

濃淡勾配の局所的一様性に着目した 非等方的拡散による画像記述手法

泉谷 忠寛 本谷 秀堅 出口 光一郎

東京大学大学院 工学系研究科

本論文では画像の濃淡構造が大局的な線構造をもつときに、その線構造を強調することを目的とする。そのために画像内の各位置での線構造の方向に沿ってのみ画像を拡散をする。この線構造の方向を適切に求めるには局所的な濃淡構造を無視しなければならない。そこでまず、線らしさを画像の濃淡勾配の揃い具合で評価し、画像を異なる分散をもつガウス関数でぼかし、この線らしさを最大にする分散を選択する。この選択された分散をもつガウス関数でぼかした画像から求まる線構造の方向に沿って画像の拡散を行なうことにより線構造を強調する。この手法を用いて実験を行なった結果、画像の線構造を強調することができた。

An image description method by anisotropic diffusion using the uniformity of the local gradients

Tadahiro Izumitani, Hondani Hidekata, Koichiro Deguchi

Faculty of Engineering, University of Tokyo,
Bunkyo-ku, Tokyo, Japan

The purpose of this method is to enhance line structures in an image. For this purpose, we blur the image anisotropically along the directions of each line structures. We define a line structure as a region in which the gradients have an uniform direction. To find such line structures in an image, we evaluate the uniformity of the directions of the local gradients. Here, we need to neglect small structures to obtain line directions for every position in the image. We, firstly, blur the given image by a Gaussian filter. The variance of the Gaussian filter is determined to maximize the uniformity of the local gradient directions. Secondly, the line directions in the image are obtained from this blurred image. Finally, we blur the image anisotropically along the directions, and enhance every line structure.

1 はじめに

濃淡画像を解析するにあたって直線や曲線などの線構造を抽出することは重要である。この線構造を抽出するために、画像の濃淡を表す曲面の形状を局所的に捉える手法がある [1][2]。

今、我々は局所的には線構造ではないが大局的には線構造であるような構造を捉えたい。例えば、エッジなどの本来直線であったものがノイズによって濃淡構造が局所的に乱れた場合や、点線や文字列のように濃淡構造が大局的に見れば線状に並んでいる場合である。そこで、本論文では濃淡画像における線構造を強調することを目的とする。

線構造を強調するとは図1の左図のように局所的には線ではないが大局的には濃淡が線状に分布している画像を、図1の右図のようにある濃淡パターンが連続した線構造にすることである。本論文では図1の右図のように濃淡勾配の向きが一方向に揃っているものを線構造と定義する。

図1のような大局的な線構造を強調するには、局所的な濃淡構造を無視する工夫が必要となる。局所的な濃淡構造を無視するための手法としてガウス関数によるぼかしがある [3]。この手法によって画像をぼかすと、極大点における画像の濃淡値は減少し続け、極小点における画像の濃淡値は増大し続けるという利点がある [3]。もし画像内に線構造が孤立しているならば、ガウス関数によって画像をぼかすことで線構造が捉え易くなる。

しかし、本論文では、図2の例のように画像内に線構造が孤立していない場合を考える。図2は左上図に示した元画像を、異なる分散のガウス関数でぼかした

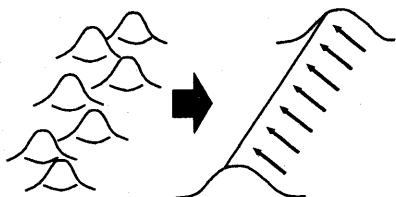


図 1: 線構造の強調: 左図のように線状に並んだ濃淡構造を右図のような線構造にすること。右図の矢印は濃淡勾配の向きを表す。

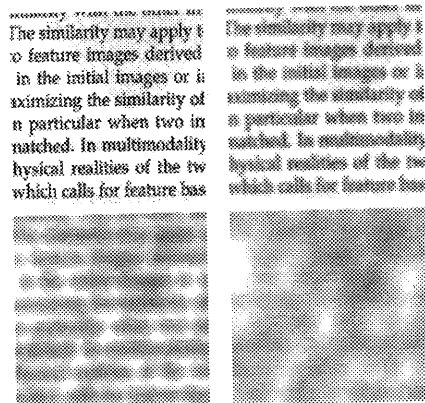


図 2: 左上: 元画像 (151,133) 文字列の間隔は約 15pixel 左上、左下、右下: 元画像をガウス関数でぼかした画像、分散は順に 1.0,16.0,49.0

結果を表示したものである。なおぼかした画像の濃淡値は表示のために適当な値で定数倍している。

図2の元画像を徐々に大きな分散のガウス関数でぼかしていくと、小さい濃淡構造が消えていくことが分かる。しかし大き過ぎる分散のガウス関数で画像をぼかすと、線構造が捉えられなくなってしまう (図2の右下図)。なぜなら、線構造が孤立していないため、画像をぼかすと線構造の周りにある濃淡構造の影響で線構造が消えてしまうからである。

また、線構造を消さない程度の分散をうまく選択してそのガウス関数で画像をぼかしても、文字列という線構造を強調していない (図2の左下図)。

このようにガウス関数によって画像をぼかしたのでは線構造が強調できるとは限らない。そこで、線構造の内部にある凹凸のみをぼかして画像内の線構造を強調することにする。そのために、画像内の各位置で線構造の方向に沿って画像を拡散する手法がある [4][5]。この非等方的な拡散をするには、画像内に存在する線構造の向きを求めなければならない。

この線構造の向きを求めるには局所的な濃淡構造を無視する必要がある。このときどの程度の大きさの濃淡構造までを無視するかを決めなければならない。J.Weikert らによる手法 [4][5] では、線構造を捉えるために無視する濃淡構造の大きさをあらかじめ決めている。しかし、この大きさは画像自身から抽出すべき

であると我々は考える。そこで、我々は画像を異なる分散でばかし、線らしさが最大となる分散を求める。この分散がどの程度の大きさの濃淡構造までを無視するかを決める。そして、そのとき各位置で得られる線構造の方向に沿って画像を拡散することで線構造を強調する。

2 等方的な拡散

濃淡画像を $u_0(x, y)$ で表し、以下個々の演算を次のように表すことにする。

$$\begin{aligned} G_t &= \frac{1}{2\pi t} \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2t}\right) \\ u_1 * u_2 &= \iint u_1(X, Y) u_2(x - X, y - Y) dXdY \\ u(x, y, t) &= u(x, y) * G_t \\ u_x(x, y) &= \frac{\partial}{\partial x} u(x, y) \\ u_y(x, y) &= \frac{\partial}{\partial y} u(x, y) \\ \nabla u(x, y) &= (u_x, u_y)^T \end{aligned}$$

画像 $u_0(x, y)$ をばかす手法としてガウス関数によるばかしがある [3] [7]。本論文では以後 $t > 0$ とする。

$$u(x, y, t) = u_0(x, y) * G_t \quad (1)$$

式 (1) のように分散 t のガウス関数で画像 $u_0(x, y)$ をばかした結果は式 (2) の拡散方程式を解いた結果と一致する。

$$\begin{cases} \partial_t u(x, y, t) = \operatorname{div}(\nabla u) \\ u(x, y, 0) = u_0(x, y) \end{cases} \quad (2)$$

画像 $u_0(x, y)$ の式 (2) による拡散は以下の性質を持つ [3]。

- 極大点における画像の濃淡値は常に減少し続ける
- 極小点における画像の濃淡値は常に増大し続ける
- 拡散によって新たな等濃度線 (画像の濃淡値が等しい点を結んだ線) は生じない

逆にこれらの性質を満たすように画像をばかすには、式 (2) に従って画像を拡散させるしかない [3]。これらの性質を満たす式 (2) による画像の拡散は、画像の局所的な濃淡構造を無視して大局的な濃淡構造を捉えるのに有効である。

しかし式 (2) のように画像を等方的に拡散させたのでは、画像内の線構造を強調できるとは限らない。なぜなら線構造の周囲に存在する濃淡構造の影響で、画像を拡散させるに従って線構造が捉えにくくなってしまふからである (図 2)。

3 非等方的な拡散

画像内の線構造を強調するために画像 $u_0(x, y)$ を式 (3) のように非等方的に拡散させる手法がある [7][4][5]。

$$\partial_t u(x, y, t) = \operatorname{div}(D(x, y) \nabla u) \quad \text{on } \Omega \times (0, \infty) \quad (3)$$

$$u(x, y, 0) = u_0(x, y) \quad \text{on } \Omega \quad (4)$$

$$(D(x, y) \nabla u) \cdot n = 0 \quad \text{on } \Gamma \times (0, \infty) \quad (5)$$

$$\begin{cases} D(x, y) : & \text{画像の局所的な濃淡構造} \\ & \text{を反映した } 2 \times 2 \text{ の対称で正定な行列} \\ \Omega : & u_0(x, y) \text{ が定義される領域} \\ \Gamma : & \Omega \text{ の境界} \\ n : & \Gamma \times (0, \infty) \\ & \text{の外向き法ベクトルとの内積} \end{cases}$$

(5) 式の条件により、拡散過程において $u(x, y, t)$ は領域 Ω の外の影響を受けない。

$D(x, y)$ は拡散の向きおよび強さを定める行列である。 $D(x, y)$ を線構造の向きに対応させることで、式 (3) は線構造を強調する拡散となる。行列 $D(x, y)$ の各要素が位置について C^∞ ならば、式 (3) の解は存在し、なおかつ一意である [4]。

この線構造を強調する非等方的な拡散をするためには、画像内の各位置で線構造の方向をあらかじめ知る必要がある。そのために以下の 2 つのことを定めなければならない。一つは、画像のどの程度まで局所的な濃淡構造を無視して線構造の方向を求めるかである。もう一つは、線構造の方向を決めるにあたってどの程度の範囲で濃淡勾配を見るかである。ある程度の範囲で濃淡勾配をみることで、例えば途切れた線構造でもその線の方向が分かる。これらのことを画像自身から決める方法を以下で述べる。

4 線らしさの定義

画像 $u(x, y)$ の濃淡勾配がある近傍で一方向に揃っているとき、画像 $u(x, y)$ の濃淡構造は線構造であると



図 3: 左図: 分散 6.0 のガウス関数を 8pixel 間隔で 4 つ並べた画像右図: 右図を分散 64.0 のガウス関数でぼかした画像

定義する。そして、画像 $u(x, y)$ の濃淡勾配がどれだけ一方向に揃っているかで線らしさを決めることにする。

今、例えば画像として図 3 の左図のようにガウス関数が線状に並んだものを考える。図 3 の左図を分散 64.0 のガウス関数でぼかした画像が図 3 の右図である。画像の濃淡値は表示のために定数倍している。図 3 の左図の画像をガウス関数でぼかすことで、図 3 の右図の画像の濃淡勾配が一方向に揃うことが分かる。また、その方向は線構造の方向と垂直な方向である。

従って、画像をガウス関数でぼかして線らしくなったときに、画像の濃淡勾配がどの方向に揃っているかを調べれば線構造の方向が分かる。次章では濃淡勾配の揃い具合とその方向を知るための道具として structure tensor を導入する。

5 structure tensor

5.1 structure tensor の導入

画像内の局所的な濃淡構造を知るために、着目する位置の周囲での濃淡勾配を利用して構造解析することにする。以下で述べる structure tensor $J_\rho(u(x, y))$ は線や曲線のような 1 次元の構造を解析するために有効な道具である [4]。そして、行列 $J_0(u(x, y))$ を以下のように定める。

$$J_0(u(x, y)) := \nabla u(x, y) \nabla u(x, y)^T \quad (6)$$

画像内の各位置で式 (6) で定義される 2×2 の行列 $J_0(u(x, y))$ を各要素ごとに分散 ρ^2 のガウス関数 G_{ρ^2} でコンボリューションをとることで、structure tensor $J_\rho(u(x, y))$ を得る。

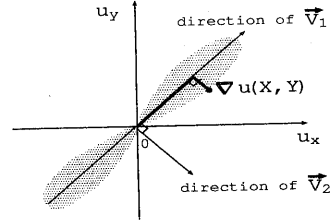


図 4: $\nabla u(x, y)$ の濃淡勾配空間での分布

$$J_\rho(u(x, y)) := \begin{pmatrix} G_{\rho^2} * (u_x)^2 & G_{\rho^2} * u_x u_y \\ G_{\rho^2} * u_x u_y & G_{\rho^2} * (u_y)^2 \end{pmatrix} \quad (7)$$

5.2 structure tensor の固有値

structure tensor $J_\rho(u(x, y))$ は任意の 2 次元ベクトル x に対し $x^T J_\rho x \geq 0$ なので半正定である。したがって structure tensor の固有値 $\lambda_1, \lambda_2 (\lambda_1 \geq \lambda_2)$ はすべて非負である。また、固有値 λ_1, λ_2 に対する固有ベクトルをそれぞれ $\vec{v}_1, \vec{v}_2$ とすれば、structure tensor は対称行列なので $\vec{v}_1, \vec{v}_2$ は直交している。いまベクトルの大きさが 1 となるように $\vec{v}_1, \vec{v}_2$ をとることにする。すると structure tensor の定義より次式が成り立つ。

$$(\vec{v}_1 \cdot \nabla u(x, y))^2 * G_{\rho^2} = \lambda_1 \quad (8)$$

$$(\vec{v}_2 \cdot \nabla u(x, y))^2 * G_{\rho^2} = \lambda_2 \quad (9)$$

(ただし、 $\vec{v} \cdot \nabla u(x, y)$ は $\vec{v}$ と (u_x, u_y) の内積を表す。)

$\vec{v}_1, \vec{v}_2$ は structure tensor の固有ベクトルであるので、 $\vec{v}_1, \vec{v}_2$ について式 (8), (9) が成り立つ。逆に structure tensor の固有ベクトルを求めるということは、 λ_1 を最大にするような $\vec{v}_1$ を求めることである。そのとき、 $\vec{v}_2$ は $\vec{v}_1$ より容易に求まる。

今、 u_x, u_y を 2 軸とする空間を濃淡勾配空間と呼ぶことにすると、画像上の 1 点 (x_0, y_0) で定まる濃淡勾配 $\nabla u(x_0, y_0)$ は濃淡勾配空間内の 1 点を定める。すると、画像全体で求まる濃淡勾配の集合は図 4 のように濃淡勾配空間内に分布を形成する。

structure tensor $J_\rho(u(x, y))$ の固有値、固有ベクトルをこの濃淡勾配空間で考える。structure tensor の固有値、固有ベクトルは着目している点の周りの濃淡

勾配に影響され、この点から離れた濃淡勾配には影響されない。

ある位置 (x_0, y_0) における structure tensor の固有値 λ_1, λ_2 の値は式 (10), (11) のように表せる。

$$\lambda_1 = \iint (\vec{v}_1 \cdot \nabla u(X, Y))^2 G_{\rho^2}(x_0 - X, y_0 - Y) dXdY \quad (10)$$

$$\lambda_2 = \iint (\vec{v}_2 \cdot \nabla u(X, Y))^2 G_{\rho^2}(x_0 - X, y_0 - Y) dXdY \quad (11)$$

式 (10), (11) のようにある位置 (x_0, y_0) における λ_1, λ_2 は、濃淡勾配 $\nabla u(X, Y)$ と $\vec{v}_1, \vec{v}_2$ の内積を 2 乗したものを (x_0, y_0) からの距離で重みづけしてから X, Y について積分した値である。 (x_0, y_0) からの距離で重みづけすることによって着目している点 (x_0, y_0) から離れている位置での濃淡勾配は無視するようにしている。重みづけの程度は分散 ρ^2 の値で調節でき、 ρ^2 が大きいほど広い範囲の濃淡勾配を見ていることになる。

位置 (x_0, y_0) で求まる $\vec{v}_1$ は、位置 (x_0, y_0) を中心として ρ^2 の値できまる範囲において、濃淡勾配がどの方向に最も分布しているかを示す。

6 structure tensor の固有値を用いた線らしさ $S(x, y, \rho)$

6.1 線らしさ $S(x, y, \rho^2)$ の導入

我々は画像 $u(x, y)$ の濃淡勾配 (u_x, u_y) が一方向に揃っているとき、画像 $u(x, y)$ の濃淡構造は線構造であると定義した。このことを濃淡勾配空間で考えると、濃淡勾配が濃淡勾配空間内で原点を通る直線上にのみ分布しているものを線構造とみなすことになる。そこで我々は位置 (x_0, y_0) における線らしさを、 (x_0, y_0) 周りの濃淡勾配が濃淡勾配空間内でどれだけ一方向に偏って分布しているかで評価する。

前章より、濃淡勾配分布の偏りは structure tensor $J_\rho(u(x, y))$ の固有値 λ_1, λ_2 によって評価することができる。そこでこの固有値の差を固有値の和によって規格化した $S(x, y, \rho^2)$ により線らしさを評価する。

$$S(x, y, \rho^2) = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (12)$$

$S(x, y, \rho)$ の値域は $[0, 1]$ である。

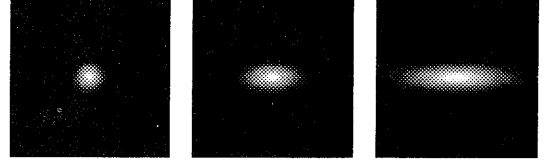


図 5: $\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2}$ を変化させたときの $u(x, y)$ 左から $\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} = 1.0, 4.0, 16.0$

6.2 線らしさ $S(x, y, \rho^2)$ の意味

画像として図 3 の左図のように、ある濃淡構造が線状に並んだ画像を考える。この画像を適当な分散のガウス関数でばかすと、図 3 の右図のように偏平な濃淡構造が得られる。この偏平な濃淡構造は元画像ないの点列に対応した構造である。そこで、この濃淡構造を偏平なガウス関数で置き換えて、線らしさ $S(x, y, \rho^2)$ がどのような意味を持つかを考える。

ここで $u(x, y)$ を式 (13) のように、 x 方向に分散 σ_1^2 、 y 方向に分散 σ_2^2 を持つ偏平なガウス関数とする。 $(\sigma_1 > \sigma_2)$

$$u(x, y) = \frac{1}{2\pi \sqrt{\det(\Sigma)}} \exp(x, y) \Sigma^{-1} (x, y)^T \quad (13)$$

$$\left(\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 \end{bmatrix}, T: \text{定数 } \sigma_1, \sigma_2 > 0 \right)$$

この $u(x, y)$ は $\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} = 1$ のときは等方的なガウス関数であり、それ以外のときは $\sigma_1^2 > \sigma_2^2$ なので横に偏平なガウス関数である。このような $u(x, y)$ についての線らしさを求める。

ガウス関数の対称性より $\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} \neq 1$ ならば $\vec{v}_1 = (0, 1), \vec{v}_2 = (1, 0)$ である。

ここで、 $C = \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2}, \rho^2 = k^2 \sigma_2^2$ とおくと、(k は定数)、式 (8), (9) より

$$S(0, 0, \rho^2) = \frac{(2k^2 + 1)C^2 - C - 2k^2}{(2k^2 + 1)C^2 + C + 2k^2} \quad (14)$$

$k=2$ としたときの $S(0, 0, \rho)$ の $\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2}$ についてのグラフは図 6 のようになる。 $\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2}$ に対し単調に増加していることが分かる。

また、 ρ^2 の値は着目している点を中心としてどの程度の範囲で濃淡勾配を見るかを定めるパラメタで

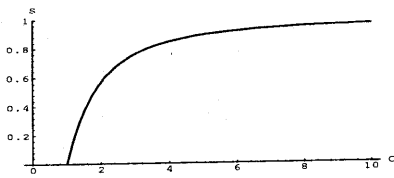


図 6: 横軸: $\frac{\sigma_0^2}{\sigma^2}$, 縦軸: $S(0,0,\rho^2)$

ある。 ρ^2 が大きければ広い範囲の濃淡勾配を見ていることになる。図 7 右図は左図の元画像を分散 $\sigma_0^2 = 12.25$ のガウス関数でぼかした画像である。今、単語と単語の間の位置において ρ^2 の値を変化させたときの、その位置における structure tensor $J_\rho((u_0)_{\sigma_0^2})$ の固有値と固有ベクトルの変化を調べる。図 8 のグラフは図 7 右図の×印において、 ρ^2 の値を変化させたときに structure tensor の固有値と固有ベクトル v_1 が変化することを表している。 ρ^2 が小さいときは、固有ベクトル v_1 は文字列の方向に対応してなが、 ρ^2 をある程度大きくすると固有ベクトル v_1 は文字列の方向に対応する。

このように ρ^2 の値は structure tensor の固有値と固有ベクトルに大きな影響を与える。我々は $\rho^2 = k^2\sigma^2$ とした。こうすることで、偏平なガウス関数と線らしさの対応が明らかになる。また、分散 σ^2 でぼかした画像の濃淡勾配を狭い範囲で見ることは意味がないので、 $\sigma^2 \gg \rho^2$ とすることは適切ではない。しかし、 ρ^2 についてのそれ以上の条件について論理的に導出することは難しい。本論文では $k=2$ として実験を行なった。

7 線構造を強調する拡散

7.1 拡散の方向

線構造の方向に非等方的な拡散をすることによって線構造を強調する。線構造の方向を決めるために、画像を異なる分散のガウス関数でぼかしたときの線らしさの変化を調べる。

一般の画像をガウス関数でぼかしたときに線らしさ

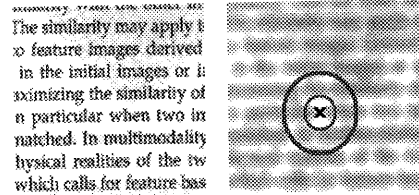


図 7: 左図: 元画像 (151,133) 文字列の間隔は約 15pixel 右図: 左図を分散 12.25 のガウス関数でぼかした画像。×印は単語間の位置を示す。 ρ^2 はこの位置を中心としてどれくらいの範囲の濃淡構造を見るかを定める。

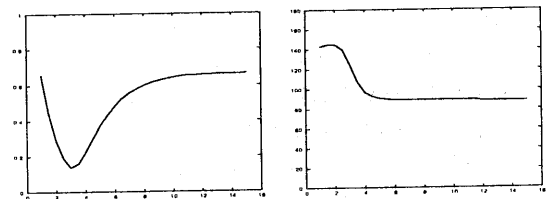


図 8: ρ^2 を変化させたときの、図 7 の×印における structure tensor の固有値 (右図)、固有ベクトル v_1 (左図) の変化。横軸は ρ , 左図の縦軸は v_1 が下向きから反時計回りに何度の方向を向いているかを示す。

を極大とするような分散は、位置によって異なることが考えられる。また、線らしさを極大にするような分散は一つとは限らない。よって位置ごとに異なり、また複数あるこの情報をどのように統合すれば良いかは未解決である。

そこで本論文では、大局的には同じような線構造が並んだ画像について実験を行なった。そのために線らしさを極大とするようなガウス関数の分散は位置によって変わらないと仮定した。

そこで、画像を分散 σ^2 のガウス関数でぼかしたときの線らしさ $S(x,y,k^2\sigma^2)$ を計算し、画像全体について S の平均をとった。そして、その線らしさの平均が極大となるような分散 $\sigma^2 = \sigma_0^2$ を求めた。このとき画像内の各位置でもとまる structure tensor $J_\rho(u_{\sigma_0^2}(x,y))$ の固有ベクトル v_2 の方向へ拡散する。

7.2 線構造の方向への非等方的な拡散

画像 $u_0(x, y)$ の線らしさを最大にするようなガウス関数の分散を σ_0^2 とする。このとき求まる structure tensor $J_\rho((u_0)_{\sigma_0^2})$ の固有ベクトルを $\vec{v}_1, \vec{v}_2$ とする。

diffusion tensor D を以下のように定義する。

ただし α は定数で、 $0 < \alpha < 1$ である。

$$D(x, y, \sigma_0) = (\vec{v}_1 | \vec{v}_2) \begin{pmatrix} d_1 & 0 \\ 0 & d_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vec{v}_1^T \\ \vec{v}_2^T \end{pmatrix} \quad (15)$$

$$\begin{cases} d_1 = \alpha \\ d_2 = (1 - \alpha)S(x, y, k \sigma_0) + \alpha \end{cases}$$

この diffusion tensor D を用い、式 (3), (4), (5) に従って非等方的な拡散を行なう。画像を分散 σ_0^2 のガウス関数でぼかした結果、位置 (x, y) において濃淡構造が線らしいとみなされたとするならば、その位置で求まる線構造の方向に沿って拡散を行なう。

α によって diffusion tensor D は常に正定である。

従って 3 章で述べた条件をみatus。よって diffusion tensor D を用いた拡散方程式の解は存在し、なおかつ一意に定まる [4]。

拡散過程において diffusion tensor D は一定である。J.Weickert らは diffusion tensor D を拡散過程において、各時刻 t の画像に基づき更新して用いている [4]。しかし、本論文では式 (3), (4), (5) の意味を明確にするために、拡散の方向を初期画像によって求まる線構造の方向に定めたまま非等方拡散を行なった。

8 実験結果

8.1 画像をぼかしたときの線らしさの変化

図 9 の左図に示される元画像を分散 σ^2 のガウス関数でぼかしたときの線らしさ S の変化を見る。図 9 の右図は元画像を分散 σ^2 のガウス関数でぼかしたときの線らしさ $\sum_{x,y} S(x, y, k^2 \sigma^2)$ の値をグラフで示したものである。図 9 の右図に示す通り S は $\sigma^2 = 4.0$, $\sigma^2 = 64.0$ の 2 つの極大値を持つ。図 10 は図 9 の元画像をそれぞれ分散 4.0, 64.0 のガウス関数でぼかした画像である。それぞれの線構造が捉え易くなるような分散が選択されていることが分かる。以下の実験ではすべて $k = 2$ としている。

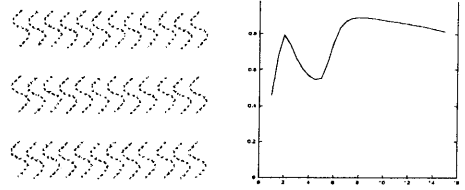


図 9: 左図: 点線で波模様を描き、その波模様を線状に並べた画像右図: 左図の元画像を分散 σ^2 でぼかしたときの線らしさの平均。横軸は σ 、縦軸は線らしさの平均



図 10: 図 9 の元画像を左から分散 4.0, 64.0 のガウス関数でぼかした画像

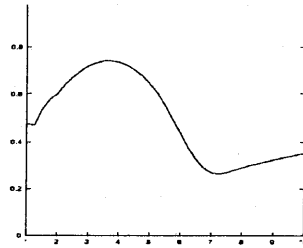


図 11: 図 2 の左上の元画像を分散 σ^2 でぼかしたときの線らしさの平均。横軸は σ 、縦軸は線らしさの平均

文字列についても同様な実験を行なった。図 2 の左上図に示される元画像を分散 σ^2 のガウス関数でぼかしたときの線らしさの変化を見る。図 11 は元画像を分散 σ^2 のガウス関数でぼかしたときの線らしさ $\sum_{x,y} S(x, y, k \sigma)$ の値をグラフで示したものである。図 11 に示す通り $\sigma^2 = 12.25$ のガウス関数でぼかしたときに元画像の線らしさは極大となる。

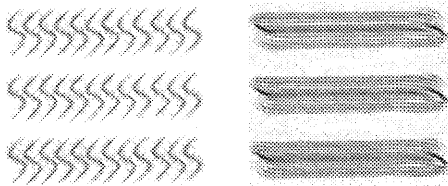


図 12: 左から右へ $\sigma_0^2 = 4.0, 64.0$ として図 9 の左図で示された元画像をそれぞれの σ_0^2 を用いて非等方的な拡散を行なった画像

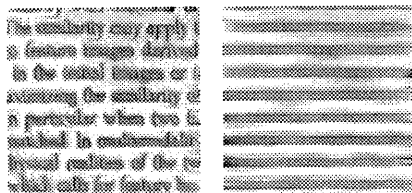


図 13: 左から右へ $\sigma_0^2 = 1.0, 12.25$ として図 2 の左図で示された元画像をそれぞれの σ_0^2 を用いて非等方的な拡散を行なった画像

8.2 非等方的な拡散を行なった結果

図 9 の左図でされる元画像を、分散 4.0, 64.0 のガウス関数でそれぞれぼかすと線らしさが極大値を持つ。そのときのそれぞれの線構造の向きに沿って、元画像を非等方的にぼかした結果が図 12 である。それぞれ局所的な線構造、大局的な線構造が強調されている。特に図 12 の左図では細かい線構造がぼやけることなく強調されている。以下の実験ではすべて $\alpha = 0.001, t = 120$ とした。

また、図 2 の左上図で示される元画像を、分散 12.25 のガウス関数でぼかすと線らしさが極大値を持つ。そのときの線構造の向きに沿って元画像を非等方的にぼかした結果が図 13 の右図である。文字列の線構造が強調されていることが分かる。

分散 $\sigma^2 = 1.0$ の場合についても非等方的な拡散を行なった結果が図 13 の左図である。文字列の線構造が強調できていないことが分かる。

9 まとめ

画像から線状の濃淡構造のみを強調するために非等方的な拡散をした。そして、非等方的な拡散をするために必要となる拡散の方向を画像自身から求める手法を提案した。そのために線らしさを評価する関数を導入した。画像をガウス関数でぼかしたときに、その線らしさの値を最大にするようなガウス関数を求めた。このガウス関数で画像をぼかした結果、画像内の各位置において線構造の方向が分かる。実験の結果、本手法により求められた線構造の方向に沿って拡散することにより、と線状の濃淡構造を強調できることが示された。

参考文献

- [1] 安藤 繁, 拡張微分積分量に基づく画像の濃淡特徴抽出, 計測自動制御学会論文集, Vol.27, No.9, 982-989, 1991.
- [2] J.B.Antoine Maintz, Petra A. vanden Elsen, and Max A. Viergever, Evaluation of Ridge Seeking Operators for Multimodality Medical Image Matching, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, no. 3, 353-365, 1996.
- [3] T.Lindeberg, Scale-space theory in computer vision, Kluwer, Boston, 1994.
- [4] J.Weickert, Multiscale texture enhancement, Lecture Notes in Comp. Science, vol.970, Springer, Berlin, 230-237, 1995.
- [5] J.Weickert, A Review of Nonlinear Diffusion Filtering, Lecture Notes in Comp. Science, vol.972, Springer, Berlin, 3-28, 1997.
- [6] Bart M. ter Haar Romeny(Ed.), Geometry-Driven Diffusion in Computer Vision, Kluwer Academic Publishers, 1-38, 1994.
- [7] Bart M. ter Haar Romeny, Introduction to Scale-Space Theory: Multiscale Geometric Image Analysis, Technical Report No. ICU-96-21, Utrecht University, 1996.