

入門講座

画像検査・計測技術-3

微分ガウシアン演算子と画像の特徴抽出処理

Differential-of-Gaussian Operators and Image Feature Extraction

安藤 繁
Shigeru Ando

東京大学 大学院情報理工学系研究科
システム情報学専攻 教授

1 初段の画像処理と特徴抽出の役割

初期段階の画像処理の役割は、計算機による視覚認識のための特徴抽出、対象表面の模様・微細構造・質感を定量化したり、表面の向きなどの幾何学的な手がかりを得るテクスチャ解析、疵や腐食・析出物や付着物などの表面欠陥検査などである。初期画像処理は、フィルタリングなどの比較的規則的な数値処理で、多くは近傍解析であり、光学系やイメージセンサとの適切な役割分担のもとでのセンシングの一段階の面が強い。物理系と密接したこの段階の処理の特徴として、この処理が不十分に終わった場合、後段の処理によっては全く回復不可能で、多くの実用画像処理システムにおいて全体の性能を決するほどの大きな意味がある。

初期画像処理には、高速さをねらった非常に簡便なものから、高い認識性能を追求した高度な技法まで幅広いレンジがある。本稿では、安定した高い性能において定評のあるガウシアン多重解像度階層と高階微分を用いる方法論を、著者の開発した方法を含めて概説する。この方法論は、ガウス関数による画像の畳み込みによる平滑化すなわち低周波フィルタリング、平滑化された画像の2階あるいは3階程度までの微分とその組み合わせによる特徴抽出からなる。その演算方式から、一部はDifferential of Gaussian, DOGフィルタとも呼ばれる。ガウス関数の広がり(分散)を変化させることにより、処理に用いる周波数帯域を選択できる。この帯域を2進の階層的に構成し、それらからの特徴抽出結果を連携的に活用するのが、多重解像度解析である。

2 関連研究の歴史

一連の研究の始まりは、Burtによる多重解像度表現の導入にある¹⁾。Burtは、後の離散ウェーブレットの原型となる多重解像度表現に基づいて、効率的に画像の局所的な性質が

計算できることを示した。また、離散ウェーブレットではスケーリング関数と呼ぶ関数を「ガウス状の窓関数」と表現している。一方で、特徴抽出に勾配ベクトル場と高階微分を用いる考え方は、MachucaとPhillipsによって組織的な導入が図られた²⁾。彼らは、勾配ベクトル空間における回転と曲率の情報を用いて、画像の特異的特徴(critical feature)を抽出する方法を提案した。カラー画像も対象とし、画像を多数の正方形領域に分けて、それらの四辺で勾配方向の単位ベクトルを計算し、各種の幾何学的特徴量に変換する。

多重解像度階層の中で微分を用いると、ガウシアンフィルタによる低域通過特性と微分による高域通過特性が合成されて帯域通過特性を生じる。これは、2進のウェーブレット変換と同様の画像データを与える。よりウェーブレットに近い考え方として、CrowleyとParkerは、解像度の異なる低域通過フィルタの差(DOLP)による多重解像度画像のピークとリッジによって、形を表現する方法を提案した³⁾。以上の議論の中で、すべてガウス関数が低域通過フィルタに用いられたのは、いわゆる不確定性原理における最小の不確定性を実現する関数であること、変数分離可能な円対称関数であること、無限階の微分が収束する急減衰関数であることなど、この関数の性質の良さに原因がある。Babaudらは、スケール空間(多重解像度における平滑化の程度を連続にとった空間)の平滑化関数として、ガウス関数が一意であることを証明した⁴⁾。スケール空間で望ましい条件とは、解像度の減少に伴って、特徴点となる明暗の極大点と極小点は単調に消失するだけで、新たに発生することが決して起きないことである。このような性質は、国内では飯島によっても独自に示されていた。

この頃から、多重解像度空間での特徴抽出は、処理の高速さばかりでなく性能とその頑健さからも注目されるようになった。Bergholmは複数の解像度の画像を用いたエッジ検出法を提案した⁵⁾。各解像度でのエッジ検出には最大勾配を使用し、ステップエッジ、二重エッジ、コーナエッジ、箱状

エッジなどについて、エッジ位置が解像度によってどう変わるかを議論した。このことから、低解像度画像で検出されたエッジの近辺でのみ高解像度画像でエッジを探索し、処理の効率化ができると述べている。KruegerとPhillipsは、勾配ベクトル ∇h 、その直交ベクトル $\tilde{\nabla} h$ 、及びヘシアン $H(h)$ を含む非線形演算に基づくエッジ検出法を導いた⁶⁾。最初に $H(h) = 0$ すなわち平均曲率に関する変曲点を判定し、次に $\nabla h = 0$ でエッジを判定し、次に $\det H(h) = 0$ と ∇h と主曲率方向の平行性で直線を判定し、以下 $\tilde{\nabla} h H(h)$ と ∇h 等を用いて画像の局所的性質を分類する。

ガウス関数による平滑化は、物理的には画像上の明暗の拡散現象を意味する。拡散現象のもつ本質的な散逸性に加え、場の異方性による現象の多様化を画像処理に導入する試みに注目が集まった。いわゆる異方性拡散によるフィルタリングと画像強調の方法論である。Nordstromは、これをエッジ検出に適用した⁷⁾。彼はこれを正則化法と異方性拡散を統合と位置付けている。PeronaとMalikは、異方性拡散によるスケール空間の構成法を提案した⁹⁾。エッジは、拡散の結果得られた均一な明度の領域の境界として抽出する。

特徴抽出の方法論も発展した枠組みで議論されるようになった。LifshitzとPizerは、強度の極大と極小を階層構造を利用して追跡することで画像を領域分割する方法を提案した⁸⁾。MallatとZhongは、ウェーブレット理論に基づいて多重スケールのエッジ検出法を導いた¹⁰⁾。GauchとPizerは、多重解像度空間における画像の稜線と谷線の性質を明らかにした¹¹⁾。Maintzらは、明暗の物理的意味の異なる医用画像をマッチングさせるための稜線検出法を導いた¹²⁾。Martensは、Hermite変換を用いて画像の局所的な方向性を解析する方法を定式化した¹³⁾。Hermite変換は局所的な平滑化を伴った高階微分による分解であり、雑音除去などへの応用も可能である。

3 多重解像度階層

多重解像度表現では、データを異なる解像度(2進の階層では1段ごとに解像度が倍となる)で表現しておくことにより、各解像度ごとにそれぞれ最も適した処理を選択したり、低解像度の処理結果を上位の解像度の処理に反映させるなどの処理を可能にする。多重解像度表現の種々の利点は解像度に関して相似(スケール同形)な構造と、高解像度のデータが低解像度のデータの情報を包含していることに起因する。別な言い方をすれば低解像度データは高解像度データの一定な簡略表現であってそれ以外の情報を含まない。このような包含的データ系列の枠組みを、次に述べる走査的データ系列の枠組みに対比させて模式的に示すと図1(a)のようになる。

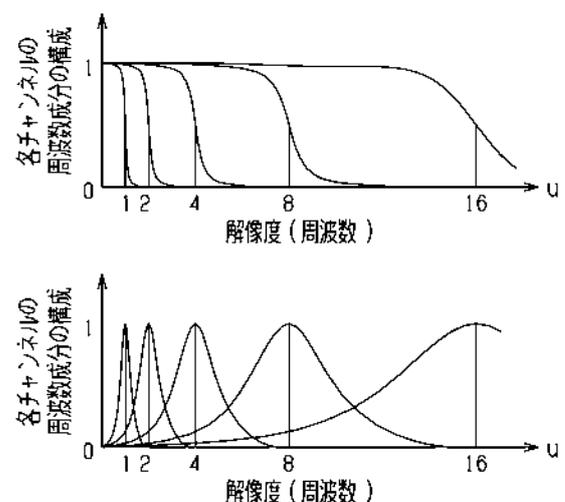
これに対してウェーブレット表現は、高解像度で表現される情報からその1段下の解像度で表現される情報を差し引いた情報で構成される。周波数特性では、図1(b)のように段間の差分、すなわちDifference of Low-Pass filter, DOLPがその特性となる。多重解像度表現の包含的構造に対して、ウェーブレット表現は、解像度上での情報の走査的表現(分解表現)を与える。ガウシアン階層の分解フィルタ(分析フィルタとも言う)は、2進直交ウェーブレットに見られるような厳密な排他的分解は与えない。しかし画像情報を解像度で分解して適切な処理を考える考え方は基本的に共通であり、実用的な性能と頑健さでははるかに勝る。

4 高階微分ガウシアン演算子

ここでは、2階微分までを用いる特徴抽出演算子のいくつかを紹介する。これまでに述べたように、微分はガウス関数による平滑化と組にして行う。1階微分を ∇ 、ガウス関数 $G(x, y)$ による平滑化を畳み込み演算子 $*$ で表すと、

$$\nabla(G(x, y) * f(x, y)) = (\nabla G(x, y)) * f(x, y)$$

のように順序交換が可能なることから、この処理はガウス関数の微分を画像に畳み込むことに等しい。以下では、記法の簡単のため微分自体にガウス関数の平滑化が含まれているものとする。導かれる特徴抽出演算は、解像度パラメータであるガウス関数の分散を変えるごとに独立に実行可能であり、それぞれ新たな意味の特徴を与え得る。



(a) 包含的データ構造(ガウシアン階層)
(b) 走査的データ構造(差分ガウシアン階層)

図1 多重解像度表現

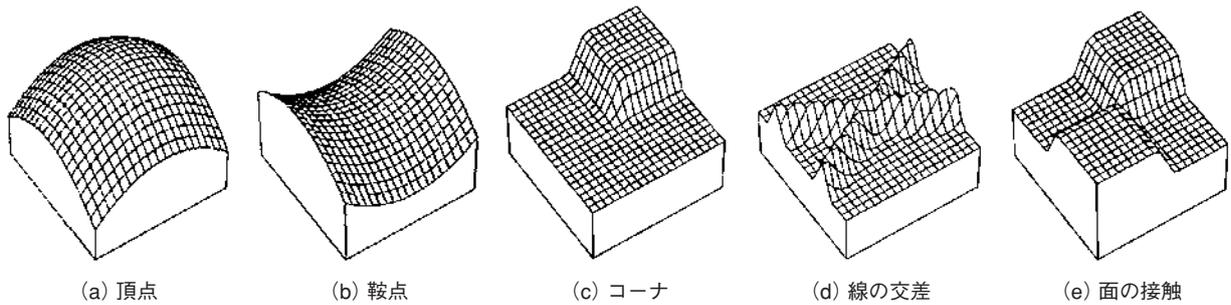


図2 種々の画像特徴点の立体表示

明暗の頂点やエッジ(勾配の最大線の連なり)の分類と特徴付けが重要である。頂点や鞍点は勾配が零で、二つの曲率の方向や符号が分類に重要である。エッジやコーナは勾配が最大で曲率が特定の方向で零となるため、曲率の零交差の現れ方やその方向が特徴として重要である。

4.1 勾配と曲率の特微量

図2は画像の主要な特徴を立体表示したものである。これらから抽出する特微量は微分を用いて構成することができる。

まず、原関数、1階微分、2階微分を

$$f, \begin{bmatrix} f_x \\ f_y \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (1)$$

とすると、1階微分に関して

$$\theta_G \equiv \tan^{-1} \left(\frac{f_y}{f_x} \right) \text{ (勾配方向)} \dots\dots\dots (2)$$

$$A_G \equiv |(f_x, f_y)| = \sqrt{f_x^2 + f_y^2} \text{ (勾配の大きさ)} \dots\dots\dots (3)$$

2階微分に関して

$$C_A \equiv \text{Tr} \begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} \end{bmatrix} = f_{xx} + f_{yy} \text{ (平均曲率)} \dots\dots\dots (4)$$

$$C_G \equiv \det \begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} \end{bmatrix} = f_{xx}f_{yy} - f_{xy}^2 \text{ (ガウス曲率)} \dots\dots\dots (5)$$

ただしTrは行列のトレースを示す。2階微分の固有値λは

$$\begin{vmatrix} f_{xx} - \lambda & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} - \lambda \end{vmatrix} = \lambda^2 - (f_{xx} + f_{yy})\lambda + f_{xx}f_{yy} - f_{xy}^2 = 0, \dots\dots\dots (6)$$

ゆえ、λ₁, λ₂は

$$\lambda_1 + \lambda_2 = f_{xx} + f_{yy} = C_A$$

$$\lambda_1 \lambda_2 = f_{xx}f_{yy} - f_{xy}^2 = C_G.$$

を満たし、直接的に

$$\lambda = \frac{f_{xx} + f_{yy} \pm \sqrt{(f_{xx} + f_{yy})^2 - 4(f_{xx}f_{yy} - f_{xy}^2)}}{2}$$

$$= \frac{C_A \pm \sqrt{C_A^2 - 4C_G}}{2}$$

のように表され、対応する固有ベクトルは

$$\begin{bmatrix} -f_{xy} \\ f_{xx} - \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -f_{xy} \\ \frac{f_{xx} - f_{yy} \mp \sqrt{(f_{xx} - f_{yy})^2 + 4f_{xy}^2}}{2} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (7)$$

である。従って最大曲率すなわち最大固有値の方向は

$$\theta_C = \tan^{-1} \frac{f_{xx} - f_{yy} \mp \sqrt{(f_{xx} - f_{yy})^2 + 4f_{xy}^2}}{-2f_{xy}}, \dots\dots\dots (8)$$

である。複号はC_A=f_{xx}+f_{yy}>0の際は上側を、C_A=f_{xx}+f_{yy}<0の際は下側を用いる。

曲率に関してもう一つ有用な量として平均2乗曲率

$$C_V \equiv \text{Tr} \left(\begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} \end{bmatrix} \right) = f_{xx}^2 + 2f_{xy}^2 + f_{yy}^2 \dots\dots\dots (9)$$

がある。この関係は

$$\lambda_1^2 + \lambda_2^2 = (\lambda_1 + \lambda_2)^2 - 2\lambda_1\lambda_2 = C_A^2 - 2C_G \dots\dots\dots (10)$$

から容易に確かめられる。これらの量は、θ_G, θ_Cを除いて座標回転に関して不変である。

方向に依存する特微量の中で重要なのは最大勾配、最小勾配方向に関する曲率である。座標回転

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{f_x^2 + f_y^2}} \begin{bmatrix} f_x & f_y \\ -f_y & f_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \dots\dots\dots (11)$$

により曲率テンソルは

$$\frac{1}{f_x^2 + f_y^2} \begin{bmatrix} f_x & f_y \\ -f_y & f_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_x & f_y \\ -f_y & f_x \end{bmatrix}^T$$

$$= \frac{1}{f_x^2 + f_y^2} \begin{bmatrix} f_x^2 f_{xx} + 2f_x f_y f_{xy} + f_y^2 f_{yy} & f_x f_y (f_{xx} - f_{yy}) - (f_x^2 - f_y^2) f_{xy} \\ f_x f_y (f_{xx} - f_{yy}) - (f_x^2 - f_y^2) f_{xy} & f_x^2 f_{yy} + 2f_x f_y f_{xy} + f_y^2 f_{xx} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (12)$$

となることから、

$$C_{//} \equiv \frac{f_x^2 f_{xx} + 2f_x f_y f_{xy} + f_y^2 f_{yy}}{f_x^2 + f_y^2} \text{ (最大勾配方向曲率)}$$

$$\dots\dots\dots (13)$$

$$C_{\perp} \equiv \frac{f_x^2 f_{yy} - 2f_x f_y f_{xy} + f_y^2 f_{xx}}{f_x^2 + f_y^2} \text{ (最小勾配方向曲率)}$$

$$\dots\dots\dots (14)$$

が得られる。この他に、最大勾配方向曲率と組み合わせて、

画像中のコーナ検出のために等明度線曲率 (isophotes)

$$\frac{\partial \theta}{\partial l} \equiv \frac{2f_x f_y f_{xy} - f_y^2 f_{xx} - f_x^2 f_{yy}}{(f_x^2 + f_y^2)^{3/2}} \dots\dots\dots (15)$$

もよく用いられる。lは等明度線上に取られた長さを、θは接線方向を示す。

4.2 微分画像の計算法

微分の計算には、(x, y) 空間で行う直接法と、畳み込み演算を周波数領域で行う2次元フーリエ変換法がある。直接法では、ガウス関数の変数分離性を利用して計算を効率化する。すなわち、G(x, y) = G(x)G(y) より、その勾配は

$$\nabla G(x, y) = (G(y) \frac{\partial}{\partial x} G(x), G(x) \frac{\partial}{\partial y} G(y))$$

と書かれ、2成分とも変数分離形をなす。すなわち、x微分については1次元のガウス関数の微分をx方向に畳み込んで平滑化と微分を行い、この後y方向に1次元のガウス関数を畳み込んで平滑化のみを作用させる。y微分についてはこの90度回転である。1次元の畳み込みを2度行うだけでよいため、2次元畳み込みに比べて計算量ははるかに少ない。2階微分も同様に考えられる。畳み込みの幅は、5画素から11画素程度を用いることが多い。

2次元フーリエ変換法は、演算量とメモリ量は大きくなるが、畳み込みの幅に制約がなく演算の精度が高い。また、複数の階数の微分や複数の解像度の画像を同時に計算する場合に、元画像から周波数領域へのフーリエ変換が共通になるため効率が増す。

5 ラプラシアンと複素2階微分および零交差

特徴抽出に古典的に用いられる等方性演算子にラプラシアンがある。その定義

$$\nabla^2 f(x, y) = f_{xx} + f_{yy} = C_A$$

から分かるように、この出力は平均曲率に等しい。2主曲率の符号が等しく絶対値が大きい部分 (正負の頂点) で強い応答を示す。逆に2主曲率の符号が反対で絶対値が等しい部分 (鞍点) や、主曲率の一方が零で他方が零交差する部分 (エッジの勾配の極大点) は零交差の連なりを形成する。これらの性質がラプラシアンが使いやすく有用な演算子であることの源である。

同じく等方性を有し、より一般化された演算子に複素高階微分がある^{14, 15)}。最も単純な複素1階微分は

$$\left(\frac{\partial}{\partial x} + j \frac{\partial}{\partial y}\right) f(x, y) = f_x + j f_y \dots\dots\dots (16)$$

で定義され、実数画像に作用して複素画像を生成し、絶対値が勾配の大きさを、位相が勾配の方向を表す。一般の複素n階微分は

$$\left(\frac{\partial}{\partial x} + j \frac{\partial}{\partial y}\right)^n f(x, y) \dots\dots\dots (17)$$

で定義される。等方性を有するという意味は、その周波数特性をとってみると、

$$\begin{aligned} &\left(\frac{\partial}{\partial x} + j \frac{\partial}{\partial y}\right)^n f(x, y) \\ \leftrightarrow &(2\pi j)^n (u + jv)^n F(u, v) \\ = &j^n (2\pi\rho)^n e^{jn\theta} F(u, v) \end{aligned}$$

となることから分かる。ただしF(u, v) はf(x, y) の2次元フーリエ変換、(u, v) は2次元周波数、u + jv = ρe^{jθ} は2次元周波数の複素表記である。振幅特性はρⁿ = (u² + v²)^{n/2} のように円対称であり、方向を問わずn階微分の作用で局所パターンの高周波成分を強く選択する。位相は方向θのn倍で回転し、選択されたパターンの主方向をその角度のn倍で符号化する。複素2階微分に着目すると、

$$\left(\frac{\partial}{\partial x} + j \frac{\partial}{\partial y}\right)^2 f(x, y) = (f_{xx} - f_{yy}) + 2j f_{xy}$$

であり、その絶対値は

$$\sqrt{(f_{xx} - f_{yy})^2 + 4f_{xy}^2} = |\lambda_1 - \lambda_2|$$

のように2個の主曲率の差を、位相は絶対値が大きな側の主曲率の方向の2倍を表す。

この二つの演算子の性質を図3や図4を観察しながらまとめてみよう。ひとつは極点への応答である。極点では、勾配は零で2主曲率の絶対値がいずれも大きな値をもつ。画像上では明暗のピークや交差部や角に相当する。ラプアシアンは正負の頂点で強い応答を示し、鞍点で零となる。複素2階微分の絶対値は鞍点で位相が方向を表すような強い応答を示し、頂点で零となる。図3の鼻や目や口の辺り、図4の市松模様の交点付近でこれを確認してほしい。

もうひとつは単方向的なパターンへの応答である。単方向パターンとは、1方向が平坦でそれに直交する方向のみに強い変化を生じる領域で、画像の主要な特徴をなすエッジや稜線がその代表である。この特徴の抽出には零交差を用いることが多いので、図3の黒線の連なりに注目してほしい。ラプラシアンの零交差線はエッジの勾配部の中心線を通り、鞍点でそれらは交わり、頂点で途切れる。ラプラシアンでは平均曲率である1実数のみが零となればよいという意味で零交差線はもともと生じやすいと言える。このことと画像本来の性質が組み合わさって、ラプラシアンの零交差は特有な一筆書



図3 複素2階微分ガウシアンとラプラシアンガウシアンの絶対値の、顔部分と衣服の重なりの部分の表示
 零交差画像は、零交差度（画素値の平均が零に近くその勾配が一樣に大きい度合い）を明暗表示している。

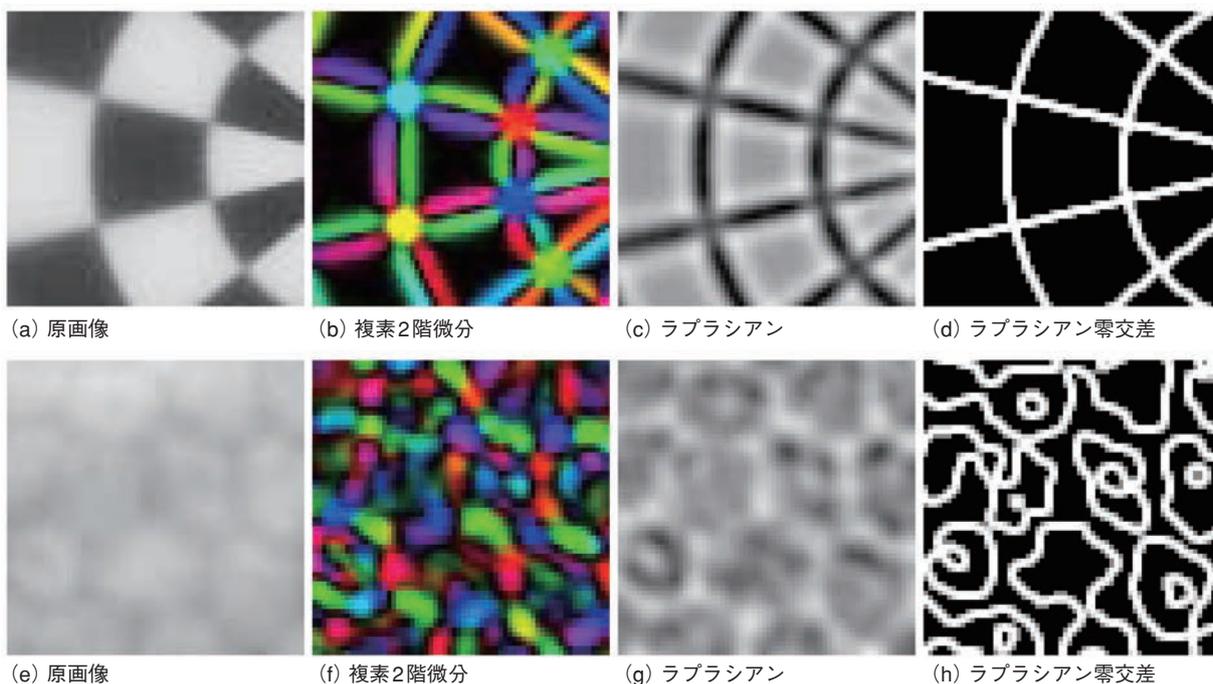


図4 複素2階微分とラプラシアンの市松模様と角膜画像への適用例
 上の例のようにラプラシアン零交差は連なったエッジ線の抽出に大変有効であるが、下のような尾根線に対して得られる連続曲線は画像の構造とは必ずしも一致しないことが多い。複素2階微分の振幅と位相は、上の例における鞍点やエッジの方向性の検出、下の例における細胞壁やその分岐の抽出に有効な情報を与える。

き状のパターンを与える。これに対して複素2階微分では、零交差線はエッジの中心線を通り、等方的な頂点で交わり、鞍点で途切れる。実部虚部の2実数がともに零とならなければならず途切れやすいが、途切れは交差点や角点などの特徴となる。これに加えて、複素2階微分の位相は零交差線の方

向の2倍を与え、方向検出演算子としても機能する。ラプラシアン零交差との比較例を図3 (d), (h) に示す。詳しい説明は図3と図4のキャプションにも記した。

6 UNIVAR/OMNIVAR解析

画像特徴抽出においては、対象とする特徴への高い感度や選択性と、その特徴の正常な範囲での変形や雑音への不変性・頑健性の両立の問題は本質的な課題である。勾配共分散特徴量は、勾配ベクトルの局所統計解析によって上記の選択性と不変性を両立しようとするものである。この解析法では、画像の局所領域 Γ （たとえば 3×3 画素の矩形領域）での勾配ベクトルの分布に基づいて最初の分類を行い、次にこの分類の下で、明暗変化の1次元性と2次元性のそれぞれに依存してエッジと線素や稜線、頂点や端点とコーナなどへの分類を行う^{16, 18)}。

6.1 勾配共分散特徴量

前述のように、まず勾配ベクトル (f_x, f_y) の共分散行列を

$$\begin{bmatrix} \langle f_x^2 \rangle & \langle f_x f_y \rangle \\ \langle f_x f_y \rangle & \langle f_y^2 \rangle \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{xx} & S_{xy} \\ S_{xy} & S_{yy} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (18)$$

のように求める。ここで

$$\langle \cdot \rangle \equiv \iint_{\Gamma} \cdot \, dx dy \dots\dots\dots (19)$$

は局所領域 Γ での積分を意味する。 λ_1, λ_2 をこの行列の固有値とすると、

$$\lambda_1 + \lambda_2 = S_{xx} + S_{yy} > 0, \lambda_1 \lambda_2 = S_{xx} S_{yy} - S_{xy}^2 > 0 \dots (20)$$

であり、 λ_1, λ_2 は非負実数で (f_x, f_y) の分布の主成分に他ならない。このことに注意し、明暗変動の全方向性（変化が2方向に同程度のエネルギーで生じる、omni-directional variation, OMNIVAR）の測度として

$$Q_{EG} = \left\{ \frac{\sqrt{\lambda_1 \lambda_2}}{(\lambda_1 + \lambda_2)/2} \right\}^2 = \frac{4(S_{xx} S_{yy} - S_{xy}^2)}{(S_{xx} + S_{yy})^2} \dots\dots\dots (21)$$

を採用する。

$$0 \leq \sqrt{\lambda_1 \lambda_2} \leq \frac{\lambda_1 + \lambda_2}{2} \quad (\lambda_1, \lambda_2 > 0) \dots\dots\dots (22)$$

なので、 Q_{EG} は無次元量で

$$0 \leq Q_{EG} \leq 1 \dots\dots\dots (23)$$

となるように規格化されており、画像の明暗やスケール等に依存しないため、明暗の分布形状のみに基づいた分類に大変有利である。分類の結果は、明暗変化が完全な等方性をもつか完全な単一方向性をもつかを、 $[0, 1]$ の範囲の数値で表している。 Q_{EG} に相補的な特徴量が明暗変動の単一方向性（uni-directional variation, UNIVAR）であり、

$$P_{EG} = 1 - Q_{EG} = \frac{(S_{xx} - S_{yy})^2 + 4S_{xy}^2}{(S_{xx} + S_{yy})^2} \dots\dots\dots (24)$$

で定義される。

勾配共分散に基づく特徴量には、Plessey演算子やHarrisの演算子等も知られる^{20, 21)}。著者の演算子^{18, 19)}はこれとほぼ同時期の独立した発明である。

6.2 UNIVAR/OMNIVAR特徴とパターン分類

本方法での特徴抽出は、まず、1) 明暗変化の存在による有効領域の判定、2) その有効領域での、単方向元性が明瞭なもの（エッジ、線、稜線など）と全方向性が明瞭なもの（点、頂点、コーナ、端点など）の抽出、の順番で進行する。有効領域の判定は、勾配の分散に関して閾値 σ^2 を設定し、

$$S_{xx} + S_{yy} \geq \sigma^2$$

を判定する。次に、 P_{EG} が1に近い値と判定された単方向性特徴点では、詳細解析によりそれらをエッジ、線、稜線に分類する。 Q_{EG} が1に近く検出された全方向特徴点ではそれらを点、頂点、コーナ、端点等に分類する。詳細解析には、前者では最小勾配方向に沿った1次元投影積分を、後者では特徴点を原点とする極座標の動径方向投影積分を用いる¹⁶⁾。指紋パターンへの応用例を図5に示す。

6.3 任意姿勢のバーコードの発見と読み取り

ユビキタスな環境中の物体のタグ付けとその読み取りは、ネットワーク上に蓄積された知識ベースと連携させることによって、多くの新しい機能をもったシステムの実現につながる²²⁾。情景の中でバーコードを発見し読み取ることができれば、バーコード外形の透視変換図形から決まる記載面の姿勢と、タグ情報を検索キーとしてネットワークを介して得られる物体の三次元モデルとを組み合わせ、頑健で高度な認識システムの構築が可能になる^{23, 24)}。

UNIVAR/OMNIVAR解析をこれに応用するには、まずバーコードとその境界付近の領域を図6のように単方向的領域と全方向的領域の組み合わせとして記述する。すなわち、1) 平行四辺形状にベタで広がる単方向性領域、2) その領域全体での一様な単方向性、3) 最大勾配方向に平行な2辺の線分終端列による終端、4) 最大勾配方向に直交する2辺の単一エッジによる終端、である。次に、与えられた情景画像から、1) 局所UNIVAR/OMNIVARの検出、2) UNIVARの2次元的連結とOMNIVARの1次元的連結、3) 候補領域の抽出とバーコード領域の判定、4) バー軸方向の明暗投影とコード軸方向断面の形成、の順番でバーコードの発見・検出・読み取りを自動実行する²³⁾。図7にペットボトル上のバーコードの例を示す。ペットボトルの角に若干曲がって添付されているが、抽出には問題はない。バーコードの記載内容は正しく読み取られ、バー軸とコード軸の推定も、角度誤差が1度程度と非常に安定した性能が得られている。

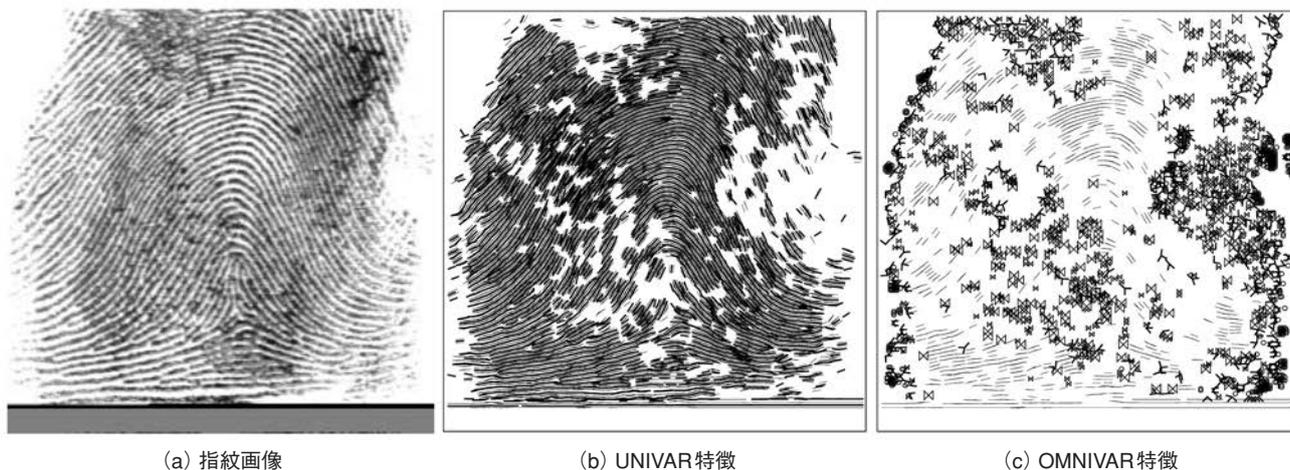


図5 指紋画像のUNIVAR/OMNIVAR解析

(a)は原画像で、(b)はUNIVAR領域での指紋のエッジと稜線の抽出、(c)はOMNIVAR領域での指紋の端点や分岐点(マニューシャ)の抽出を示す。

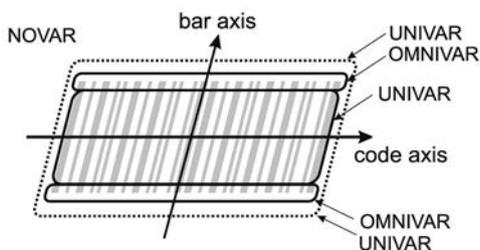
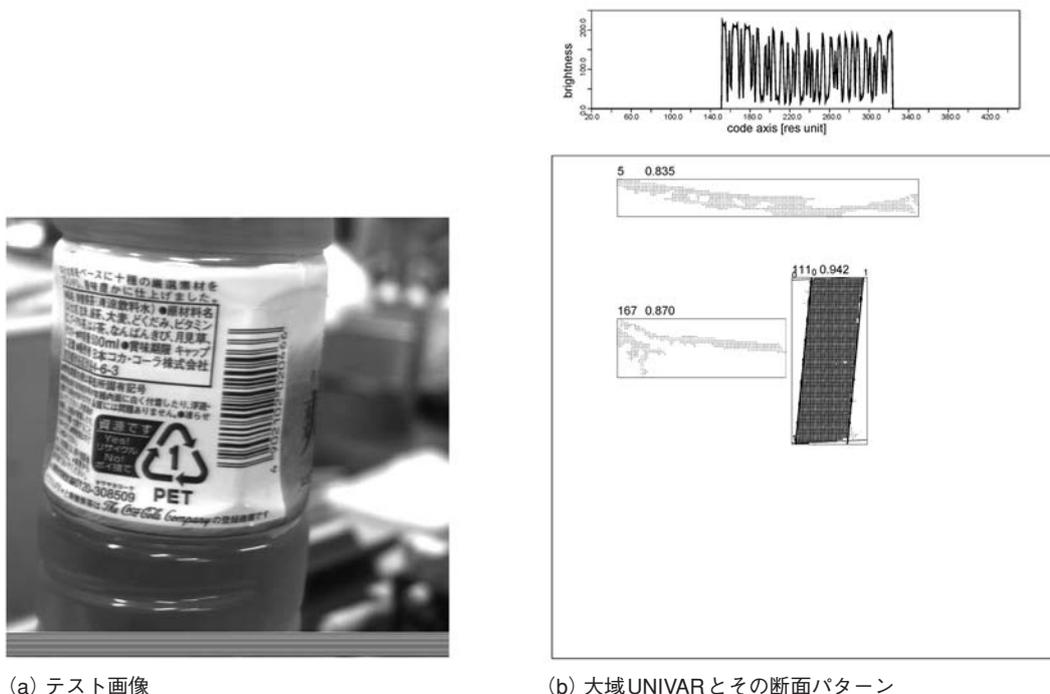


図6 バーコード上とその周辺におけるUNIVAR/OMNIVAR連結領域の発生

OMNIVARの外側のUNIVARは、バーコードのぼけにより明度の裾野が領域外に尾を引いたときに発生するため、含めている。



(a) テスト画像

(b) 大域UNIVARとその断面パターン

(c) 抽出されたバーコードの明暗表示

図7 傾き屈曲したバーコードの検出結果。原画像サイズは512×512 (480)。

参考文献

- 1) P.J. Burt : Fast algorithm for estimating local image properties, *Computer Vision Graph. Image Processing*, 21 (1983), 368.
- 2) R. Machuca and K. Phillips : Applications of vector fields to image processing, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 5 (1983) 3, 316.
- 3) J.L. Crowley and A.C. Parker : A representation for shape based on peaks and ridges in the difference of lowpass transform, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 6 (1984) 2, 156.
- 4) J. Babaud, A.P. Witkin, M. Baudin and R.O. Duda : Uniqueness of the Gaussian kernel for scale-space filtering, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 8 (1986) 1, 26.
- 5) F. Bergholm : Edge focusing, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 9 (1987) 6, 726.
- 6) W.M. Krueger and K. Phillips : The geometry of differential operators with application to image processing, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11 (1989) 12, 1252.
- 7) N. Nordstrom : Biased anisotropic diffusion - a unified regularization and diffusion approach to edge detection, *Image and Vision Computing*, 8 (1990) 11, 3181990.
- 8) L.M. Lifshitz and S.M. Pizer : A multiresolution hierarchical approach to image segmentation based on intensity extrema, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 12 (1990) 6, 529.
- 9) P. Perona and M. Malik : Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 12 (1990) 7, 629.
- 10) S. Mallat and S. Zhong : Characterization of signals from multiscale edges, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 14 (1992) 7, 710.
- 11) J.M. Gauch and S.M. Pizer : Multiresolution analysis of ridges and valleys in gray-scale images, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 15 (1993) 6, 635.
- 12) J.B.A. Maintz, P.A. van den Elsen and M.A. Viergever : Evaluation of ridge seeking operators for multi-modality medical image matching, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 18 (1996) 4, 353.
- 13) J.-B. Martens : Local orientation analysis in images by means of the Hermite transform, *IEEE Trans. Image Processing*, 6 (1997) 8, 11037.
- 14) Takaaki Nara and Shigeru Ando : Projective method for the inverse source problem of the Poisson equation, *Inverse Problems*, 19 (2003) 2, 355.
- 15) 本谷秀堅, 柴田潤, 来海暁, 安藤繁 : 局所 Log-Polar 対称性に基づく固視微動型画像特徴抽出, *情報処理学会論文誌*, 43 (2002) 7, 2309.
- 16) S. Ando : Image field categorization and edge / corner detection from gradient covariance, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 22 (2000) 2, 179.
- 17) S. Ando : Consistent gradient operators, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 22 (2000) 3, 252.
- 18) 安藤繁 : 相関関数の原点曲率に基づく画像の特徴抽出演算子, *計測自動制御学会論文集*, 24 (1988) 10, 1016.
- 19) S. Ando : Texton finders based on Gaussian curvatures of correlation functions, *Proc. IEEE Int. Conf. on Systems, Man, and Cybernetics, Beijing/Shenyang*, (1988), 25.
- 20) C. Harris and M. Stephens : A combined corner and edge detector, *Proc. Alvey Vision Conference*, (1988), 147.
- 21) J.A. Noble : Finding corners, *Image and Vision Computing*, 6 (1988), 121.
- 22) 安藤繁 : 資源循環社会実現のためのネットワークセンシング技術, *計測と制御*, 40 (2001) 1, 43.
- 23) S. Ando and H. Hontani : Automatic visual searching and reading of barcodes in 3-D scene, *Proc. IEEE Int. Vehicle Electronics Conf, Tottori*, (2001), 49.
- 24) M. Boukraa and S. Ando : Tag-based vision : assisting 3D scene analysis with radio-frequency tags, *Proc. 2002 Int. Conf. Image Processing*, 1 (2002), 269.

(2008年2月27日受付)