian (LoG) filtering. But determination of a suitable scale to detect a proper edge has been a difficult problem, because it depends on the gray-level profile around the edge and the shape of the original edge itself to be detected. In this paper, we show that, by tracking the edge movements in scale space, local inherent scales which characterize the contour figure can be extracted. By increasing the scale, fine structures in an image are blurred out and more smoothed edge will be obtained. In this process, the obtained edge moves from its original contour point severally. These movements depend on the contour structure around the point. It will be shown that, analyzing the movements, first, the local inherent scales can be determined, and next, based on these determined local inherent scales, a good edge detection is established.

1. はじめに

濃淡画像のエッジ抽出においては、画像をガウス関数

$$\frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

でぼかした後、勾配の大きい点を抽出するためにラプラシアンフィルタをかけてゼロ交差を検出して、エッジ点とする手法が一般的である。画像を一旦ぼかしてからラプラシアンによる微分を行うのは、一つにはノイズの影響を避けるためでもあるが、これに続く高次の特徴抽出の処理にとって、細部の微細な構造にとら

われないより大局的な構造をまず抽出したいからである¹⁾。

このときの(1)式での σ は通常スケールと呼ばれるが、どの程度の σ を用いればよいかは、ずっと問題にされてきた。 σ を大きくするにつれて、ノイズによる偽のエッジを除去でき、微細構造の影響を避けることが出来るが、検出されるエッジの原画像における真のエッジからの変形は一般に大きくなる。よい出力を得るための σ の大きさは、エッジ点近傍での局所的なエッジの形状、強度に強く依存する。したがって、場所ごとに適切なスケールを選べると、エッジ抽出によって切り出された輪郭線図形からの近似図形作成などの、続く特徴抽出の処理の段階にとって好都合である。

ここでは、“スケール”という語を“図形をどの程度のあらっばさで眺めるか”という尺度を表す語として用いる。本論文では、場所ごとに適切なスケールをスケールスペースにおけるエッジの移動量の変化のしか

[†] 東京大学工学部

Faculty of Engineering, University of Tokyo

[☆] 現在、日立製作所生産技術研究所

Presently with Hitachi Ltd. Production Engineering Research Laboratory

たを追跡することによって知ることができることについて述べ、そのスケールに基づいたエッジ抽出の手法について述べる。

この問題に対処するため、マルチスケール解析、すなわちさまざまな σ から得られたエッジマップを統合する手法が提案されてきている²⁾。しかし、画像のあるスケールのガウシアンフィルタでぼかしながらゼロ交差を検出していくと、スケールの変化に対してそのゼロ交差は文献 2) でのマルチスケール解析で想定されているよりずっと複雑な振る舞いをする事が指摘されている³⁾。その例を、図 1 に示す。 σ を大きくしていくと、最終的には小さな凹凸が消去されたエッジが得られるのだが、その過程では、原画像から簡単には予想できないエッジを生じている。

これは第一には、後に示すように、スケールに対するエッジの変形が、エッジ形状の局所的な曲率半径に依存し、したがって、場所ごとに同じスケールに対しても変形量がことなること、そして、第二には、近傍の他のエッジとの相互干渉があることによる。これは、結果のエッジ出力がそのエッジ形状に複雑に依存することになり、そのような特徴抽出法は好ましいものではないとされてきた。

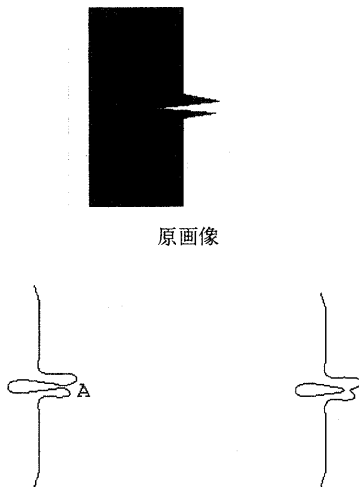
スケールを変化させて、そのときの画像の濃淡分布の変化の振舞いを調べる手法は、エッジ抽出以外でも、信号処理、画像処理の分野で広く研究されている。また、単なる特徴抽出のみならず、画像の記述や修復、

再構成などの広い応用が考えられている^{4)~6)}。ただし、これらの研究での着眼点は、スケールを変化させても変わらない、あるいはあるスケールの範囲で安定である特徴を、その信号、画像の本質的な特徴であるとし、それをどう定式化して抽出するか、また、スケール間での階層構造としてどうとらえるかである。すなわち、不変特徴量と呼ぶ、画像の条件に依存しない特徴量を抽出することが、特に低次の画像処理にとつての基本的な考え方であった。

しかしながら、スケールを変化させたときのこのような複雑な振る舞いも、原画像あるいは図形のある性質を反映しているわけであるから、このような、操作に対して変化する特徴量からその変化の仕方に注目することで、有用な情報を引き出せるはずだというのが、ここでの基本となる考え方である。ただし、本論文では、上記の二つの要因のうち、第一の、エッジ形状の局所的な曲率半径に依存した変形量の違いに着目する。上記のスケールに対するエッジの変形がエッジ形状の局所的な曲率半径に依存することを逆に利用して、対象形状のスケールの情報を引き出す。エッジの相互干渉については、Lu ら³⁾によりごく単純な濃淡分布について解析されているが、それでも、非常に複雑な振る舞いをする事が指摘されており、一般的な取り扱いには困難である。

エッジ抽出がそれに続く、例えば、その結果として得られる図形の認識の前処理である場合を考えてみると、通常我々が図形を認識する際に、まず、おおざっぱな形状をとらえて、徐々に図形の細かい形状をとらえてゆく。ある大きさの構造を記述するためには、その構造の大きさにみあった適切なスケールが必要である。つまり、図形を記述するために適切なスケールは場所ごとに異なり、かつ各場所についても複数個存在し得る。そこで、その前段階としてのエッジ抽出にとって必要なスケールは、ノイズまたはそれに相当する凹凸は消去するが、大きな構造は、なるべくそのまま残す、すなわち、大局的な構造にとっては最小限のスケールである。言い替えると、スケールの変化に対して、結果がある範囲で安定であるようなスケールの下限である。このようなスケールを見つけるためには、スケールに対する変化をうまく表現しつつ変化する特徴を追跡することが必要となる⁷⁾。

このような考え方で、いわばスケールをたて軸とした階層的な記述が得られることを示した研究には文献 4), 8)~11) がある。特に文献 10), 11) では近似図形作成法について研究されている。エッジ抽出におけるスケールの決定、あるいは多角形近似図形作成におけ



$\sigma = 40$ でのゼロ交差 $\sigma = 120$ でのゼロ交差

図 1 様々なスケールによるゼロ交差エッジ抽出の例。スケールの変化に対して結果のエッジは複雑な振る舞いをする

Fig. 1 An example of edge extraction by zero-crossings with various scales. The resulted edge figures show complex behaviors with respect to the scale values.

るスケール決定は、より高次の認識の前段階として位置づけられるプロセスであり、したがって対象に関する知識なくこれらの過程を行えば理想的である。もちろん現実的な問題解決に際し、認識対象を特定の状況に限定し、対象に関する知識を用いることは重要なことであろう³⁾が、ここではあくまでも対象に関する知識にたよることのない立場をとるものである。

2. エッジの移動量によるスケールの抽出

本章では、適切なスケールを、スケールの変化に対するエッジの移動量を用いて求めることができることを示す。以下では元の画像から、より大局的なレベルの特徴を表す記述を得るための操作を、“大局化操作”と呼ぶことにする。スケールの異なる階層において、スケールの違いを反映するような記述を得るためには、大局化操作の過程で得られる記述の変化をよく表す特徴(量)に注目することが重要である。

2.1 スケールの変化に対するエッジの移動

まず、画像として濃淡がステップ状に変化しているエッジを対象とする。原画像をガウシアンフィルタでぼかしてから、ラプラシアンフィルタのゼロ交差を得る操作(実際にはLoG (Laplacian of Gaussian) フィルタをかけることに相当する)を、大局化操作として用いる。実際の計算は、 3×3 オペレータの繰り返し演算によって行った¹²⁾。

このとき、(実際には未知である)真のエッジ位置に対して、検出されるエッジは、スケール σ に応じて位置ずれを生じる。したがって、スケール σ の変化に対しては、検出されるエッジが移動していくように見える。場所ごとに適切なスケールを得るために、このエッジの移動量を利用する。

図2に示すように、実線、破線をそれぞれ異なるスケール $\sigma, \sigma + d\sigma$ で得られたエッジとする。

点 P, P' が対応する点であるとする、ぼかしに対するエッジの移動速度

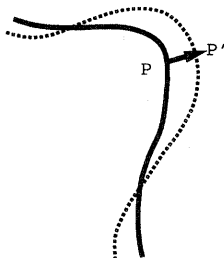


図2 スケールの変化に対するエッジのずれ

Fig. 2 Edge movement by increasing the scale σ .

$$\frac{PP'}{d\sigma}$$

は点 P における曲率が大きいほど大きい。文献13)では有限サイズの中心対称LoGフィルタについてエッジの位置ずれについて、詳細な解析を行っている。それによると、曲率半径一定($= R$)のステップエッジがあったとすると、 R と σ とが比較可能な程度の大きさのときは、エッジの位置ずれ $\Delta(\sigma, R)$ は曲率円の中心から外向きに

$$\Delta(\sigma, R) \approx k \frac{\sigma^4}{R^3} \quad (2)$$

である。ここで k はエッジ強度とフィルタ半径から決まる定数である。この関係を用いると、曲率半径 R のステップエッジの移動速度は、 $\sigma \approx R$ のときは、

$$\frac{d\Delta}{d\sigma} \approx 4 \cdot k \frac{\sigma^3}{R^3} \quad (3)$$

のように与えられる。

一方、 $\sigma \gg R$ のときは、

$$\Delta(\sigma, R) \approx \sigma \quad (4)$$

となることが導かれる¹⁴⁾。これは、一番極端な $R=0$ 、すなわち、原画像が点のときはその出力エッジは、LoGフィルタのゼロ交差である半径 σ の円になることから了解される。

また、 $\sigma \ll R$ のときは、

$$\Delta(\sigma, R) \approx 0 \quad (5)$$

すなわち、直線状のエッジの位置はほとんど動かない。

この三つの場合の境界はどの程度の所にあり、エッジの性質はこれらの間でどのように遷移していくかはいまだ不明であるが、図1に見られたようなエッジのスケール変化に対する複雑な振舞いは、この局所的な曲率半径とスケールの関係に起因する。従来は、このように複雑な振舞いをする量は、図形の特徴を表すには適当ではないとされてきた。ここでは、あえてこの関係を積極的に使う。特に、上記のように $\sigma \approx R$ でスケールの変化に対して敏感な振舞いをするこによって、図形輪郭の局所ごとに持つ、固有のスケールを抽出することができる可能性を持つ。

以下に、このことを利用したスケールの抽出を述べる。

2.2 エッジの移動量の変化によるスケールの抽出

図3に示すように“大きな構造”と“小さな構造”を同時にもつ図形では、ぼかしていくにしたがって“小さな構造”はならされて“大きな構造”に埋もれる。ここでは、大局的な形状である“大きな構造”をとらえるため、“小さな構造”が消去される瞬間のスケールをとらえたい。

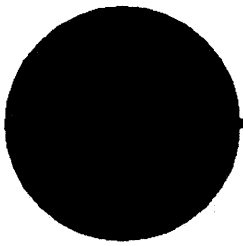


図3 異なる構造をもつ図形

Fig. 3 A figure having a large structure of a global circular shape and simultaneously a small structure of a local protuberance on its edge.

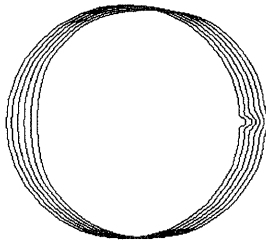


図4 スケールを変化させたときのエッジの移動 (各スケールでのエッジをずらして描いてある)

Fig. 4 The resulted edges with several σ 's (plotted from left to right in ascending order of σ values with small shifts respectively).

図3のエッジのスケールに対する変化は図4のようになる。小さな“構造”近辺での曲率半径を R_1 、大きな“構造”近辺での曲率半径を R_2 とする。すなわち、 $R_2 \gg R_1$ である。小さな構造近辺でのエッジの移動速度 $\frac{d\Delta}{d\sigma}$ はスケールを変えていくと次のように変化すると考えられる。

小さな構造が大きな構造に埋もれない程度の σ においては

$$\frac{d\Delta}{d\sigma} \approx 4 \cdot k \frac{\sigma^3}{R_1^3}$$

である。その後いったん小さな構造が大きな構造に埋もれてしまうと

$$\frac{d\Delta}{d\sigma} \approx 4 \cdot k \frac{\sigma^3}{R_2^3}$$

となる。したがって小さな構造が大きな構造に埋もれる前後でのエッジの移動速度の比は

$$\left(\frac{R_1}{R_2} \right)^3$$

程度のオーダーである。この式は小さな構造が大きな構造に埋もれる前後でエッジの移動速度が激減するこ

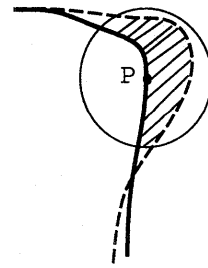


図5 エッジの通過した面積に基づく特徴量 F_{edge}

Fig. 5 Area based measure F_{edge} to evaluate digital edge movements.

とを意味している。図4での小さな凸部の近傍においては、 $\frac{R_1}{R_2} = 0.01$ 程度であるのでエッジの移動速度は 10^{-6} 倍程度になる。そこでこのような図形に対しては、エッジの移動速度が激減するスケールを、その小さな構造が消滅するときのスケール、したがって、大きな構造の特徴を記述するための適切なスケールとして、抽出することができる。

2.3 デジタル画像上でのエッジの移動

前節で述べた原理にしたがって、適切なスケールの抽出を行う。ただし、デジタル画像上でのエッジの移動速度を、エッジ上の点を追跡することで精度良く求めることは困難である。実際異なるスケールで得られたエッジマップ間での高精度の点对応を求めることは本質的に困難だからである。そこで、エッジの移動速度そのものを計算するかわりに、スケールに対するエッジの移動をよく表現するような特徴量を用いる。重要なのは、大局化操作をするにつれて、局所的な構造の変化がよくとらえられるような特徴量を用いることなのである。

ここでの実験では図5のように原画像のエッジ上の各点 P に対し、固定した大きさの近傍 δ をとり、スケールを $0 \leq \sigma \leq \sigma_0$ で変化させたときに、 δ 内でエッジが通過した領域の面積を $F_{edge}(P, \sigma_0)$ とし、スケールを抽出する特徴量とした。近傍 δ の大きさは、図5に示すように、いま考えている最大のスケールで画像をぼかしたときも、そのときに移動した輪郭線がそこからはみださない程度に先立ってあたえるものとする。

すると、原画像上でのあるエッジ点に対する F_{edge} の値は、前述のエッジの σ に対する移動速度 $\frac{d\Delta}{d\sigma}$ を $0 \leq \sigma \leq \sigma_0$ で積分したものにほぼ比例することになる。この点でのエッジが曲率半径 R のステップエッジであったとすると、(4)、(5)式より、 $\sigma \gg R$ 、 $\sigma \ll R$ のときはそれぞれ $\Delta = \sigma_0$ 、 $\Delta = 0$ として、この値は与えられる。また、 $\sigma \approx R$ では、 $\frac{d\Delta}{d\sigma} \approx O(R^{-3})$ で

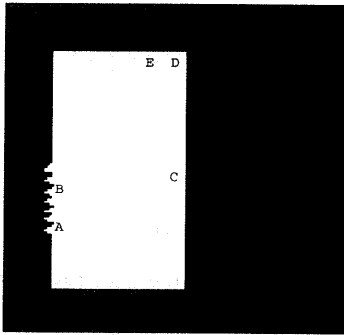


図6 大きな構造と小さな構造をもつ2値画像

Fig. 6 An example of binary image having both small structures and large ones.

あったから、この範囲では $\sigma = R$ とおいて σ のかわりに R で積分することで、 $\Delta \approx O(R^{-2})$ となる。

したがって、以上より、スケールを $0 \leq \sigma \leq \sigma_0$ で変化させたとき、その間に $\sigma \approx R$ となる曲率半径一定 (= R) のステップエッジがあったとすると、そのエッジ上では、同じ σ_0 の値に対して、

$$F_{edge} \approx O(R^{-2}) \quad (6)$$

と見積もれる。

すなわちこの結果、 F_{edge} もエッジの移動速度同様、小さな構造が大きな構造に埋もれる前後でスケール σ に対する変化量が激減することになり、同様に局所的なスケールを抽出する特徴量として用いることができる。

2.4 局所スケールの抽出の実験

デジタル画像で、 F_{edge} がどのように変化するかを実験し、局所的な最適スケールの抽出の可能性を検証した結果を以下に示す。

図6は濃淡が2値の画像である。輪郭線の局所的な形状の特徴が、 F_{edge} の変化の仕方によく表れることをみる。画像の大きさは、 138×138 画素で、近傍 δ は半径10の円とし、1画素の面積を1として計算した。図6で、点A~Eでの F_{edge} の変化を追跡した結果を示したのが、図7、図8である。点A、Bではスケール σ が5~10程度で、 F_{edge} の増加の仕方が急激に減っているので、この値がA、B近辺の小さな構造が消滅するスケールであると考えられる。細かい凹凸は、量子化誤差による。

図8で、長い辺のはば中央の点Cでの F_{edge} は0のままで全く変化していない(図ではscale軸と重なっている)。これは、点C近傍では曲率が0であることから理解できる。

点Dは角に位置している。スケール0では角の曲率半径は0であり、ほかすにつれてスケール σ に比

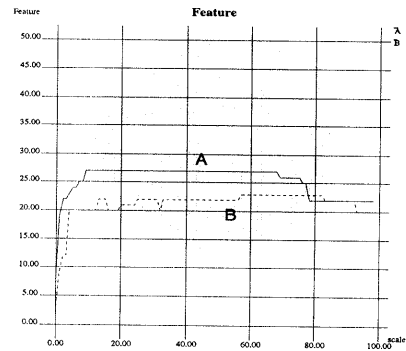


図7 図6の画像中の点A、Bにおける F_{edge} 変化
Fig. 7 Trace of F_{edge} 's at points A and B on Fig. 6 with respect to the change of σ .

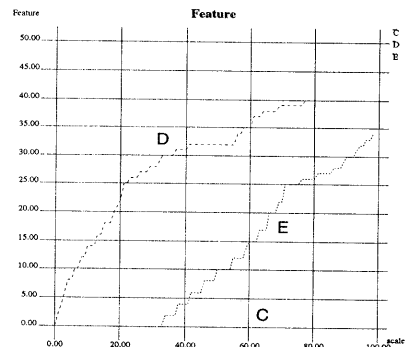


図8 図6の画像中の点C、D、Eにおける F_{edge} 変化
Fig. 8 Trace of F_{edge} 's at points C, D, and E on Fig. 6.

例して F_{edge} は連続的に変化する。これは、 $\sigma \gg R$ の場合にあたり、(4)式が検証された。

点Eは辺上で角にかなり近い点であり、点Cと点Dの中間的振舞いをすると予想される。 $0 \leq \sigma \leq 35$ では角Dの影響がほとんどなく、 F_{edge} は0のままである。しかし、 $35 \leq \sigma$ になると、ほかす範囲に角Dが含まれ、その影響により F_{edge} は増加する。これらは、前章での F_{edge} の変化の予想によくあう結果である。

3. 局所ごとのスケールによるエッジ抽出

前章で、 F_{edge} の変化の仕方からエッジ形状の局所的なスケールに関する情報が得られることを示した。以下に、画像の局所ごとにその情報からエッジ抽出に適切なスケールを決定し、エッジ抽出をする手順を示す。

[1] スケールを0から増やしながらLoGフィルタによる大局化操作を行い原画像の各点に対し、 F_{edge} を計算する。前節に示したような2値画像については、エッジ候補点に限って追跡すれば十分である。

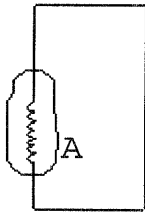


図9 図6の画像のスケールの分布

Fig. 9 The resulted distribution of the proper scales $\hat{\sigma}_q$ for the original image of Fig. 6.



図10 図6の画像のエッジ抽出の結果

Fig. 10 The extracted edge of Fig. 6 based on proper scales of Fig. 9.

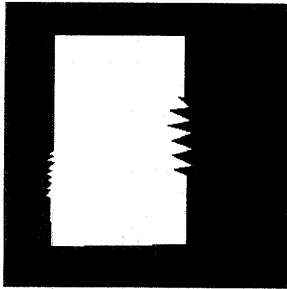


図11 異なるスケールをもつ図形の画像

Fig. 11 Another example of figure image having a large structure of rectangle and two small structures on left and right side edges.

- [2] 画像上の各点 q に対し、適切なスケール σ_q^{proper} を求める。判定基準は次のようにする。 a, w は入力パラメータとする。 σ を0から増やしていき、 $[\sigma - w, \sigma]$ と $[\sigma, \sigma + w]$ における F_{edge} の変化の幅 v_1, v_2 を比較し、

$$v_1 \geq a \cdot v_2$$

なら F_{edge} の変化の仕方が急減したとみなし、その σ を適切なスケールとする。基準をみたく σ がなければ、その部分はエッジ点ではないとみなし、 $\sigma_q^{proper} = 0$ とする。

- [3] エッジ点近傍のスケールは近くにあるエッジ点のスケールと同程度のスケールをもつべきである。そこで、画像上の点 p に対し、半径 r の近傍 δ をとり、その近傍内でのスケールの重み

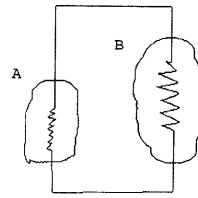


図12 図11のスケールの分布

Fig. 12 The distribution of obtained proper scales from Fig. 11.



図13 図11のエッジ抽出の結果

Fig. 13 The obtained edge contour based on the proper scale distribution for Fig. 11.

つき平均

$$\hat{\sigma}_p^{proper} = \sum_{q \in \delta} w_q \cdot \sigma_q^{proper}$$

でスケールを置き換える。ただし、 w_q は重みである。

- [4] ステップ [3] で得られた、場所ごとに適切なスケールによるガウシアンフィルタを原画像にかける。その出力にラプラシアンフィルタをかけ、ゼロ交差を検出し、エッジとする。

各パラメータの値の選定には、まだ検討の余地があるが、実験では、 $a = 8, w = 15, r = 10$ とし、 w_q は、一様な平均となるように設定した。これらの値に対しては、極端な設定をしない限り、後に示す実験例では結果はほとんど同じであった。すなわち、これらの値の設定のわずかな差に対して結果が敏感に影響されるというものではなかった。この設定値は、この安定な結果が得られる範囲の中間の値である。

先の図6の画像について、適切なスケールの分布を計算したところ、図9に示す分布を得た。Aで示した曲線内でのスケールは8~13程度に分布しており、それ以外では0だった。この結果に基づいてエッジを抽出した結果が図10である。

図11の画像は、長方形の大きな構造と、左右の小さな構造からなる。この画像について適切なスケールの分布を求めた結果が、図12である。図のAで示した曲線内でのスケールは17~25程度に分布しており、Bで示した曲線内でのスケールは50~73程度

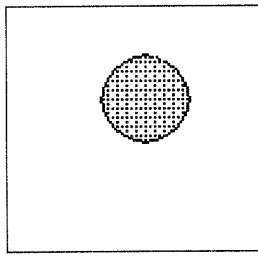


図 14 原画像 (98×98). 円の半径は, 38

Fig. 14 Original image (98×98 pixels). The circular radius is 38.

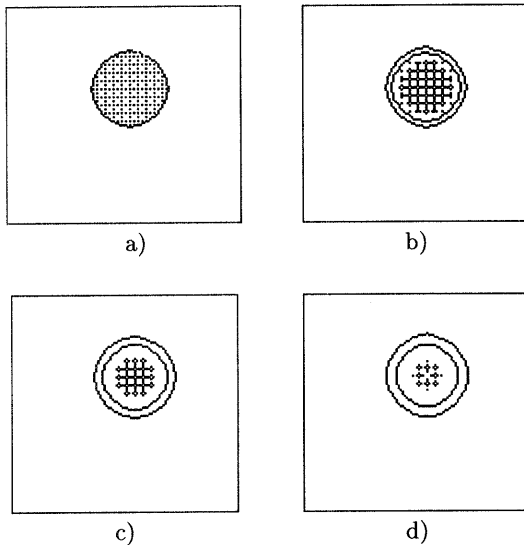


図 15 図 14 に対する LoG フィルタによるエッジ抽出結果.
a) $\sigma = 0$, b) $\sigma = 3$, c) $\sigma = 5$, d) $\sigma = 7$.

Fig. 15 The results of edge extraction by uniform LoG filters with scales of a) $\sigma = 0$, b) $\sigma = 3$, c) $\sigma = 5$, d) $\sigma = 7$.

に分布していた。それ以外では 0 だった。この結果に基づいてエッジを抽出した結果が図 13 である。ただし、ここではステップ [2], [3] でのパラメータはそれぞれ、 $a = 8, w = 15, r = 25$ とした。小さな構造をつぶした近似結果が得られている。

4. エッジ抽出への応用実験

このように画像の局所ごとに適切なスケールを決定できると、そのスケールを用いてぼかし、ゼロ交差を求めると、より良いエッジ抽出ができる。ただし、どのような特徴をエッジとするかは、上位の処理に依存して定義されるものであろう。そこで、抽出されたエッジの「良さ」は、一概には評価できないが、なんらの前提も無しに画像だけから出発したとき、適当に、しかも画像全体で一様にスケール σ を与えるよりは、

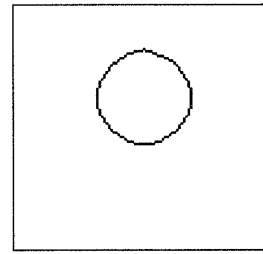


図 16 図 14 の F_{edge} により決定した局所スケールによるエッジ抽出結果

Fig. 16 The results of edge extraction by proposed method with local variable scales determined by using F_{edge} .

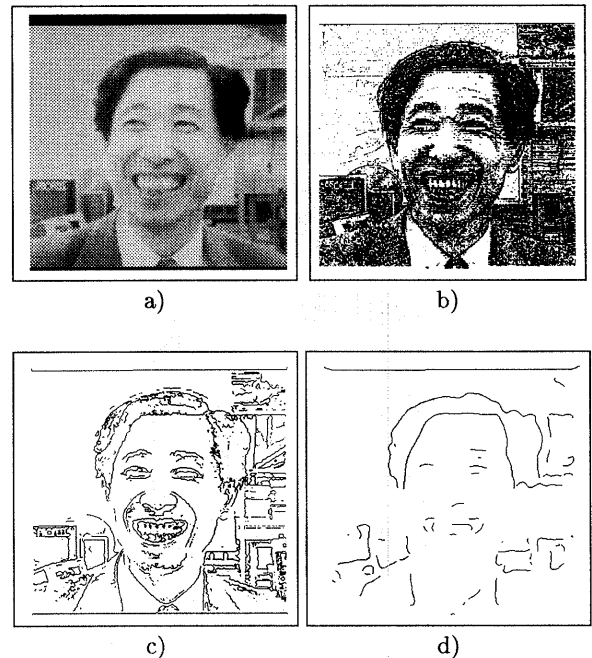


図 17 LoG フィルタとゼロ交差によるエッジ抽出 (一様なスケールによる). a) 原画像 (512×512). b) $\sigma = 0.0$, c) $\sigma = 2.0$, d) $\sigma = 23.0$.

Fig. 17 Edge extraction using uniform LoG filter for a gray level image. a) Original image (512×512). b) $\sigma = 0.0$, c) $\sigma = 2.0$, d) $\sigma = 23.0$.

十分良い結果を得ることができる。

まず、そのことを端的に示す実験例を挙げる。

図 14 では、円形の領域内に格子状の点が散在している。この画像に場所ごとに固有のスケールがあるとすれば、その値は散在する点をそのまま残す 0、および、円形の特徴を呈するようなスケールの二つであると考えられる。対比のため、前画面で一様な LoG フィルタでエッジ抽出した結果を、図 15 に示す。スケールを大きくするに従い、点状のゼロ交差が消去されているが、偽の円状のエッジが生じており、原画像の特



図 18 F_{edge} を用いて局所ごとに決定されたスケールによるエッジ抽出結果

Fig. 18 Edge extraction with variable local scales determined by using F_{edge} .

微をよく表すエッジは得られていない。偽のエッジはしきい値できることにより除去できる場合もあるが、いつも良い結果が得られるとは限らなかった。

我々の目的は、画像に特徴的なスケールを抽出することで、大局的な特徴をよく表すエッジを抽出することである。先述した F_{edge} を用いた手法による結果を図 16 に示す。図 14 の円形としての特徴をよく表すエッジが抽出できていることがわかる。

さらに、一般の濃淡画像に対して、ここでの手法によって、局所ごとのスケールを評価してエッジ抽出をした例を、一様なスケールでのエッジ抽出と比較して、図 17, 図 18 に示す。この結果から、画像に特徴的なスケールによるエッジが抽出できているといえる。

5. 結 論

スケール空間におけるエッジの移動量の変化のしかたを追跡することによって画像上の場所ごとに固有なスケールに関する情報が得られることを示し、エッジ抽出に適用した。この情報は、ノイズののった画像中からのエッジ抽出におけるスケール決定にも有効であることが期待される。ただし、濃淡の変化が複雑である画像に対しては、 F_{edge} の変化の仕方も複雑となり、スケールの選択は難しくなる。これは今後の課題である。

参 考 文 献

- 1) Marr, D.: *Vision*, W.H. Freeman & Co. (1982) (乾, 安藤訳: ヴィジョン, 産業図書 (1987)).
- 2) Canny, J.: A Computational Approach to Edge Detection, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-8, No. 6, pp. 679-698 (1986).
- 3) Lu, Y. and Jain, R.C.: Reasoning about Edges in Scale Space, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-14, No. 4, pp. 450-468 (1992).
- 4) Mokhtarian, F. and Mackworth, A.: Scale-Based Description and Recognition of Planer Curves and Two-Dimensional Shapes, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-8, No. 1, pp. 34-43 (1986).
- 5) Saund, E.: Symbolic Construction of a 2-D Scale-Space Image, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-12, No. 8, pp. 817-830 (1990).
- 6) Clippingdale, S. and Wilson, R.: Least-Squares Image Estimation on a Multiresolution Pyramid, *Proc. ICASSP'89*, Glasgow, U.K. (May 1989).
- 7) 出口光一郎: マルチスケール曲率による図形輪郭の特徴抽出, 計測自動制御学会論文集, Vol. 24, No. 10, pp. 1077-1083 (1988).
- 8) 飯島泰蔵: パターン認識, コロナ社 (1973).
- 9) 趙 南元, 飯島泰蔵: 安定視点木法による画像の特徴抽出理論, 電子通信学会論文誌 (D), Vol. J68-D, No. 5, pp. 508-514 (1985).
- 10) 青木 伸, 出口光一郎: 輪郭線図形の認識のための正規化多角形近似法, 情報処理学会論文誌, Vol. 32, No. 2, pp. 168-178 (1991).
- 11) 本谷秀堅, 出口光一郎: スケール空間解析に基づく局所ぼけ変換を用いた輪郭線図形のマルチスケール近似, 情報処理学会論文誌, Vol. 35, No. 9, pp. 1722-1731 (1994).
- 12) Lindeberg, T.: Scale-Space for Discrete Signals, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-12, No. 3, pp. 234-254 (1990).
- 13) van Vilet, L.J.: *Gray-Scale Measurements in Multi-Dimensional Digitized Images*, Delft University Press (1993).
- 14) 奥田浩人: 画像の多重スケール解析の研究, 東京大学計数工学科修士論文 (1994).

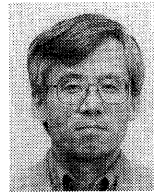
(平成 6 年 11 月 2 日受付)

(平成 7 年 4 月 14 日採録)



奥田 浩人（正会員）

1968年生。1992年、東京大学工学部計数工学科卒業。1994年、同大学院修士修了。同年、(株)日立製作所入社。生産技術研究所にて、画像処理装置の開発に従事。



出口光一郎（正会員）

1976年、東京大学大学院修士修了（計数工学）。同年より東京大学工学部助手、講師を経て、1984年、山形大学工学部情報工学科助教授、1988年、東京大学工学部計数工学科助教授、現在に至る。この間、1991年～1992年、米国ワシントン大学客員準教授。コンピュータビジョン、画像計測、並列コンピュータの研究に従事。計測自動制御学会、電子情報通信学会、形の科学会、IEEEなどの会員。
