

ガウシアンフィルタによる濃淡エッジの振舞いと エッジ抽出について

奥田 浩 人 出口光一郎

東京大学工学部

画像をさまざまなスケールでエッジ抽出す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、強度に強く依存する。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、ゼロ交差が変形する過程は、認識にとってより有用でない局所的な構造が消去される過程と考えることができる。実は、ゼロ交差の変形のしかたに場所ごとに固有なスケールが反映する。スケールに対するゼロ交差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

Faculty of Engineering, University of Tokyo
7-3-1, Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo 113 Japan

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 a suitable scale to detect a proper edge 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. Fine structures in a image are blurred out and more smoothed edge will be obtained by increasing the scale. In this process, resulted edge of original contour points move severally. These movements depend on the contour structure around the point. Analysing the movements, it will be shown that the local inherent scales can be determined, and based on these scales, a good edge detection is established.

1 はじめに

画像をさまざまなスケールではかしてエッジ抽出すると異なるエッジマップが得られる。スケールを大きくすると、ノイズによるゼロ交差は除去できる一方で、ゼロ交差の変形の度合いは大きくなる。エッジ位置の正確さとSN比を大きくすることとの最適なトレードオフを与えるスケールは画像の場所ごとに異なる。つまり、画像の場所ごとに固有なスケールが存在する。通常、ゼロ交差が変形することは望ましくないこととして解釈される。しかし本論文では、ゼロ交差の変形のしかた、具体的にはガウシアンフィルタのスケールの変化に対するゼロ交差の移動量の変化のしかたから、場所ごとに固有なスケールを求められることを指摘する。場所ごとに固有なスケールを用いてエッジ抽出をおこなった。

2 場所ごとに固有なスケール

エッジ抽出においては、画像をガウス関数

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

ではかした後、勾配の大きい点、あるいはラプラシアンでゼロ交差をエッジ点とする手法が主流である。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るが、検出されるエッジの元画像におけるエッジからの変形はより大きくなる。逆にσが小さいと、エッジの位置ずれは小さくなるが、ノイズによるエッジを消去できない。結局、よい出力を得るための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、強度に強く依存する。したがって画像の各点ごとに固有のスケールが存在する。



スケールが異なると出力が異なる

エッジ位置の正しい検出を阻害する要因は二つある。一つはノイズであり、一つははかすことによる“他のエッジとの干渉”である。ノイズによる影響は定式化できるのに対し、エッジの変形の程度を解析的に定式化して評価することはできない。実際ガウシアンオペレータの台の中に二つ以上のゼロ交差が存在し、互いに干渉しあう時、ゼロ交差は非常に複雑な振るまいをする [Lu90]。

この困難を克服するために、マルチスケール手法が提案されてきている [Bergh87] [Canny86]。スケールを決めることなくさまざまなスケールでフィルタリングをし、得られた情報を統合しようとするのが、マルチスケールエッジ抽出における基本的なアイデアである。マルチスケール手法により、輝度が急激に変化する場所としてのエッジ抽出は精度よく行なえるようになってきた。しかし、そもそも良いエッジとは何かという問題が浮上してきた。

実は、エッジ抽出の良否をボトムアップに判定する基準は存在しない。画像認識のための、理想的なエッジ抽出とは何かを述べることは難しい。近年“エッジ”を、輝度が急激に変化する点として捉えるだけでは認識にとって、十分ではないことが指摘されてきている。

さてエッジ抽出を、“認識のための”エッジ抽出と位置付けて考えた時、ゼロ交差が干渉しあうことは必ずしも不利な現象ではない。ゼロ交差は様々な物理的要因と対応している。対象表面の反射率、照明、表面の向きや奥行きの変化、さらにテクスチャなどがその要因として考えられる。しかしこれらの要因から生じるゼロ交差全てが認識のために等しく有用であるとは考えられない。例えばノイズによって生じるゼロ交差は、有用でない。ゼロ交差が干渉しあう過程は、認識にとってより有用でない局所的な構造が消去される過程と考えることができる。

場所ごとに固有のスケールを求めるためには、ス

ケールに対するゼロ交差の変化をうまく表現しつつ変化するような量を追跡することが必要となる。後述するように、局所的な構造が消去されるスケールにおいては、ゼロ交差の移動速度が急変する。ゼロ交差の移動速度が急変するスケールはその場所に固有のスケールであると解釈できる。

3 ゼロ交差の移動量によるスケールの抽出

前節では、場所ごとに固有のスケールがあることを述べた。本節では、固有なスケールをゼロ交差の移動量を用いて求めることができることを示す。

3.1 スケールの変化に対するゼロ交差の移動

以下の説明では、2値画像を用いている。スケールを変化させつつ、LoG (Laplacian of Gaussian) フィルタでゼロ交差を抽出する [Tony90]。場所ごとに適切なスケールをえるために、スケールに対するゼロ交差の移動量を利用する。すなわち、図 1 に示すように、実線、破線をそれぞれ異なるスケール $\sigma, \sigma + d\sigma$ で得られたゼロ交差とする。点 P, P' が対応する点であるとする、ほかしに対するゼロ交差の移動速度

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

は点 P における曲率が大きいほど大きい。文献 [Luc87] では有限サイズの中心対称 LoG フィルタについてゼロ交差の位置ずれについて、詳細な解析をおこなっている。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、ゼロ交差の位置ずれ $\Delta(\sigma, R)$ は曲率円の中心から外向きに

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

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次のように与えられる。

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

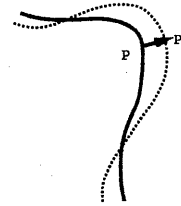


図 1: ゼロ交差の移動速度.

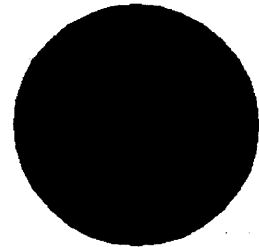


図 2: 異なる構造をもつ図形.

図 2 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”に埋められる。図 2 のゼロ交差のスケールに対する変化は図 3 のようになる (ずらして描いてある)。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ゼロ交差の移動速度

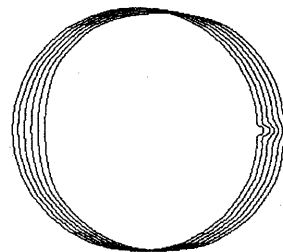


図 3: ゼロ交差の移動.

V_{edge} 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

$$V_{edge} \approx 4 \cdot k \frac{\sigma^3}{R^3}$$

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

$$V_{edge} \approx 4 \cdot k \frac{\sigma^3}{R_2^3}$$

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ゼロ交差の移動速度の比は

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

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とを意味している。図3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。そこでゼロ交差の移動速度が激減するスケールをその近傍での適切なスケールとして抽出することができる。

3.2 デジタル画像上でのゼロ交差の移動

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おこなう。ただし、デジタル画像上でのゼロ交差の移動速度を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、点の対応を精度よく求めることは本質的に困難だからである。そこでゼロ交差の移動速度そのものを計算するかわりに、スケールに対するゼロ交差の移動をよく表現するような特徴量(以後 $f(P, \sigma)$ とする。 P はゼロ交差上の点、 σ はスケール)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。実験では次のように $f(P, \sigma)$ を定めた。

図4のように元図形のゼロ交差上の各点 P に対し、固定した大きさの近傍 δ をとり、

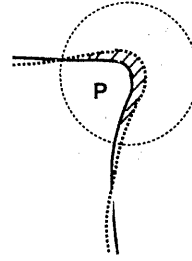


図4: ゼロ交差の通過した面積に基づく特徴量 F_{edge} .

$f(P, \sigma_0) = 0 \leq \sigma \leq$ 近傍 δ の σ_0 において δ 内でゼロ交差の通過した領域の面積大きさは、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。以後この特徴量を F_{edge} と書く。

曲率半径 R のステップエッジがあったとすると、

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

であるので、 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 σ に対する増加率が激減する。

4 実験

4.1 局所的な形状と F_{edge}

デジタル画像で、 F_{edge} がどのように変化するかを実験した結果を以下に示す。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5は256x256の2値画像である。直線状の大構造の境界に半径4の半円をつないでできた波状の小構造の境界を中央にもつ。図6は右から順にスケールを $\sigma = 0, 20, 40, 60, 80$ としてエッジ抽出した様子である。 $\sigma = 80$ では小構造が埋もれてしまうのがわかる。ほぼ画像の中央にあるエッジ点 P での F_{edge} の変化を示したのが図9である。 σ が $0 \leq \sigma \leq 80$ では急激に変化し、 $80 \leq \sigma$ では、変化が量子化誤差にのみこまれる程度の大きさへと激減し

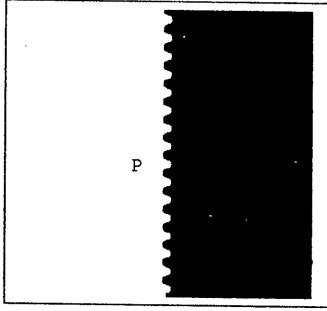


図 5: 大きな構造と小さな構造をもつ図形. 波状部分の曲率半径は 4 (256x256 画像).

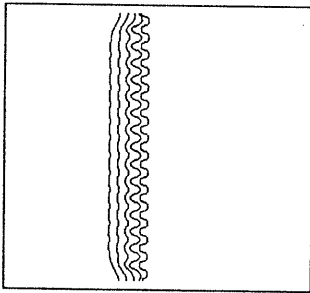


図 6: 図 5 の σ に対するエッジの変化 ($\sigma = 0, 20, 40, 60, 80$).

ている. このことは, $\sigma = 80$ 前後で小さな構造が大きな構造に埋もれることに対応している.

4.2 エッジ抽出実験

前節では, F_{edge} の変化の仕方から形状の局所的なスケールに関する情報を得られることを示した. 次にその情報を用いてエッジ抽出を行なった結果を示す. 以下のような手順で計算をおこなった.

- 1) スケールを 0 から増やしながらか LoG フィルタをかける. 元画像のゼロ交差上の各点に対し, F_{edge} を計算する.
- 2) 元画像のゼロ交差上の各点 q に対し, 固有なスケール 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 $[\sigma, \sigma +$

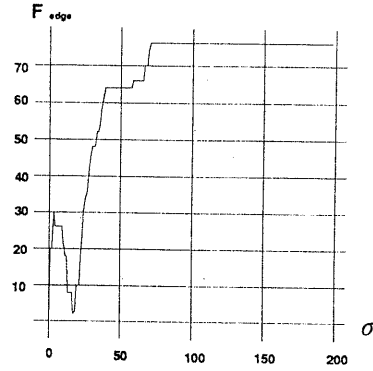


図 7: 図 5 の画像上の点 P における F_{edge} の変化.

$w]$ における F_{edge} の分散 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 を固有なスケールとする. 基準をみたす σ がなければ, その部分は複数の異なる構造をもたない, すなわち近似する意味がないとみなし, $\sigma_q^{proper} = 0$ とする.

- 3) 平面上の全ての点に対し固有なスケール σ_p^{proper} を与える. 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. そこで次のようにスケールを与える. 平面上の任意の点 p に対し, 半径 r の近傍 δ をとり, q をエッジ点として, その近傍内でのスケールの重みつき平均

$$\sigma_p^{proper} = \sum_{q \in \delta} w_q \cdot \sigma_q^{proper}$$

で与える. ただし, w_q は重みである. r は入力パラメータである.

- 4) 3) で得られた, 場所ごとに異なったスケールによるガウシアンフィルタを元画像にかける. その出力にラプラシアンフィルタをかけ, ゼロ交差を検出する.
- 5) 検出したゼロ交差上で, 勾配の強度により, スレシヨルドをきる.

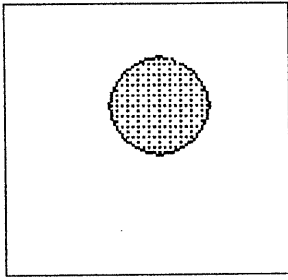


図 8: 元画像 (98X98). 円の半径は,19.

図 8 では,円形の領域内に格子状の点が散在している. 図 8 に固有のスケールがあるとすれば,2 つであると考えられる. すなわち,0 および,円形の特徴を呈するようなスケールである.

参考のため,LoG フィルタ,しきい値つき LoG フィルタでエッジ抽出した. 結果を図 9, 図 10 に示す. 図 9 では,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. 偽の円状のエッジが生じており,元画像の特徴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除去することにより,除去できる. 図 10 では,しきい値で除去することにより,偽のエッジを除去している (図 10- (d)). 図 10-(d) に得られたエッジは,図 9 の円形としての特徴をよく表している.

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 11 に示す. 図 8 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.

さらに実画像による実験結果を示す. しきい値つき LoG フィルタでエッジ抽出した結果 (図 12) と, F_{edge} を用いた手法による結果 (図 13) を示す. 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.

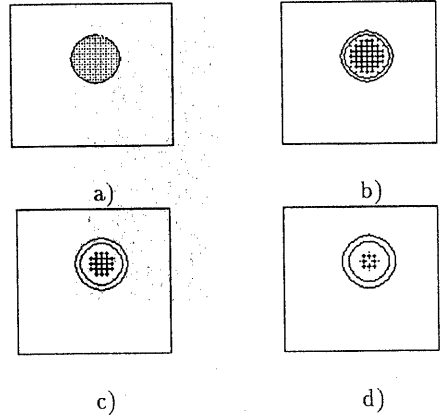


図 9. 図 8 の LoG フィルタによるエッジ抽出結果. a) $\sigma = 0$, b) $\sigma = 3$, c) $\sigma = 5$, d) $\sigma = 7$.

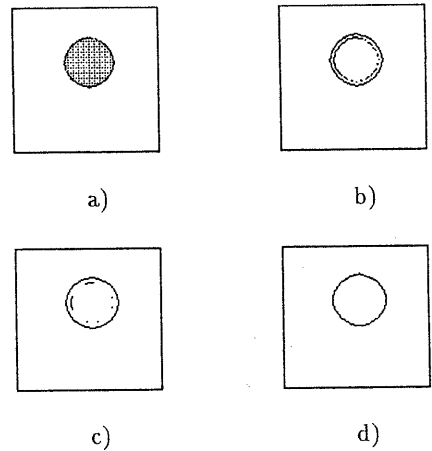


図 10. 図 8 の LoG フィルタによるエッジ抽出結果 (しきい値つき). a) $\sigma = 0$, b) $\sigma = 3$, c) $\sigma = 5$, d) $\sigma = 7$.

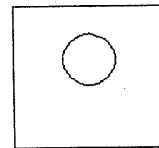


図 11. 図 8 の F_{edge} によるエッジ抽出結果.

5 結論

スケール空間におけるゼロ交差の移動量の変化のしかたを追跡することによって画像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、エッジ抽出へ適用した。

実は形状記述, すなわち計算機内でいかに形状を記述するかという問題, においても, 画像の場所ごとに固有なスケールが存在することが異なる文脈から指摘されている。階層的記述による方法が, この問題に対して有効である [Mok90]。本論文で提案するスケール選択の考えかたは, 認識のための階層的記述を構成するという視点にたったエッジ抽出の方式を与えることが期待される。

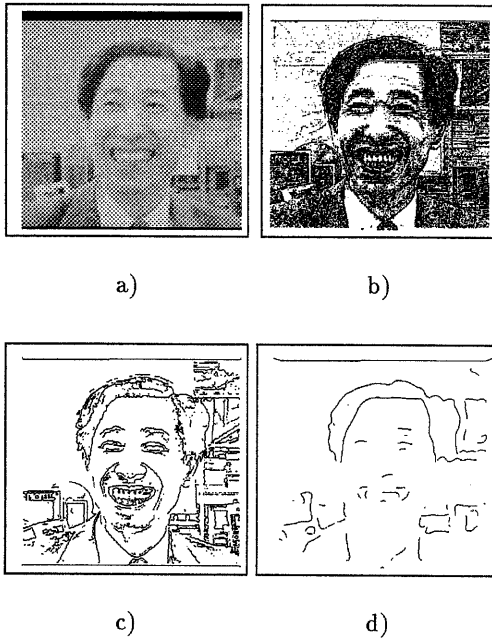


図12 .LoG フィルタによるエッジ抽出結果.a) 元画像 (512X512).b) $\sigma = 0.0$, c) $\sigma = 2.0$, d) $\sigma = 23.0$.

参考文献

[Bergh87] F.Bergholm. Edge Focusing. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine In-*



図13 . 図12-a) の F_{edge} によるエッジ抽出結果。

telligence, Vol.9, No.6 ,pp.726-741, Nov., 1987

[Canny 86] J.Canny. A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.8, No.6 ,pp.679-698, Nov., 1986.

[Lu90] Y.Lu, R.C.Jain. Behavior of Edges in Scale Space. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 11, No. 4, pp.337-356, April, 1990.

[Luc87] L.J.van Vilet. Gray-Scale Measurements in Multi-Dimensional Digitized Images. *Delft University Press*, 1993.

[Mok90] F.Mokhtarian, A.Mackworth . Scale-Based Description and Recognition of Planer Curves and Two-Dimensional Shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol 8, No.1 ,pp.34-43, July, 1990.

[Tony90] Tony Lindeberg. Scale-Space for Discrete Signals. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, No. 3, pp. 234-254, Mar. 1990.