

解説 コンピュータビジョンのための 画像の特徴点の抽出

Detection of Feature Points for Computer Vision

金澤 靖 金谷 健一

Abstract

コンピュータビジョン，特に三次元復元の研究は画像上の点や直線などの幾何学的プリミティブに基づいて解析が行われる．このとき，実際の画像からそのような点や直線をどう抽出するかが問題となる．しかし，市販の画像処理の教科書のほとんどは古典的な画像修復や輝度値変換を主とし，エッジ検出には触れているものの，コンピュータビジョンの中心となる特徴点に基づく処理にほとんど触れていない．現実には Harris 作用素と呼ぶ特徴点抽出法がよく用いられるが，その原論文が入手しにくいこともあり，その原理についての誤解も多い．そこで本稿では，特徴点抽出の原理を Harris 作用素を中心に解説する．

キーワード：特徴点，Harris 作用素，局所相関，微分幾何学，コンピュータビジョン

1. はじめに

画像内の点や線などのプリミティブの抽出はコンピュータビジョンの最初の処理であり，それに基づいてその後の処理が行われる．コンピュータビジョンは人間の視覚機能を計算機で実現する研究であり，その重要性はだれもが認識しているものの，実際に実用化された技術は余り多くない．その理由の一つに，理論と実際の処理との距離が離れすぎているという点が挙げられる．例えば今日入手可能なコンピュータビジョンの教科書⁽¹⁻⁷⁾には射影幾何学や統計的推定，最適化計算などを中心として書かれているが，その解析の元となる画像内の点をどう抽出するかについて余り触れられていない．

一方，伝統的な画像処理は領域に対するものが多いため，市販の教科書⁽⁸⁻¹⁰⁾では，エッジ検出，領域分割，画像修復，輝度値変換などを中心とし，点の検出についてはほとんど触れていない（文献⁽⁹⁾が後述の Moravec 作用素に触れているが，やや例外といえる）．

そこで本稿では，コンピュータビジョンのための特

徴点とはどのような点か，そして，それをどうすれば抽出できるかについて，現在最もよく用いられている Harris 作用素を中心に解説する．

2. 特徴点の抽出

ステレオ画像や動画から三次元復元を行うには画像間で点と点の対応を決定する必要がある．カメラを厳密に平行移動する場合や視差が少ない場合はすべての画素の対応を決めることも可能であるが，普通は計算コストのため，まず対応の取りやすい点を選び，これらの点の間の対応を決定する．この対応の取りやすい点は特徴点 (feature point)，関心点 (interest point)，あるいは普通は対象物の角や線の交わりが選ばれることから頂点 (corner) と呼ばれる．本稿では以下「特徴点」という用語を用いる．

ある画像上の点 p と別の画像上の点 q が対応するかどうかを決定するための最も基本的な基準は，次の残差平方和^(注1) (residual sum of squares) によるテンプレートマッチングで局所相関を測ることである．

$$J(p, q) = \sum_{(i, j) \in \mathcal{N}} |T_p(i, j) - T_q(i, j)|^2 \quad (1)$$

(注1) 照明変化を打ち消すために $T_p(i, j)$, $T_q(i, j)$ の各々から定数を引いて総和を 0 にしたり，定数を掛けて二乗和が 1 に正規化することもよく行われる．そのような比較は正規化相関 (normalized correlation) を測っていることに相当する．ただし，その分本来の識別力は低下する．

金澤 靖 正員 豊橋技術科学大学知識情報工学系
E-mail kanazawa@tutkie.tut.ac.jp

金谷 健一 正員 岡山大学工学部情報工学科
E-mail kanatani@suri.it.okayama-u.ac.jp

Yasushi KANAZAWA, Member (Department of Knowledge-based Information Engineering, Toyohashi University of Technology, Toyohashi-shi, 441-8580 Japan) and Kenichi KANATANI, Member (Department of Information Technology, Okayama University, Okayama-shi, 700-8530 Japan).
電子情報通信学会誌 Vol.87 No.12 pp.1043-1048 2004 年 12 月

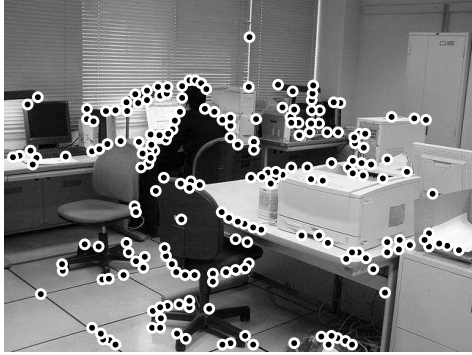


図 1 Harris 作用素による特徴点抽出の例

ただし $T_p(i, j)$, $T_q(i, j)$ はそれぞれ点 p , q を中心とするある局所領域 (テンプレート) \mathcal{N} の輝度値である。これは対応する画素間の色や明るさの違いの総和を求めるものであり、この値が小さければ対応する可能性が高いであろう。

しかし、点 p または q が一様な色や明るさ領域にあれば、テンプレートを移動しても J はほぼ同じ値を取るため、厳密な対応を決定しにくい。言い換えれば、厳密な対応を得るためにはその点を含む局所領域内で色や明るさに顕著な変化がなければならない。

このことから、精度の良い対応を求めるにはその近傍で色や濃淡変化の激しい点を選ばばよいことになる。そのような点に高い値を与える関数が特徴点抽出の作用素 (operator) である。そして、それが極値を与える点をその値の大きい順に指定した個数だけ取り出す。図 1 は後述の Harris 作用素によって特徴点を抽出した例である。

3. 微分幾何学的アプローチ

画素 (x, y) の輝度値 $f(x, y)$ を高さと解釈し、 x, y を連続変数とみなせば画像は一つの曲面とみなせる。この曲面の特徴ある点を $f(x, y)$ の微分に基づいて選ぶのが微分幾何学的アプローチである。

3.1 不変量

このアプローチでは 2 階微分までが必要となる。なぜならグラデーションのような一様な輝度こう配の領域から特徴点を取り出すのは望ましくないからである。更に、輝度曲面の形状を記述する量であれば、座標回転 (x 軸をどちらの向きにとるか) に関する不変量 (invariant) でなければならない。例えば x 方向の微分値 f_x は x 軸をどちら向きにとるかに依存する。しかし、例えば

ラプラス作用素 (Laplacian)

$$\Delta f = f_{xx} + f_{yy} \quad (2)$$

は x 軸がどちら向きかによらない不変量である。

不変量の理論によれば、曲面 $f(x, y)$ のこう配 (gradient) ∇f とヘッセ行列 (Hessian) \mathbf{H} を

$$\nabla f = \begin{pmatrix} f_x \\ f_y \end{pmatrix}, \quad \mathbf{H} = \begin{pmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} \end{pmatrix} \quad (3)$$

と定義するとき、可能な不変量は式 (2) のラプラス作用素 $\Delta f (= \text{tr}\mathbf{H})$ と

$$\|\nabla f\|^2 = f_x^2 + f_y^2 \quad (4)$$

$$\det \mathbf{H} = f_{xx}f_{yy} - f_{xy}^2 \quad (5)$$

$$(\nabla f, \mathbf{H}\nabla f) = f_{xx}f_x^2 + 2f_{xy}f_xf_y + f_{yy}f_y^2 \quad (6)$$

及びこれらの組合せに限られることが知られている (本稿ではベクトル a, b の内積を (a, b) と書く)。

3.2 曲率

代表的な不変量は曲面の曲率に基づく量である。曲面をその上のある点の法線ベクトルを含む平面 (これをその点の法平面 (normal plane) という) で切った切り口のその点での曲率を法曲率 (normal curvature) という。その点のいろいろな向きの法平面を考えたときの法曲率の最大値と最小値 κ_1, κ_2 を主曲率 (principal curvature) といい、それらの平均と積

$$H = \frac{\kappa_1 + \kappa_2}{2}, \quad K = \kappa_1\kappa_2 \quad (7)$$

をそれぞれ平均曲率 (mean curvature), ガウス曲率 (Gaussian curvature) (または全曲率 (total curvature)) と呼ぶ⁽¹¹⁾。

ガウス曲率 K が正, 負, 0 の点はそれぞれ楕円型 (elliptic), 双曲型 (hyperbolic), 放物型 (parabolic) であるという (図 2)。これらはそれぞれ二つの主曲率が同符号, 異符号, どちらかが 0 の点である。針金の枠に張った石けん膜のような面積が最小の曲面 (これを最小曲面 (minimal surface) という) では平均曲率 H が 0 となる。当然, すべての点が放物型である。

平均曲率 H とガウス曲率 K を微分を用いて表すと次のようになる⁽¹¹⁾。

$$H = \frac{f_{xx} + f_{yy} + f_{xx}f_y^2 - 2f_{xy}f_yf_x + f_{yy}f_x^2}{2(1 + f_x^2 + f_y^2)} \\ = \frac{1}{2} \left(\Delta f - \frac{(\nabla f, \mathbf{H}\nabla f)}{1 + \|\nabla f\|^2} \right) \quad (8)$$

$$K = \frac{f_{xx}f_{yy} - f_{xy}^2}{1 + f_x^2 + f_y^2} = \frac{\det \mathbf{H}}{1 + \|\nabla f\|^2} \quad (9)$$

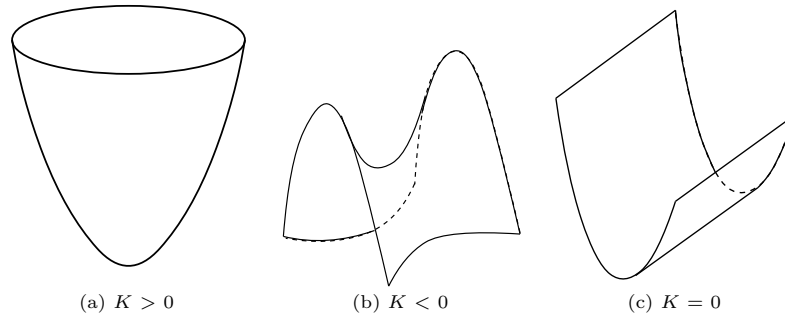


図2 ガウス曲率 K による曲面の分類

3.3 曲率に基づく特徴抽出

上記の考え方に基づいて、例えば式(9)のガウス曲率 K 、あるいは $\|\nabla f\|$ が小さいときの近似 $\det H$ を特徴抽出の作用素とすることもできる⁽¹²⁾。代表的なものに次の Kitchen-Rosenfeld 作用素⁽¹³⁾がある。

$$\text{Kitchen-Rosenfeld} = \frac{f_{xx}f_y^2 + f_{yy}f_x^2 - 2f_{xy}f_xf_y}{f_x^2 + f_y^2} \quad (10)$$

これは式(8)の平均曲率に似ており、不変であることが確かめられる。この不変性より x 軸をどの方向にとってもよい。こう配 ∇f の方向にとると $f_y = 0$ であり、上式は f_{yy} となる。ゆえに式(10)は最大こう配方向に直交する方向の輝度値の曲率を測っている。言い換えれば、この絶対値の大きい点は、エッジ上でエッジに沿った輝度値が極値をとる点である。Dreschler・Nagel⁽¹⁴⁾は $\det H$ の極大値と極小値を結ぶ線分上で $\det H = 0$ となる点を特徴点とすることを提案したが^(注2)、これは Kitchen-Rosenfeld 作用素で求まるものと同じになる⁽¹⁵⁾。

類似のものに次の Zuniga-Haralick 作用素⁽¹⁶⁾がある。

$$\text{Zuniga-Haralick} = \frac{f_{xx}f_y^2 + f_{yy}f_x^2 - 2f_{xy}f_xf_y}{(f_x^2 + f_y^2)^{3/2}} \quad (11)$$

これも同様に考えれば f_{yy}/f_x となり、エッジに沿った輝度値が極値をとり、かつエッジ強度の高い点を選んでいる^(注3)。これは式(9)より、 $\|\nabla f\|$ が大きいときのガウス曲率 K の近似になっている。

これら微分幾何学に基づく方法では2階までの微分 $f_x, f_x, f_{xx}, f_{xy}, f_{yy}$ を計算する必要がある。素朴な方法は微分を差分に置き換えることであるが、ランダム

(注2)彼らは $\det H$ を「ガウス曲率」 K と呼んでいる。そう誤解をする人が多いが、正しくは式(9)であり、 $\det H$ は $\|\nabla f\|$ が小さいときの K の近似である。

(注3)原論文⁽¹⁶⁾の符号が逆であるが、本質的ではない。

誤差に左右されやすいので、近傍を平滑化してから差分に置き換えたり、多項式曲面を当てはめて、その多項式の2階微分を用いたりする⁽¹⁷⁾。Zuniga・Haralick⁽¹⁶⁾は当てはめた三次曲面の係数を用いている。

Wang・Brady⁽¹⁸⁾はまずエッジを検出し、差分に置き換えて計算したエッジ方向の2階微分の極値を求めている。これは式(11)の Zuniga-Haralick 作用素と同じ値を計算していることになる。

4. Harris 作用素

4.1 定義

微分幾何学に基づくアプローチでは2階微分が必要であるが、今日最もよく用いられている Harris 作用素⁽¹⁹⁾は次のように定義され、1階微分のみしか計算しない。

$$\text{Harris} = \det \hat{C} - k(\text{tr} \hat{C})^2 \quad (12)$$

$$\hat{C} = \begin{pmatrix} G_\sigma(f_x^2) & G_\sigma(f_x f_y) \\ G_\sigma(f_x f_y) & G_\sigma(f_y^2) \end{pmatrix} \quad (13)$$

ただし k は定数^(注4)であり、 $G_\sigma(\cdot)$ は標準偏差 σ のガウス分布による平滑化を表す。そして、式(12)の正の極大値を大きい順に指定した個数だけ取り出す。

1階微分だけからは特徴点を得られないはずなのに、なぜ特徴点が出せるのであろうか。なぜこう配が一樣な領域からは特徴点を選ばれないのであろうか。その秘密はガウス平滑化 $G_\sigma(\cdot)$ にある。これはランダム誤差を除去するためではなく(そう誤解している人が多い)、2階微分の計算の代用になっているのである。

(注4)Harris は 0.04 を推奨したとされるが、著者らの実験では 0.06 ~ 0.08 が適当だと思われる。

4.2 解釈

前述のことを説明するために、まず平滑化していない行列 C を考える。これは次のように書ける。

$$C = \begin{pmatrix} f_x^2 & f_x f_y \\ f_x f_y & f_y^2 \end{pmatrix} = \nabla f \nabla f^\top \quad (14)$$

これは方向テンソル (direction tensor) と呼ばれ、この配 ∇f が一つの固有ベクトルであり、その方向に固有値 $\|\nabla f\|^2$ を持つ。そして、もう一つの固有ベクトルはそれと直交し、固有値が 0 である。したがって C はランク 1 の特異行列であり、 $\det C = 0$ である。 \hat{C} はこれを平滑化したものであり、

$$\hat{C} = G_\sigma(\nabla f \nabla f^\top) = \sum_\alpha W_\alpha \nabla f_\alpha \nabla f_\alpha^\top \quad (15)$$

となっている。ここに f_α は第 α 画素の輝度値であり、 W_α はそのガウス重みである。すなわち \hat{C} は近傍内の方向 ∇f の重み付き (二次) モーメント行列である。

もしこの配がその近傍で一定なら $\det \hat{C}$ は依然として 0 であるが、この配がその近傍でいろいろな方向に分散していれば、それらの平均は非零の固有値の 2 方向を持ち、その行列式はもはや 0 ではない。すなわち $\det \hat{C}$ はこの配方向の広がり の程度を測るものである。一方、式 (15) より $\text{tr} \hat{C} = G_\sigma(\|\nabla f\|^2) = \sum_\alpha W_\alpha \|\nabla f_\alpha\|^2$ であり、これはその近傍内でのこの配の大きさ (の二乗) の平均である。

以上より、式 (12) は、なるべくこの配方向が広がり、かつなるべくこの配が小さい点を選んでいることになる^(注5)。これは輝度値分布に大きな凹凸のある点である。

4.3 平滑化の役割

以上より、ガウス平滑化 $G_\sigma(\cdot)$ を施さなければ式 (12) は $-k\|\nabla f\|^2$ になり、単にこの配の大きさしか評価しないが、ガウス平滑化 $G_\sigma(\cdot)$ によってその変動を (2 階微分を使わないで) 評価していることがわかる。しかし、実は 3 階微分までも評価しているのである。これを見るために $f(x, y)$ を次のようにテイラー展開する。

$$f(x + \delta x, y + \delta y) = f + f_x \delta x + f_y \delta y + \frac{1}{2}(f_{xx} \delta x^2 + 2f_{xy} \delta x \delta y + f_{yy} \delta y^2) + \dots \quad (16)$$

(注5) $\text{tr} \hat{C}$ を二乗しているのは、 $\det \hat{C}$ が f の四次の量であり、 $\text{tr} \hat{C}$ が二次の量であるから、輝度値のスケールに不変になるように次元をそろえるためである。

ガウス平滑化 $G_\sigma(\cdot)$ は平均操作であるから $G_\sigma(\delta x) = G_\sigma(\delta y) = 0$ である。また、等方性 (どの方向にも分散は σ^2) を仮定しているから $G_\sigma(\delta x^2) = G_\sigma(\delta y^2) = \sigma^2$ 、 $G_\sigma(\delta x \delta y) = 0$ である。ゆえに

$$G_\sigma(f) = f + \frac{\sigma^2}{2} \Delta f + O(\sigma^4) \quad (17)$$

となる (Δf は式 (2) のラプラス作用素)。そこで $G_\sigma(f_x^2) = f_x^2 + \sigma^2 \Delta f_x^2 / 2 + \dots$ 、 $G_\sigma(f_y^2) = f_y^2 + \sigma^2 \Delta f_y^2 / 2 + \dots$ 、 $G_\sigma(f_x f_y) = f_x f_y + \sigma^2 \Delta (f_x f_y) / 2 + \dots$ を式 (13) に代入して整理すると次のようになる^(注6)。

$$\hat{C} = C + \sigma^2 \left(H^2 + \frac{1}{2} \left((\nabla f)(\nabla \Delta f)^\top + (\nabla \Delta f)(\nabla f)^\top \right) \right) + O(\sigma^4) \quad (18)$$

ラプラス作用素 Δ は 2 階微分であるから、行列 \hat{C} は f の 3 階微分までを評価していることがわかる。

4.4 平滑化のスケール

Harris 作用素を計算するには 1 階微分 f_x, f_y が必要である。これにはガウス平滑化微分、すなわちガウス関数との畳み込み積分をしてから差分をとる。実際にはガウス関数の微分を離散化したフィルタを掛ければよい。このガウス平滑化は単にランダム誤差を低減させるためであり、2 階及び 3 階微分の計算の手段としての式 (13) のガウス平滑化 $G_\sigma(\cdot)$ とは意味が異なる^(注7)。

最近ではこの平滑化のスケールを自動調節する研究がある。これによって変化の少ないところでは大きな特徴パターンを、込み込んだ部分では小さい特徴パターンを持つ特徴点が適応的に得られる⁽²¹⁾。更に座標回転だけでなく、任意のアフィン変換にも不変な値が得られる工夫もされている⁽²²⁾。

4.5 応用と変形

式 (13) の行列 \hat{C} の固有値を λ_1, λ_2 とすると、Harris 作用素の不変性から \hat{C} が対角化されるように xy 座標系を回転しても値は同じである。したがって Harris 作用素 (12) は次のように書ける。

$$\text{Harris} = \lambda_1 \lambda_2 - k(\lambda_1 + \lambda_2)^2 \quad (19)$$

Harris 作用素の目的は λ_1, λ_2 が共に小さく、かつなるべく $\lambda_1 \approx \lambda_2$ とする点を選ぶことである。このためには他の基準も考えられる。

(注6) 文献⁽²⁰⁾ の説明では 3 階微分の項が無視されている。

(注7) あらかじめ画像をガウス平滑化するから式 (13) のガウス平滑化 $G_\sigma(\cdot)$ は必要ないと誤解する人もいるので注意が必要である。

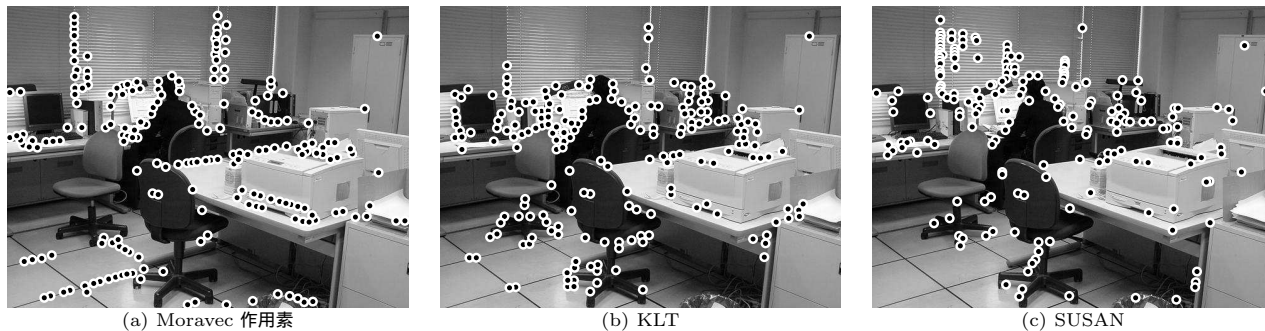


図3 図1の画像に他の作用素を適用した例

動画上で特徴点を追跡するためにTomasiら⁽²³⁾が開発し、Web上^(注8)に公開されているKanade-Lucas-Tomasi法(KLT)では、特徴点の追跡のしやすさの指標として^(注9) $\min(\lambda_1, \lambda_2)$ を採用している⁽²⁴⁾。一方、明確な直線の交点を抽出する目的でChabatら⁽²⁵⁾は $\sqrt{1 - (\lambda_1 - \lambda_2)^2 / (\lambda_1 + \lambda_2)^2} \|\nabla f\|$ を用いている^(注10)。

5. 微分を用いない方法

Harris作用素は1階微分とガウス平滑化の組合せて高階微分を評価するものであるが、全く微分を用いない方法もある。最も単純なのはいろいろな向きや形の頂点を表すテンプレートを用意して、それとの局所相関をとることであるが⁽²⁶⁻²⁸⁾、どんな向きや形の頂点にも対応しようとする多くのテンプレート、あるいは高い次元の空間^(29,30)が必要になる。

一つのマスクで済ませるものとしては、その点の近傍の輝度値の各方向の分散を直接に評価するの次のMoravec作用素⁽³¹⁾がある。

$$\text{Moravec} = \frac{1}{8} \sum_{k,l=0,\pm 1} |f(x+k, y+l) - f(x, y)| \quad (20)$$

また、マスク内のメジアンとの比較⁽³²⁾や、特定の方向のみの相関を測る方法もある⁽³³⁾。

Moravec作用素が8方向しか考慮しないという欠点を改良したものにSUSAN (Smallest Univalve Segment Assimilating Nucleus) があり⁽³⁴⁾、プログラムも公開されている^(注11)。これは輝度値が不連続に変化する凸領域の曲率の大きい頂点を探索しようとするもので、

次式で表される。

$$\text{SUZAN} = \sum_{(x', y') \in \mathcal{M}_{x, y}} c_{x, y}(x', y') \quad (21)$$

$$c_{x, y}(x', y') = \begin{cases} 1, & |f(x', y') - f(x, y)| \leq t \\ 0, & |f(x', y') - f(x, y)| > t \end{cases} \quad (22)$$

ただし $\mathcal{M}_{x, y}$ は注目画素 (x, y) を中心とするある近傍領域であり、 t はあらかじめ定めたいしきい値である。式(21)は近傍領域内の中心画素と輝度値の差が小さい画素数を数えるものであり、その極小点を特徴点とする。例えば2値画像の直線の境界上の点では式(21)は近傍領域の画素数の50%となり、直角の頂点のすぐ内側では25%、すぐ外側では75%となる。このような不連続性から検出位置のずれが少ないとされている。

さらにこれを変形したものに次のMIC (Minimum Intensity Change) と呼ばれるものがある⁽³⁵⁾。

$$\text{MIC} = \min_{t^2 + s^2 = r^2} \left((f(x+t, y+s) - f(x, y))^2 + (f(x-t, y-s) - f(x, y))^2 \right) \quad (23)$$

ただし r は注目画素 (x, y) を中心とする円形小領域の半径である。これは注目画素を通る直径の両端で注目画素と異なる輝度値があるかどうかを調べている。

SUSANやMICは注目画素と近傍画素の輝度値 f のみを比較しているが、輝度値こう配 ∇f まで比較し、指定した回転対称性(90°対称, 60°対称など)を評価する試みもある⁽³⁶⁾。またモーフォロジー演算を用いる試みもある⁽³⁷⁾。

6. おわりに

本稿では、コンピュータビジョン研究の最初の処理である特徴点検出法を、代表的なHarris作用素を中心として解説した、ただし、原理や解釈を中心に説明し、

(注8) <http://robotics.stanford.edu/~birch/klt/>

(注9) 行列 C は局所的なオプティカルフローを求める連立一次方程式に係数に一致するので、この固有値が大きいほど計算されるフローの精度が高い⁽²³⁾。

(注10) 原論文では異なる式であるが、これに変形できる。

(注11) <http://www.fmrib.ox.ac.uk/~steve/susan/>

優劣や計算効率には触れなかった。手法の優劣比較は現実には困難で、どの文献でも結局は少数の画像例に適用して人間の目を見た主観評価に頼っている。例えば、図3は図1と同じ画像に別の作用素を適用したものである。細部は異なっているが、似たような特徴点が発見されている。文献⁽³⁸⁾では比較的系統的に実験しているが、それでも使用した画像や使用目的に依存し、必ずしも一般性があるとはいえない。ある程度は試行錯誤でそれぞれの目的に合うものを探す必要がある。計算効率も手法ごとに異なり、インプリメントの方法や近傍サイズの選び方など多くの要因によるので一概には比較できない。

本稿では輝度値の変動に基づく特徴点抽出に限定したが、これ以外にまず物体の輪郭線を抽出し、その離散曲率から頂点や変曲点を検出したり、スケール空間の理論を適用して輪郭線上の特徴点を定義する研究も多い。

なお、本稿で紹介した Harris 作用素のプログラムは著者のホームページ^(注12)で公開している。

文 献

[1] 出口光一郎, ロボットビジョンの基礎, コロナ社, 2000.
 [2] O. Faugeras and Q.-T. Luong, The Geometry of Multiple Images, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, U.S., 2001.
 [3] R. Hartley and A. Zisserman, Multiple View Geometry, Cambridge University Press, Cambridge, U.K., 2000.
 [4] 金谷健一, 空間データの数理 — 3次元コンピューティングに向けて —, 朝倉書店, 1995.
 [5] コンピュータビジョン: 技術評論と将来展望, 松山隆司, 久野義徳, 井宮淳 (編), 新技術コミュニケーションズ, 1998.
 [6] 佐藤淳, コンピュータビジョン — 視覚の幾何学 —, コロナ社, 1999.
 [7] 徐剛, 写真から作る3次元CG — イメージ・ベースド・モデリング&レンダリング —, 近代科学社, 2001.
 [8] 画像解析ハンドブック, 高木幹雄, 下田陽久 (監修), 東京大学出版会, 1991.
 [9] コンピュータ画像処理, 田村秀行 (編), オーム社, 2002.
 [10] 画像処理工学 基礎編, 谷口慶治 (編), 共立出版, 1996.
 [11] 金谷健一, 形状CADと図形の数学, 共立出版, 1998.
 [12] P.R. Beaudet, "Rotationally invariant image operators," Proc. 4th Int. Joint Conf. Patt. Recog, pp.579-583, Tokyo, Japan, 1978.
 [13] L. Kitchen and A. Rosenfeld, "Gray-level corner detection," Pattern Recognit. Lett., vol.1, no.2, pp.95-102, Dec. 1982.
 [14] L. Dreschler and H.-H. Nagel, "Volumetric model and 3D trajectory of a moving car derived from monocular TV frame sequences of street scenes," Comput. Graph. Image Process., vol.20, no.3, pp.199-228, 1982.
 [15] H.-H. Nagel, "Displacement vectors derived from second-order intensity variations in image sequences," Comput. Vis. Graph. Image Process., vol.21, pp.85-117, 1983.
 [16] O.A. Zuniga and R.M. Haralick, "Corner detection using the facet model," Proc. IEEE Conf. Comput. Vision Patt. Recog., pp.30-37, Washington, DC, June 1983.
 [17] J.A. Noble, "Finding corners," Image Vis. Comput., vol.6, no.2, pp.121-128, May 1988.
 [18] H. Wang and M. Brady, "Real-time corner detection algorithm for motion estimation," Image Vis. Comput., vol.13, no.9, pp.695-703, Nov. 1995.
 [19] C. Harris and M. Stephens, "A combined corner and edge detector," Proc. 4th Alvey Vision Conf., pp.147-151, Manchester, U.K., Aug. 1988.
 [20] R. Deriche and G. Giraudon, "A computational approach for corner and vertex detection," Int. J. Comput. Vis., vol.10, no.2, pp.101-124, April 1993.

[21] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "Indexing based on scale invariant interest points," Proc. Int. Conf. Comput. Vision, vol.1, pp.525-531, Vancouver, Canada, July 2001.
 [22] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "An affine invariant interest point detector," Proc. Euro. Conf. Comput. Vision, vol.1, pp.128-142, Copenhagen, Denmark, May 2002.
 [23] C. Tomasi and T. Kanade, "Detection and tracking of point features," CMU Tech. Rep. CMU-CS-91-132, April 1991. <http://vision.stanford.edu/~birch/klf/>
 [24] J. Shi and C. Tomasi, "Good features to track," Proc. IEEE Conf. Comput. Vision Patt. Recog., pp. 593-600, Seattle, WA, June 1994.
 [25] F. Chabat, G.Z. Yang, and D.M. Hansell, "A corner orientation detector," Image Vis. Comput., vol.17, no.10, pp.761-769, Aug. 1999.
 [26] K. Rangarajan, M. Shah, and D.V. Brackley, "Optimal corner detector," Comput. Vis. Graph. Image Process., vol.48, no.2, pp.230-245, Aug. 1989.
 [27] K. Rohr, "Modeling and identification of characteristic intensity variations," Image Vis. Comput., vol.10, no.2, pp.66-76, March 1992.
 [28] A. Singh and M. Shneier, "Gray level corner detection: A generalization and a robust real time implementation," Comput. Vis. Graph. Image Process., vol.51, no.1, pp.54-69, July 1990.
 [29] S. Baker, S. K. Nayar, and H. Murase, "Parametric feature detection," Int. J. Comput. Vis., vol.27, no.1, pp.27-50, March 1998.
 [30] P. Perona, "Deformable kernels for early vision," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.17, no.5, pp.488-499, May 1995.
 [31] H.P. Moravec, "Towards automatic visual obstacle avoidance," Int. Joint Conf. Art. Intell., Cambridge, MA, USA, p.584, Aug. 1977.
 [32] K. Paler, J. Föglein, J. Illingworth, and J. Kittler, "Local ordered gray levels as an aid to corner detection," Pattern Recognit., vol.17, no.5, pp.535-543, 1984.
 [33] J. Cooper, S. Venkatesh, and L. Kitchen, "Early jump-out corner detector," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.15, no.8, pp.823-828, Aug. 1993.
 [34] S. M. Smith and J. M. Brady, "SUSAN—A new approach to low level image processing," Int. J. Comput. Vis., vol.23, no.1, pp.45-78, May 1997.
 [35] M. Trajković and M. Hedley, "Fast corner detection," Image Vis. Comput., vol.16, no.2, pp.75-87, Feb. 1998.
 [36] D. Reisfeld, H. Wolfson, and Y. Yeshurun, "Context-free attentional operators: the generalized symmetry transform," Int. J. Comput. Vis., vol.14, no.2, pp.119-130, March 1995.
 [37] R. Laganière, "Morphological corner detection," Proc. Int. Conf. Comput. Vision, pp.280-285, Bombay, India, Jan. 1998.
 [38] C. Schmid, C. Mohr, and C. Bauckhage, "Evaluation of interest point detectors," Int. J. Comput. Vision, vol.37, no.2, pp.151-172, March 2000.



かなざわ やすし
 金澤 靖 (正員)
 昭60豊橋技科大・工・情報卒。昭62同大学院修士課程了。富士電機(株), 群馬高専講師を経て, 現在, 豊橋技科大・知識情報・助教授。博士(工学)。画像処理, コンピュータビジョンの研究に従事。



かなたに けんいち
 金谷 健一 (正員)
 昭47東大・工・計数(数理工学)卒。昭54同大学院博士課程了。工博。群馬大・工・情報・教授を経て, 現在, 岡山大・工・情報・教授。IEEEフェロー。

(注12) <http://www.img.tutkie.tut.ac.jp/programs/>