

正規化LoG関数の近似に基づく局所不変特徴量の抽出*

市村 直幸†

あらまし 画像の対応付けのために局所不変特徴量を抽出する際、画像内に局所領域を設定する。この設定は、局所領域の位置と固有スケールを計算可能な特徴点抽出を通じて行うことができる。固有スケールの検出には正規化LoG関数が用いられるが、スケールスペース生成のために数多くの畳み込み演算を必要とする。本論文では、計算量の削減を目的とし、正規化LoG関数の近似に基づく局所不変特徴量の抽出方法を提案する。提案方法では、正規化LoG関数の極値点に位置する画素のみから、近似LoGフィルタの応答を計算する。極値点に位置する画素の値とフィルタ応答の関係を多項式によりモデル化し、その多項式の係数を大量の事例画像を用いて決定する。提案する近似LoGフィルタは、コーナー検出フィルタと容易に併用可能なため、直線エッジに対する不要な応答を抑制できる。実画像を用いた実験により、提案する近似LoGフィルタは、従来の特徴点抽出フィルタより高い repeatability をもつことを示す。また、提案方法により得られた局所不変特徴量の、広告看板認識、道路標識認識、および、video stabilization への適用例を示す。

Extracting Local Invariant Features Based on an Approximation of the Normalized LoG Function

Naoyuki ICHIMURA†

Abstract Detecting local regions is necessary to extract local invariant features for image matching. The detection can be performed by feature point detectors which simultaneously calculate the positions and characteristic scales of local regions. Although the detectors using the normalized LoG function can find the characteristic scales, large amounts of computations for convolutions to create scale spaces are required. In this paper, we present an approximated LoG filter for local region detection to reduce the computational costs. The response of the filter is calculated from the pixels corresponding to the extrema of the normalized LoG function. The relationship between the values of the pixels and the response is modeled by polynomials. Then the coefficients of the polynomials are determined by learning from example images. The filter can be used with a corner detector to eliminate unstable local regions due to line edges. We show that the local region detector based on the proposed filter outperforms conventional schemes with respect to repeatability. We conclude with the experiments using the proposed filter for billboard ads recognition, traffic sign recognition and video stabilization.

1 まえがき

画像の対応付けは、複数の画像間で共通部分を見出す処理であり、多視点画像処理や物体認識等の基本を成す。近年、対応付けのための画像特徴量として、局所不変特徴量が幅広く用いられている [1, 2, 3, 4, 5, 6]。局所不変特徴量は、(1) 局所領域の設定、(2) 局所領域の画像特徴を表す記述子(descriptor)の計算、の2段階の処理を通じて抽出される。スケールスペースに基づく特徴点抽出や回転不変量等を用い、上記(1)、(2)の処理結果が画

像の幾何学的変換や輝度変化に対し不変になるようにする。図1に局所領域の例を示す [7]。図中の円が、記述子を計算する局所領域を表す。このような局所領域内で計算された記述子の比較により、画像の対応付けを行う。

局所領域の設定は、特徴点抽出を通じて行える。特徴点抽出には、次の機能が必要である：(i) 輝度変化を含む領域を検出可能なこと、(ii) 特徴点のスケール情報を与えること。前者は対応付けには輝度変化が必要であるため、後者は対応付けをスケール不変にするために要求される。これらの機能をもった特徴点抽出の結果、特徴点の位置、および、固有スケール(characteristic scale)[8]が得られる。局所領域は、特徴点の位置を中心とし、固有スケールに比例した大きさをもつように設定される(図1の円

*本研究の一部は、科学研究費補助金(基盤研究(c))、課題番号18500145の助成の下で行われた。

†産業技術総合研究所 脳神経情報研究部門, Neuroscience Research Institute, National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST), nic@ni.aist.go.jp, <http://staff.aist.go.jp/naoyuki.ichimura/>



図 1: 局所領域の例。図中の円が、記述子を計算する局所領域を表す。局所領域の大きさは、中心に位置する特徴点の固有スケールにより決定される。

の中心と半径に対応)。

固有スケールの検出を伴う特徴点抽出は、正規化 LoG(Laplacian of Gaussian) 関数を用いて行われる [8]。正規化 LoG 関数のスケールを変化させフィルタリングを行い、スケールスペースを生成する。そして、スケールスペースの極値を検出し、固有スケールを得る。この際、スケールスペースを生成するために、入力画像に対して数多くの畳み込み演算を行う必要がある。よって、計算時間に制約がある応用では、計算量が問題になる場合がある。

計算量を削減する 1 つの方法は、正規化 LoG 関数をより演算が容易な形に近似することである。その典型的な例は、DoG(Difference of Gaussian) 関数を用いて近似を行い、2次元の畳み込み演算を 1次元の畳み込み演算に置き換える方法である。より簡便な近似として、正規化 LoG 関数の原点に位置する画素の値、および、原点周辺の画素の値、この 2 つの値の差を用いる方法が Lepetit ら、Rosten らにより提案されている [9, 10, 11, 12]。この方法では、参照する画素数を減少させ、計算量を削減する。そのため、どの場所の画素を参照するか、つまり、フィルタサイズの決定が重要となる。しかし、Rosten らの研究 [10, 11] では、フィルタサイズは固定されており、スケールスペース生成への適用には言及されていない。また、Lepetit らは多重スケールの特徴点抽出を行っているが、フィルタサイズの決定方法が明確でない [9, 12]。また、これらの研究では、原点とその周辺の画素値の重み付けに関する考察がない。しかし、大きさの異なる極値をもつ正規化 LoG 関数の形から、画素値の重み付けに関する考察を行っておくことは重要と考えられる。

本論文では、局所領域設定のための近似 LoG フィルタを提案する。近似 LoG フィルタでは、正規化 LoG 関数の極値点に位置する画素のみを参照し、計算量を削減する。極値点に位置する画素の値とフィ

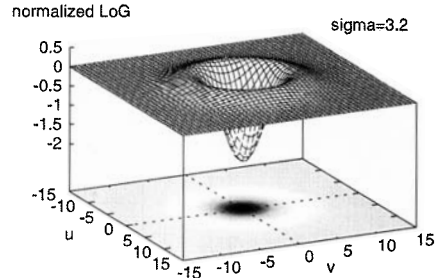


図 2: 正規化 LoG 関数. $\sigma = 3.2$ の場合のプロット. 2 つの極値を有することがわかる。

ルタ応答の関係を、多項式によりモデル化する。そして、その多項式の係数を、正規化 LoG フィルタの応答との誤差を評価関数とし、大量の事例画像を用いて決定する。

提案する近似 LoG フィルタでは、参照する画素の位置を極値点とするため、フィルタサイズはスケールより一意に定まる。画素値への重み付けは、応答を表す多項式の係数の決定を通じて行われる。また、近似 LoG フィルタは、極値点の画素のみを用いるコーナー検出フィルタと容易に併用可能なため、直線エッジに対する不要な応答を抑制できるという性質も有する。実画像を用いた実験により、近似 LoG フィルタは、従来の特徴点抽出フィルタより高い repeatability をもつことを示す。また、提案方法により得られた局所不変特徴量の、広告看板認識、道路標識認識、および、video stabilization への適用例を示す。

2 正規化 LoG 関数の近似

正規化 LoG 関数は、次式で与えられる。

$$\sigma^2 \nabla^2 g(u, v; \sigma) = - \left\{ \left(1 - \frac{u^2}{\sigma^2} \right) + \left(1 - \frac{v^2}{\sigma^2} \right) \right\} g(u, v; \sigma) \quad (1)$$

ここで、関数 $g(u, v; \sigma)$ は、画像空間の変数 (u, v) と、スケール σ を有する 2 変数の等方ガウス関数である。図 2 に、 $\sigma = 3.2$ の場合の正規化 LoG 関数を示す。この図から、正規化 LoG 関数は原点とその周囲に極値を有することがわかる。一般に、正規化 LoG 関数の極値と極値点は、次式で与えられる。

$$\text{極小値: } -\frac{1}{\pi\sigma^2}, u = v = 0 \quad (2)$$

$$\text{極大値: } \frac{e^{-2}}{\pi\sigma^2}, u^2 + v^2 = 4\sigma^2 \quad (3)$$

図 2 の $u-v$ 平面の濃淡は、フィルタリングに使用するオペレータとして正規化 LoG 関数を表現した

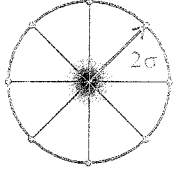


図 3: 近似 LoG フィルタ. 極小値をとる中心画素と、極大値をとる円上の画素により、正規化 LoG フィルタの応答を近似する。よって、フィルタの半径は 2σ となる。画素の参照方法として、極大値の円上にある全ての画素を参照する方法と、8 方向の画素のみを参照する方法を用いる。画素値とフィルタ応答の関係は、1 次および 2 次の多項式によりモデル化する。多項式の係数は、正規化 LoG フィルタの応答との誤差を評価関数とし、大量の事例画像を用いて決定する。

ものである。このようにコントラストの明確なオペレータを入力画像に畳み込んだ応答を用い、局所領域を輝度変化が存在する部分に設定する。

本論文では、正規化 LoG 関数の極値点に位置する画素のみを参照する近似 LoG フィルタを提案する。図 3 にその概要を示す。式 (3) より、極大値は半径 2σ の円上に存在する。よって、近似 LoG フィルタの半径は 2σ となる。画素位置の量子化を考慮し、半径 2σ のフィルタの応答を、 $n \leq 2\sigma < n+1$ を満たす整数 n 、 $n+1$ を半径とする 2 つのフィルタを用いて計算する。中心画素の値を c とする。また、半径 n の円上における画素値の平均を \bar{p} とし、次式のいずれかにより計算する。

$$\begin{array}{ll} \text{[all direction]} & \text{[8 direction]} \\ \bar{p} = \frac{1}{N(n)} \sum_{i=1}^{N(n)} p_i & \bar{p} = \frac{1}{8} \sum_{i=1}^8 p_i \end{array} \quad (4)$$

ここで、 p_i 、 $N(n)$ は、半径 n の円上の画素値と画素数である。式 (4) は、極大値の円上にある全ての画素を参照する方法、および、図 3 に示す 8 方向の画素のみを参照する方法を表す。後者では、参照画素数が常に 8 であるため、スケールに関わらず計算量が一定となる。

半径 n の近似 LoG フィルタの応答 $ALoG(u, v; n)$ を、次のいずれかのモデルを用いて計算する。

$$\text{[planar model]} \quad ALoG(u, v; n) = f_p(c, \bar{p}; \mathbf{a}) \quad (5)$$

$$f_p(c, \bar{p}; \mathbf{a}) = a_1 c + a_2 \bar{p} + a_3 \quad (6)$$

$$\mathbf{a} = (a_1, a_2, a_3) \quad (7)$$

[quadratic model]

$$ALoG(u, v; n) = f_q(c, \bar{p}; \mathbf{b}) \quad (8)$$

$$f_q(c, \bar{p}; \mathbf{b}) =$$

$$b_1 c + b_2 \bar{p} + b_3 + b_4 c^2 + b_5 \bar{p}^2 + b_6 c \bar{p} \quad (9)$$

$$\mathbf{b} = (b_1, b_2, b_3, b_4, b_5, b_6) \quad (10)$$

式 (5) と式 (8) は、近似 LoG フィルタの応答を c 、 \bar{p} の 1 次および 2 次の多項式で計算することを表す。

画素の参照方法とフィルタ応答のモデルの組合せから、4 通りの近似方法が存在する。それぞれの近似方法を、all-planar, all-quad, 8-planar, 8-quad と表す。

式 (5) もしくは式 (8) を用いて、スケール σ を有する近似 LoG フィルタの応答 $ALoG(u, v; \sigma)$ を次式より求める。

$$\sigma^2 \nabla^2 g(u, v; \sigma) \approx ALoG(u, v; \sigma) \quad (11)$$

$$ALoG(u, v; \sigma) =$$

$$w_1 ALoG(u, v; n) + w_2 ALoG(u, v; n+1) \quad (12)$$

$$w_1 = (n+1) - 2\sigma, \quad w_2 = 2\sigma - n \quad (13)$$

この近似 LoG フィルタの計算量のオーダーは $O(n)$ であり、計算量のオーダーが $O(n^2)$ である 2 次元の畳み込み演算に比べ計算量が削減される。

式 (11) の近似式が成り立つように、式 (5) および式 (8) の係数 \mathbf{a} 、 \mathbf{b} を決定する必要がある。これらの係数は、次節で述べるように大量の事例画像を用いて決定する。

3 近似 LoG フィルタの係数の決定

式 (5) および式 (8) の係数 \mathbf{a} 、 \mathbf{b} の決定は、次式の評価関数に基づき行う。

$$J = \sum_{\sigma, u, v} \|\sigma^2 \nabla^2 g(u, v; \sigma) - ALoG(u, v; \sigma)\|^2 \quad (14)$$

この評価関数を計算するために、まず、入力画像に対しガウスフィルタを適用し、スケールスペースを生成する。スケールスペースの生成は、画像のダウンサンプリングとスケールの変化を組み合わせで行う [3]。そして、全てのスケールの全ての画素において、 c 、 \bar{p} を求める。一方で、正規化 LoG フィルタによりスケールスペースを生成する。そして、 c 、 \bar{p} および正規化 LoG フィルタの応答を用いて、式 (14) を最小にする係数 \mathbf{a} 、 \mathbf{b} を、線形方程式を解くことによって求める。

式 (14) に基づく係数計算を大量の事例画像に対して行い、近似 LoG フィルタを構成する。係数計算に用いる画像は、Caltech-256 [14] より得た。Caltech-256 は、物体認識アルゴリズムの評価用に構成され

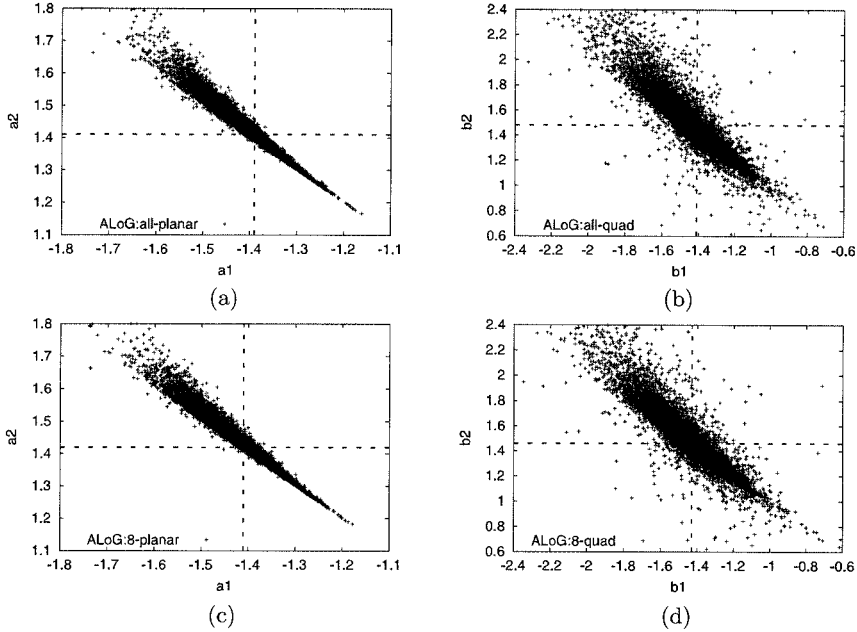


図 4: Caltech-256 に対する係数 (a_1, a_2) , (b_1, b_2) の分布. (a) all-planar, (b) all-quad, (c) 8-planar, (d) 8-quad.

た画像データベースであり、256 個のカテゴリの物体を種々の視点から撮像した 30607 枚の画像を含む。

図 4 に、Caltech-256 を用いて得られた係数 (a_1, a_2) および (b_1, b_2) の分布を示す。中心画素の重みである a_1, b_1 が負の値に、周辺画素の重みである a_2, b_2 は正の値になっており、近似 LoG フィルタは正規化 LoG 関数の形状を反映する形で構成されていることがわかる。

図 4 の結果において、 $\text{RMSE} \sqrt{J/N_p}$ (N_p : フィルタリングを行った全画素数) の全画像での平均は、全ての場合に対して約 3.8 となり、画素の参照方法およびフィルタ応答のモデルによる大きな差は見られなかった。

中心画素と周辺画素に対する重み付けは、ほぼ均等であることが、図 4 よりわかる。表 1 に係数の平均値を示す。この平均値を近似 LoG フィルタの係数として用い、次節で述べる手順で局所不変特微量を抽出する。

4 局所不変特微量の抽出

本節では、近似 LoG フィルタを用いた局所不変特微量の抽出手順を述べる。まず、ガウスフィルタを用い、入力画像からスケールスペースを生成する。そして、得られたスケールスペースに対し、近似 LoG フィルタを適用する。スケールスペースの極値を各 octave 毎に検出し、特徴点の位置と固有

表 1: 多項式の係数 a, b の平均値

	all direction
planar	$(-1.39, 1.41, -2.54)$
quad	$(-1.41, 1.48, -4.51,$ $2.37 \times 10^{-5}, -1.60 \times 10^{-4}, 1.01 \times 10^{-4})$
	8 direction
planar	$(-1.41, 1.42, -2.45)$
quad	$(-1.43, 1.46, -4.31,$ $2.54 \times 10^{-5}, -1.61 \times 10^{-4}, 1.03 \times 10^{-4})$

スケールを得る。

画素の参照方法により、スケールスペースの極値数には大きな差が生じる。図 5 に、Caltech-256 における 8-planar と all-planar の極値数の差を示す。この図より、2 例だけを除き¹、8-planar の方が極値数が多いことがわかる。8-quad と all-quad で極値数の差を求めても、同様の結果を得た。このことから、8 方向の画素のみを参照する方法の方が、より多くの特徴点を出力する傾向があると言える。

シーンに依存するが、極値数は数百から数万になることが多く、特徴点の選択を必要とする場合がある。この選択のために、スケールスペースに対し Trajkovic らのコーナー検出フィルタ [13] を適用す

¹この 2 例は、037_0019.jpg および 257_0350.jpg である。両者とも、規則正しいパターンを有する画像である。

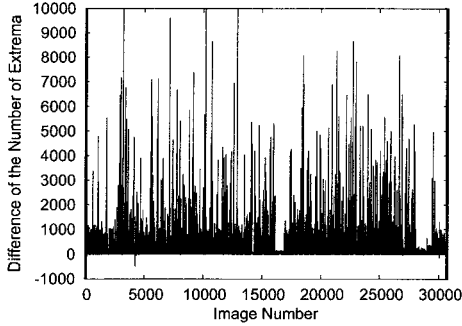


図 5: Caltech-256 における, 8-planar と all-planar のスケールスペースの極値数の差.

る. 中心画素 c のコーナーらしさ R_c を, 次式で定義する.

$$R_c = \min_{p, p'} \left((p - c)^2 + (p' - c)^2 \right) \quad (15)$$

ここで, p, p' は, 正規化 LoG 関数の極大値の円上で, 中心画素 c に対して対称な位置にある 2 つの画素の値を表す. この R_c が大きい順に特徴点を選択し, 固有スケールに比例した大きさを有する局所領域を設定する.

式 (15) からわかるように, R_c は近似 LoG フィルタで参照する画素のみから計算可能である. よって, 近似 LoG フィルタは, コーナー検出フィルタと容易に併用可能である. この性質は, 直線エッジに対する不要な応答を抑制するために有用である.

局所領域内の画像特徴を表す記述子として, SIFT 記述子 [3] を用いる. この記述子の計算には輝度勾配を必要とするため, スケールスペースに対し微分フィルタを適用する. SIFT 記述子を用いることにより, 抽出される特徴量は, 幾何学的な相似変換および輝度のアフィン変換に対して不変となる.

複数の画像で抽出された SIFT 記述子を比較することにより, 画像の対応付けを行う. この際, 複数の画像で同一部分に局所領域が設定されることが, 対応付けを行える必要条件となる. 特徴点抽出フィルタが, 見えや輝度に変化した状態でも同一部分に局所領域を設定できる能力を表す 1 つの指標として repeatability [15] がある. 近似 LoG フィルタの repeatability を, 次節の実験で評価する.

5 実験結果

本節では, 近似 LoG フィルタの repeatability を評価する. また, 局所不変特徴量の適用例を示す. 以下の実験において, スケールスペースの初期スケールは 1.6 とし, 局所領域の大きさは固有スケールの 20 倍とした.



図 6: Repeatability の計測に用いた画像の一例 (boat1 と boat6) [16]. Repeatability は, 2 枚の画像間にスケール変化や回転等が生じている状態で, 特徴点抽出フィルタがどの程度同一部分に局所領域を設定できるのかを表す.

5.1 Repeatability の評価

2 枚の画像 I_1, I_2 があり, それらの画像が次式の関係を満たすものとする.

$$\tilde{x}_{1i} = \mathbf{H}_{21} \tilde{x}_{2j}, \tilde{x}_{2j} = \mathbf{H}_{12} \tilde{x}_{1i} \quad (16)$$

ここで, $\tilde{x}_{1i}, \tilde{x}_{2j}$ は I_1, I_2 で設定された局所領域の位置の同次座標であり, i, j は局所領域のインデックスである. また, $\mathbf{H}_{12}, \mathbf{H}_{21}$ は射影変換行列を表す. 式 (16) は, シーンが平面で近似できる場合に成立する. この条件を満たす, 射影変換行列が既知の画像対を用意する. そして, それらを用いて, 近似 LoG フィルタが複数の画像の同一部分に局所領域を設定できるかどうかを評価する. その評価基準が, 次式の repeatability である.

$$r(\epsilon) = \frac{|R(\epsilon)|}{\min(n_1, n_2)} \quad (17)$$

$$R(\epsilon) = \{(\tilde{x}_{1i}, \tilde{x}_{2j}) \mid \text{dist}(\mathbf{H}_{12} \tilde{x}_{1i}, \tilde{x}_{2j}) < \epsilon\} \quad (18)$$

ここで, n_1, n_2 は, I_1 と I_2 の共通部分に設定された局所領域の数を表す. また, $\text{dist}(\mathbf{H}_{12} \tilde{x}_{1i}, \tilde{x}_{2j})$ は局所領域の検出誤差を表す. よって, $r(\epsilon)$ は, 2 つの画像の共通部分にある局所領域の中で, 検出誤差が ϵ 以下であるものの割合を表す. 本実験では, $\epsilon = 3[\text{pixel}]$ とした.

近似 LoG フィルタの repeatability の評価には, Interest Point Test Sequences [16] を用いた. 画像の一例を図 6 に示す. 各 sequence には 6 枚の画像が含まれており, 最初の画像を基準として, 他の 5 枚の画像への射影変換行列が与えられている.

近似 LoG フィルタの比較対象として, 同様に正規化 LoG フィルタ (Laplacian) とコーナー検出フィルタを併用している Harris-Laplacian フィルタおよび Hessian-Laplacian フィルタを用いた [5]. これらのフィルタのプログラムは, Project LEAR により提供されているものを用いた [16]. 本実験では, 局所領域数を 1500 とした. 近似 LoG フィルタでは, 式 (15) の R_c の大きい順に局所領域を選択した. その他の方法では, しきい値の調整により局所領域数

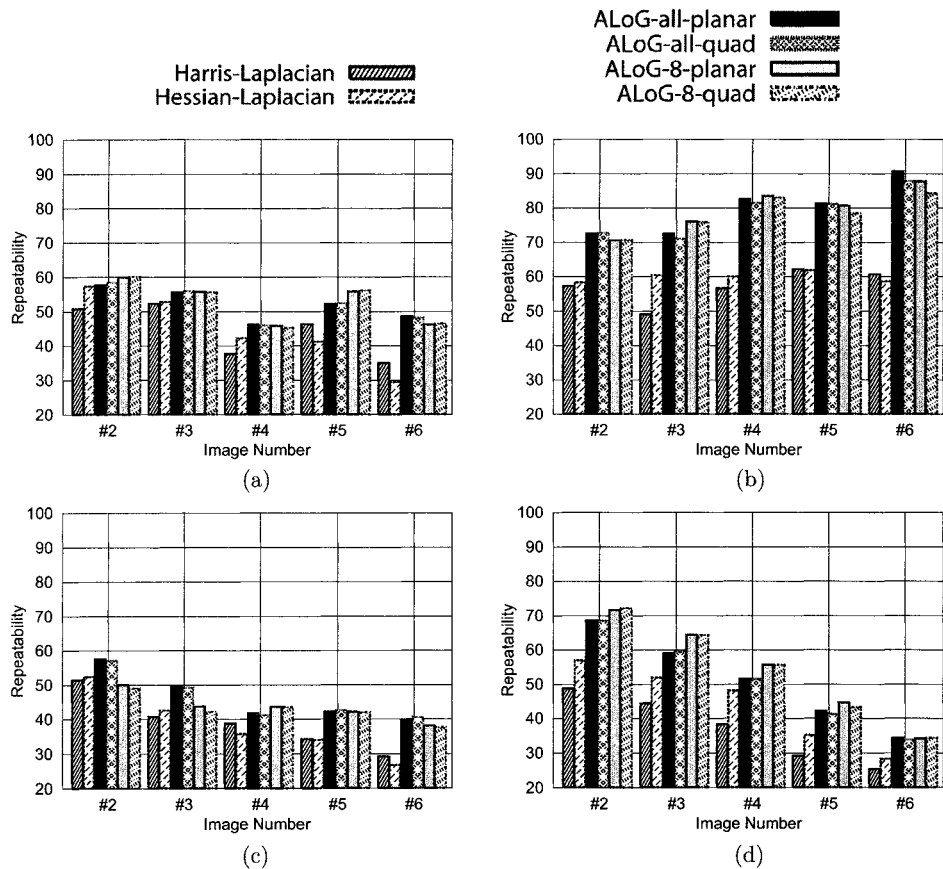


図 7: Repeatability の計測結果. 各グラフの横軸は、画像番号を表す。(a), (b), (c), (d) はそれぞれ、boat, bark, graffiti, bricks での結果である。提案方法は、従来方法に比べ同等以上の repeatability を有することがわかる。

を設定した。しきい値を変化させても 1500 に達しない場合には、最大数を用いた。

図 7 に、4 つの sequence, boat, bark, graffiti, bricks に対する結果を示す。この結果より、近似 LoG フィルタに基づく局所領域設定方法は、参照する画素数が少ないにも関わらず、従来の方と同等、もしくは、それ以上の repeatability を有していることがわかる。他の sequence に対しても、同様の結果を得ている。このことから、提案した近似 LoG フィルタは、見えや輝度変化が生じる状況下での画像の対応付けに有用であると言える。

近似 LoG フィルタにおいて、画素の参照方法による repeatability の変化を見ると、sequence 毎、また、sequence 内でも画像毎に優劣が変化し、一概にどちらが性能が高いとは言えない。8 方向の画素のみを参照する方法は、スケールによらず計算量が一定である、および、より多くの特徴点を出力する (図 5 参照) という性質があるので、許容できる計算

量または用途によって、どちらを用いるかを決定するのが妥当と考えられる。また、フィルタ応答のモデルの違いによって、repeatability は大きく変化していない。よって、計算量のより少ない 1 次多項式を用いても、問題はないと考えられる。表 1 に示すように、中心画素と周辺画素はほぼ同じ重みをもつため、1 次多項式を簡略化し、単に $\bar{p} - c$ をフィルタ応答とすることも考えられる。この場合、乗算がないため、より計算量が削減できる。

5.2 広告看板および道路標識認識への適用

提案方法により得られた局所不変特徴量を、F1 の放送映像内の広告看板 [7]、および、道路標識「止まれ」の認識に適用した。図 8 の各画像上部に、各物体のモデル画像を示している。モデル画像は、各物体に対し 1 枚のみを使用した。

シーン画像内の物体の位置を求めるために、まず、記述子を用いた最近傍法でモデル画像の特徴点との

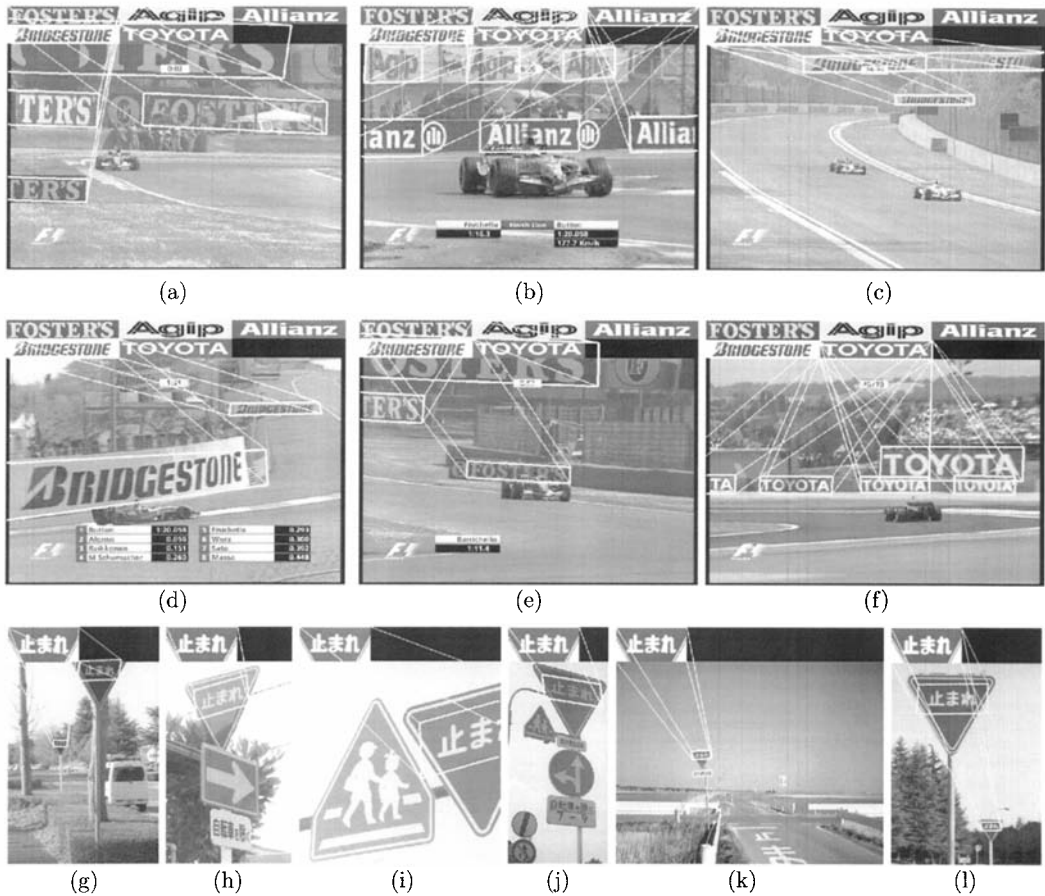


図 8: 認識結果. (a)-(f): F1 の放送映像内の広告看板に対する結果. (g)-(l): 交通標識“止まれ”に対する結果. 対象のモデル画像は、各結果の上部に示す 1 枚のみを用いた. これらの結果は、近似 LoG フィルタが局所不変特徴量の抽出に有用であることを示している.

対応付けを行う. その対応点を用いて, RANSAC により射影変換行列を計算し, 物体の位置を得る. 物体が複数あると判断される場合には, その処理を繰り返す. 認識アルゴリズムの詳細については, 文献 [17] を参照されたい.

図 8(a)-(f) と図 8(g)-(l) は, それぞれ, 広告看板および道路標識の認識結果である. シーン画像の物体には, 大きさの変化, 視点位置による変形, 輝度変化および隠れが見られるが, 全ての物体の認識に成功している. この結果は, 近似 LoG フィルタを用いて抽出された局所不変特徴量により, 種々の状況での認識が可能であることを示している.

5.3 video stabilization への適用

本節では, 局所不変特徴量を video stabilization へ適用した結果を示す. ビデオの初期フレームと各時刻での入力フレームを対応付けし, 射影変換

行列を求める. その行列を用いて入力フレームを変換し, 初期フレームとの位置合わせを行う. この処理により, 入力フレームにおける初期フレームからの変動を打ち消す. 図 9 に処理結果を示す. 入力フレームには, 初期フレームからの大きな回転や並行移動, 隠れが生じているにも関わらず, video stabilization が実現されている. この結果も, 近似 LoG フィルタを用いて抽出された局所不変特徴量が, 対応付けに有効であることを示している.

6 むすび

本論文では, 計算量削減のために, 正規化 LoG 関数の極値点に位置する画素のみを参照する近似 LoG フィルタを提案した. 実験により, 提案した近似 LoG フィルタは, 従来の特徴点抽出フィルタより高い repeatability を有することを確認した. ま

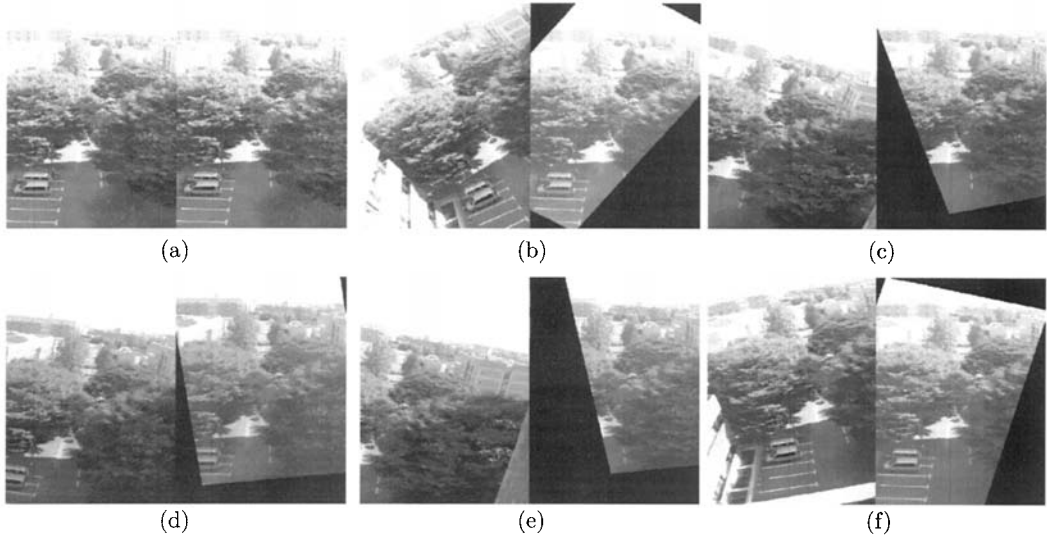


図 9: Video stabilization の結果. 各画像で左側は入力フレームを, 右側は stabilization 後のフレームを示す. (a) に示す初期フレームに対し, 各時刻での入力フレームを局所不変特徴量を用いて対応付けし, その結果に基づき入力フレームでの変動を打ち消す. 大きな回転や並行移動, 隠れにも関わらず, video stabilization が実現されている.

た, 抽出された局所不変特徴量の適用例を示した. 今後も, 局所不変特徴量の抽出とその対応付け全体に渡る, 計算量の削減に関して検討を行う予定である.

参考文献

- [1] C. Schmid and R. Mohr: "Local greyvalue invariants for image retrieval," *IEEE Trans. PAMI*, Vol.19, No.5, pp.530-535, 1997.
- [2] J. Matas, O. Chum, M. Urban and T. Pajdla: "Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions," *Proc. British Machine Vis. Conf.*, pp.384-393, 2002.
- [3] D. Lowe: "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *Int. J. Comp. Vis.*, Vol.60, No.2, pp.91-110, 2004.
- [4] K. Mikolajczyk and C. Schmid: "Scale & affine invariant interest point detectors," *Int. J. Comp. Vis.*, Vol.60, No.1, pp.63-86, 2004.
- [5] K. Mikolajczyk, T. Tuytelaars, C. Schmid, A. Zisserman, J. Matas, F. Schaffalitzky, T. Kadir and L. Van Gool: "A comparison of affine region detectors," *Int. J. Comp. Vis.*, Vol.65, No.1/2, pp.43-72, 2005.
- [6] K. Mikolajczyk and C. Schmid: "A performance evaluation of local descriptors," *IEEE Trans. PAMI*, Vol.27, No.10, pp.1615-1630, 2005.
- [7] 本研究では, SKY PerfectTV フジテレビ 721 において放送された映像を使用している.
- [8] T. Lindeberg: "Feature detection with automatic scale selection," *Int. J. Comp. Vis.*, Vol.30, No.2, pp.79-116, 1998.
- [9] V. Lepetit and P. Fua: "Towards recognizing feature points using classification trees," EPFL Technical Report IC/2004/74, 2004.
- [10] E. Rosten and T. Drummond: "Fusing points and lines for high performance tracking," *Proc. Int. Conf. Comp. Vis.*, Vol.2, pp.1508-1515, 2005.
- [11] E. Rosten and T. Drummond: "Machine learning for high-speed corner detection," *Proc. European Conf. Comp. Vis.*, Vol.1, pp.430-443, 2006.
- [12] V. Lepetit and P. Fua: "Keypoint recognition using randomized tree," *IEEE Trans. PAMI*, Vol.28, No.9, pp.1465-1479, 2006.
- [13] M. Trajnkovic and M. Hedley: "Fast corner detection," *Image and Vision Computing*, Vol.16, pp.75-87, 1998.
- [14] Caltech-256: http://www.vision.caltech.edu/Image_Datasets/Caltech256/
- [15] C. Schmid: "Evaluation of interest point detectors," *Int. J. Comp. Vis.*, Vol.37, No.2, pp.151-172, 2000.
- [16] Project LEAR: <http://lear.inrialpes.fr/software/>
- [17] N. Ichimura: "Recognizing multiple billboard advertisements in videos," *Proc. Pacific-Rim Symp. on Image and Video Technology*, pp.463-473, 2006.