

エッジに基づく固有値テンプレート法による ロバストな画像照合

矢田 晃嗣郎^{1,a)} 上瀧 剛² 内村 圭一² 菅 倫明³ 浅井 大介³ 竹葉 誠³

概要: テンプレートマッチングは、画像処理を用いた物体検出における基本技術である。これまで著者らは、主成分分析により画像間の類似度を効率的に計算できる固有値テンプレート法の提案および評価を行ってきた。しかしながら、対象物の欠けが存在する場合や、複雑な画像が入力された場合に検出精度が低下する。また、処理時間は依然として大きいままである。そこで、本研究では従来の固有値テンプレート法と比較して、複雑な画像に対し頑健である、エッジに基づく固有値テンプレート法を提案する。また、多段絞り込み処理を用いたより効率的なマッチングアルゴリズムを提案する。評価実験では、提案手法が従来法に比べ、複雑な画像に対してより強健に、より短い処理時間で対象物を検出できることを示す。

キーワード: 画像認識, 画像推定, 画像特徴抽出

Robust Image Matching Using Edge Based Eigen Template Method

KOSHIRO YATA^{1,a)} GOU KOUTAKI² KEIICHI UCHIMURA² MICHIAKI KAN³ DAISUKE ASAI³ MAKOTO TAKEBA³

Abstract: Template matching is the basic technique in the object detection used image processing. We have proposed and evaluated the eigen template method. The proposed method can efficiently calculate correlation between images using principal component analysis. However, when an input image is complicated, the method failed to detect the target object correctly. Additionally, the computational time of the method remains large still. In this paper, we propose the edge based eigen template matching method with robustness for the complex image compared with the previous method. Moreover, we describe an efficient matching algorithm for the eigen template matching using approximate nearest neighbor search. In the evaluation experiments using a simulation image and a captured image, we show that the proposed method can detect the target object faster and more robust to the complex image than the previous methods.

Keywords: Image recognition, Image estimation, Image feature extraction

1. まえがき

外観検査および文字認識等の画像を用いた物体検出は産業応用画像処理における基本的な技術の一つである。中でも予め登録したテンプレート画像と撮影した入力画像を照合するテンプレートマッチングは、広く用いられている。

テンプレートマッチングにより、入力画像における対象物の位置および姿勢を推定が可能である。実应用到に当たっては、位置姿勢推定精度、処理速度およびロバスト性の3つが要求される [2]。位置姿勢推定精度に関しては、サブピクセル単位の位置合わせ精度およびミリ角度単位の姿勢推定精度が要求される。処理速度に関しては、入力画像1枚に対し、数百ミリ秒単位の高速度性が要求される。ロバスト性に関しては、照明変化および雑音などの対象物の見え方の変動に頑健である手法が要求される。テンプレートマッチングの手法は大きく相関ベースの手法と特徴点ベースの手法の二つのタイプに分けられる。

¹ 熊本大学工学部

Faculty of Engineering, Kumamoto University

² 熊本大学大学院自然科学研究科

Graduate School of Science and Technology, Kumamoto University

³ 株式会社ヒカリ

HIKARI Co.,Ltd.

^{a)} yata@navi.cs.kumamoto-u.ac.jp

相関ベースの手法は、テンプレート画像と入力画像の画素の相関値を評価に用いる。中でも、正規化相関マッチング (NCC; Normalized Correlation Matching) は広く知られている手法である [3]。NCC は明るさの変化やノイズに強い。対象物の回転を考慮する場合には、一定の角度刻みで回転させた複数のテンプレート画像を用いる回転照合法が一般的に用いられる。しかし、回転照合法には処理時間が大きいという問題がある。そこで、テンプレート画像の回転ピッチを粗くすることで回転照合回数を削減する手法が良く用いられるが、この手法では回転ピッチを粗くするほど検出精度が劣化する。正規化相関ではなく、対象物の形状情報を基にした照合法として方向符号照合法 (OCM; Orientation Code Matching) がある [4]。OCM は、画像中のエッジ方向角を符号化し、その符号画像を用いて画像照合を行う手法である。また、画像の位相情報を用いた照合法として回転不変位相限定相関 (RIPOC; Rotation Invariant Phase Only Correlation) がある [5], [6]。

一方、特徴点ベースの手法では、SIFT[7] のようにテンプレート画像および入力画像より特徴点を複数抽出し、その対応関係より照合を行う。特徴点ベースの手法は、雑音や対象物の欠けおよび複雑なテクスチャに対しロバストである。そのため、自然背景など複雑な画像に対する画像照合を行う場合、特徴点ベースの手法は有効である。しかし、LSI や IC チップ等の単純な形状情報およびテクスチャ情報を持たない対象物の場合、特徴点の検出は困難となる。

これまで著者らは相関ベースの新たな手法として、主成分分析を応用した固有値テンプレート法を提案し、その有効性を検証してきた [1]。固有値テンプレート法は、テンプレート画像群と入力画像の連続的な相関値波形を固有関数で展開する手法である。この手法により NCC に比べ効率的に回転照合を行える。

しかしながら、相関ベースである固有値テンプレート法の弱点として、対象物の欠けが存在する場合や、複雑な画像が入力された場合に検出精度が低下することが挙げられる。また、相関値を求める際の計算量が依然として多いことが挙げられる。そこで、本研究では従来の固有値テンプレート法について複雑な画像に対する頑健化およびマッチング処理の高速化の 2 つの改良を目的とし、新たなアルゴリズムを提案する。次に、シミュレーション画像および実環境での撮影画像を用いた評価実験を行い、提案手法の性能を検証する。

2. 固有値テンプレート法の基本原理

入力画像 $f(x, y)$ に対して、テンプレート画像 $T(x, y)$ を θ 回転させた画像 $T(x, y; \theta)$ との類似度を次に示す相関値 $g(\theta)$ によって計算する。

$$g(\theta) = \iint f(x, y)T(x, y; \theta)dx dy. \quad (1)$$

$g(\theta)$ を θ 方向にそって直交基底関数列 $\varphi_n(\theta)$, ($n = 0, 1, 2, \dots$) で展開し、整理することで次式を得る。

$$g(\theta) = \sum_n \left[\iint dx dy f(x, y) \times \left\{ \int T(x, y; \theta) \varphi_n(\theta) d\theta \right\} \right] \varphi_n(\theta). \quad (2)$$

ここで、

$$E_n(x, y) \equiv \int T(x, y; \theta) \varphi_n(\theta) d\theta \quad (3)$$

と定義すると、 $E_n(x, y)$ はテンプレート画像 $T(x, y; \theta)$ と基底関数 $\varphi_n(\theta)$ との内積で計算される新たな画像となり、 $E_n(x, y)$ と入力画像の照合結果から全方向角の相関値が計算できる。

続いて、(2) 式の級数を M 個で打ち切り近似することを考える。このとき、もし少ない次数 M で $g(\theta)$ を近似できる基底関数列 $\varphi_n(\theta)$ を選べば、全方向角での相関値は M 枚の画像 $E_n(x, y)$ との照合により計算できる。

$$g(\theta) \approx \sum_n^M \left[\iint f(x, y) E_n(x, y) dx dy \right] \varphi_n(\theta) \quad (4)$$

ここで、基底関数 $\varphi_n(\theta)$ の選び方としては、テンプレート列 $T(x, y; \theta)$ の固有値 λ_n および固有関数 $\psi_n(\theta)$ を算出し、固有値の大きな順から M 個の固有関数を基底関数として選ぶ。具体的には、 $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$ と離散化して得られるベクトル ψ_n 、テンプレート $T_i(x, y) = T(x, y; \theta_i)$ として次式の行列固有値問題を解くことで固有ベクトル ψ_n および固有値 λ_n を得る。

$$C\psi_n = \lambda_n\psi_n. \quad (5)$$

ここで、行列 C は i 行 j 番目の要素を

$$C_{i,j} = \sum_{x,y} (T_i(x, y) - \mu_i)(T_j(x, y) - \mu_j) \quad (6)$$

とする共分散行列で、 μ_i は $T_i(x, y)$ の平均濃度値である。以後、 $E_n(x, y)$ を固有値テンプレートと呼ぶ。

3. 提案手法

3.1 エッジに基づく固有値テンプレート法

固有値テンプレート法では、画像間の相関値により類似性を評価していた。これは、基本的に従来の NCC と同様の評価方法である。これらの手法では、入力画像内の対象物が一部欠けている場合や複雑な画像が入力された場合に類似度が分散し、検出が不安定となる。対策として、画像同士の単純な相関値を用いるのではなく、画像の特徴を表す情報を用いて画像類似度を評価すればよい。

そこで、本研究では、エッジ輪郭の方向差を画像類似度として用いる手法を提案する。エッジ輪郭の方向差を用いることで、エッジ方向の異なる画素情報の影響を減らし、安定した検出を行うことができる。また、単純なエッジ画

素値ではなく、エッジ方向差を照合に用いることで対象物の輪郭形状に対してより正確な評価を行うことができる。提案手法による画像類似度（以後、エッジ類似度と呼ぶ）を次式に示す。

$$g_s(\theta) = \iint f_x(x, y)T_x(x, y; \theta)dxdy + \iint f_y(x, y)T_y(x, y; \theta)dxdy. \quad (7)$$

(7)式において、 f_x と f_y はそれぞれ入力画像における水平方向のエッジ画像および垂直方向のエッジ画像を表している。また、 T_x と T_y はそれぞれテンプレート画像における水平方向のエッジ画像および垂直方向のエッジ画像を表している。ここで、エッジ検出には Canny フィルタ [8] を使用する。(7) 式を (2) 式と同様に直交基底関数 $\varphi_{x,n}(\theta)$, $\varphi_{y,n}(\theta)$ で展開し、級数 M で打ち切ることによって次式を得る。

$$g_s(\theta) \approx \sum_n^M \left[\iint f_x(x, y)E_{x,n}(x, y)dxdy \right] \varphi_{x,n}(\theta) + \sum_n^M \left[\iint f_y(x, y)E_{y,n}(x, y)dxdy \right] \varphi_{y,n}(\theta) \quad (8)$$

ここで、基底関数 $\varphi_{x,n}(\theta)$ および $\varphi_{y,n}(\theta)$ は、テンプレート画像 T_x および T_y について (5) 式の固有値問題を解くことにより得られる。 $E_{x,n}(x, y)$ および $E_{y,n}(x, y)$ はそれぞれ次のように定義された T_x および T_y に関する固有値テンプレート（以後、エッジ固有値テンプレートと呼ぶ）である。

$$E_{x,n}(x, y) \equiv \int T_x(x, y; \theta)\varphi_{x,n}(\theta)d\theta$$

$$E_{y,n}(x, y) \equiv \int T_y(x, y; \theta)\varphi_{y,n}(\theta)d\theta \quad (9)$$

以上より、入力エッジ画像とエッジ固有値テンプレートを畳み込むことで画像間のエッジ類似度を得ることができる。

なお、対象物のエッジ情報を基にした類似手法として OCM がある。OCM を用いた方向角推定を行う際、基本的には NCC と同じく回転照合が必要である。処理の高速化のために、特徴的なエッジ点を複数選定して照合を行う手法が一般的に用いられる。しかし、この手法では選択したエッジ点とその個数が処理時間と検出精度に大きく影響する。また、エッジ点の決定法にも課題を抱えており、OCM を用いた方向角推定は研究段階である [9]。

一方、提案手法では、基本的にテンプレートとする画像の全画素の情報を照合に用いるため、エッジ点を選択する必要はない。また、固有値テンプレート法で用いる類似度計算は線形で表されるため FFT と併用可能である。これは処理の高速化を図る上で大きなメリットである。OCM では方向符号を用いた非線形なビット演算を行うため、FFT との併用は困難である。

上述したエッジに基づく固有値テンプレート法のフローチャートを図 1 に示す。

3.2 エッジ固有値テンプレート応答に基づく方向角絞り込み

固有値テンプレート法では回転照合を行う際に、NCC と比較して少ないテンプレート画像枚数による照合が可能である。しかしながら、従来の固有値テンプレート法では、対象物の位置姿勢推定のために全 XY 位置および全方向角についてテンプレート画像と入力画像との類似度を求める必要があった。これらの計算コストは非常に大きい。そこで、マッチングの効率化が必要となる。

テンプレートマッチングの効率化に関しては、これまでに様々な研究が行われてきた [10], [11], [12]。中でも、ピラミッド画像を用いた高速化処理は広く用いられている [10]。しかし、このような手法は基本的に画素情報を間引いているため、マッチングに重要な画素情報を見逃す可能性がある。そこで、提案手法では画素の見逃しを無くし、より高い検出精度を求めるために、入力画像に対して画素間引きを行わない全画素探索を行う。

以上を前提として、おおよその方向角を推定した後、その近傍の角度を詳細に探索する多段絞り込みアルゴリズムを提案する。図 2 に方向角推定における多段絞り込みのフローチャートを示す。

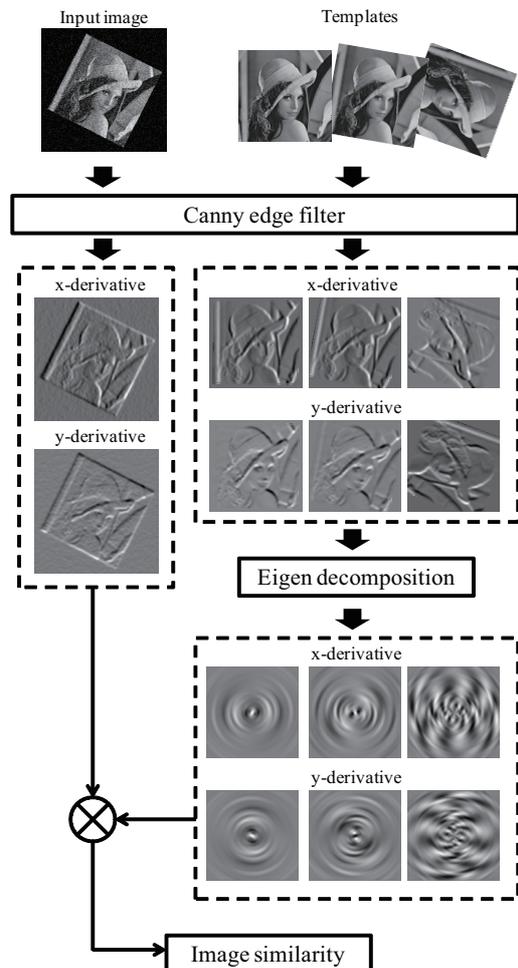


図 1 Flowchart of edge based eigen matching

3.2.1 方向角の一次推定

(7) 式において方向角の推定の際、相関波形 $g_s(\theta)$ の値が最も大きくなる θ を推定結果とする。関数 $g_s(\theta)$ を次数 M の式で近似する場合、近似次数が大きいほど方向角を高精度に推定できるが処理時間は大きくなる。一方で、小さい次数でも大まかな方向角は推定可能である。そこで、方向角推定の際に、少ない近似次数 $K(K \leq M \leq N)$ の相関波形を用いておおよその方向角を推定する。ここで N は全方向角の回転分割数である。具体的な処理としては、固有値テンプレートと入力画像との畳み込み結果から得られる特徴ベクトルを用いた辞書探索を行う。方向角推定は辞書作成と辞書探索の2つのステップからなる。

辞書作成 辞書作成は、エッジ固有値テンプレートを作成する際に行われる。エッジ固有値テンプレートを作成する際に N 枚の回転させたテンプレート画像群 $T_\theta(\theta = 0, 1, \dots, N-1)$ が作成される。辞書作成では、まず、これらのテンプレート画像をそれぞれ K 枚の固有値テンプレート画像と畳み込む。そして、得られた N 個のベクトル群 $d_\theta = (a_0, a_1, \dots, a_{K-1})$ を葉に持つ kd 木を構成し、これを辞書とする。例えば、 $N = 360$ であり方向角 $30[\text{deg}]$ のテンプレート画像の特徴ベクトルは、 $d_{30} = (a_0, a_1, \dots, a_{K-1}) = (T_{30} \otimes E_0, T_{30} \otimes E_1, \dots, T_{30} \otimes E_{K-1})$ のように定義される。ここで記号 \otimes は畳み込み演算を意味する。

辞書探索 辞書探索は、入力画像が与えられた際に行われる。まず、入力画像 f と K 枚の固有値テンプレート画像を畳み込み特徴ベクトル $v_{in} = (f \otimes E_0, f \otimes E_1, \dots, f \otimes E_{K-1})$ を得る。そして、辞書に v_{in} を与え、辞書内の特徴ベクトル d_θ と比較し、最も距離の近い特徴ベクトルと対応する方向角を求める。

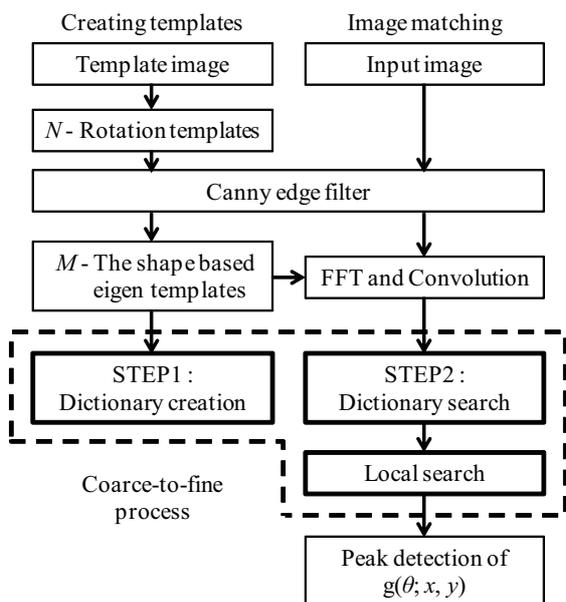


図2 Flowchart of rotation angle estimation

図3に辞書探索の例を示す。この例では入力ベクトル v_{in} に最も近いベクトルである d_1 のベクトルが近傍探索の結果として得られる。これより、粗い探索の結果として $1[\text{deg}]$ が得られる。

辞書探索には近似近傍探索 (ANN: Approximate Nearest Neighbor) を使用する。ANN には様々な手法が存在する。ここで一般的に知られている ANN ライブラリ*1では、並列処理を行うことができず、また、クエリによって処理時間が変動する問題がある。そこで、提案手法では、並列化が可能かつ処理時間がクエリに依らず一定である BBF-kd-tree を用いる [13]。BBF-kd-tree は所定回数の探索を行い、その中で近似解を出力するために処理時間が安定している。これは、実際のアプリケーションにおいて不安定な状態を回避する上で重要である。

3.2.2 局所サーチ

この処理では、 M 枚の固有値テンプレートを用いて、より正確に XY 位置と方向角を求める。粗い探索により、大まかな方向角と XY 位置が得られているため、その点を基準として XY 位置は $\pm l_{xy}[\text{pix}]$ 、方向角は $\pm l_\theta[\text{deg}]$ の範囲内について探索を行う。最後に、二次超曲面近似を用いてサブピクセル XY 位置およびミリ方向角を求める。

4. 評価実験

人工的に生成したテスト画像を用いるシミュレーション実験と、実際に検出対象物を CMOS カメラで撮影した画像を用いる実画像実験を行った。画像照合手法として RIPOC, NCC(6[deg] ピッチ回転照合法), 従来の固有値テンプレート法 (Previous Eigen) および提案手法であるエッジに基づく固有値テンプレート法 (Proposed) を用い、各手法の照合結果を評価および比較した。評価項目として真値と検出位置の RMS 誤差 [pix], 方向角の RMS 誤差 [deg], 検出成功率 [%], 処理時間 [msec] を用いた。検出成功率については、真値と比べて検出位置誤差が $\pm 5[\text{pix}]$ 以内か

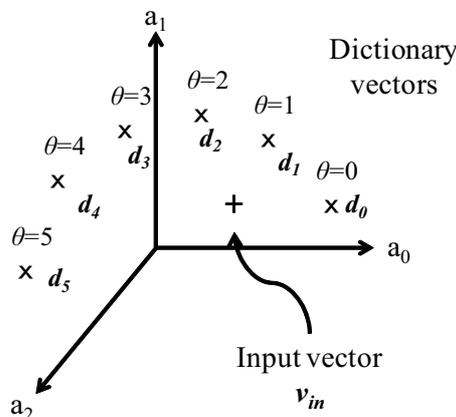


図3 Dictionary search using feature vectors

*1 <http://www.cs.umd.edu/mount/ANN/>

つ方向角誤差が± 5[deg] 以内の場合を成功とした。また、RMS 誤差の計算には対象物の検出に成功した場合の誤差のみを用いた。

ここで、従来の固有値テンプレート法の相関波形近似次数 $M=60$ 、提案手法の近似次数 $M=30$ および方向角一次推定における近似次数 $K=15$ とした。局所サーチの範囲は、 $l_{xy}=5[\text{pix}]$ および $l_{\theta}=3[\text{deg}]$ とした。いずれの手法も C 言語で実装し、実行環境は CPU Corei7 3.2GHz、物理メモリ 16GB で実験を行った。

4.1 シミュレーション実験

画像内にノイズおよびシェーディングのない環境を想定し、人工的に生成した単純図形画像を用いてマッチングを行う。本実験により、提案手法の基本性能および高速化の効果を検証する。図 4(a) に示す $128 \times 128[\text{pix}]$ の画像をテンプレート画像として作成した。テスト画像は、対象物の画像をランダムに回転および平行移動を加えて $512 \times 512[\text{pix}]$ の背景画像に張り付けて作成した。ここで、対象物の一部分が欠けた場合を想定した画像も作成した。テスト画像はそれぞれ 100 枚作成した。テスト画像の例を図 5 に示す。

表 1 に対象物が欠けていない場合の結果を示す。NCC および従来の固有値テンプレート法では背景の影響を受け、方向角推定精度が悪かった。提案手法では対象物のエッジ情報を用いているため対象物の検出が安定し、100%の成功率であった。処理時間について、提案手法は従来の固有値テンプレート法に比べ約 8 分の 1 の処理時間であった。

表 2 に対象物が欠けている場合の結果を示す。本ケースでは、提案手法以外の手法の検出成功率が低下した。NCC および RIPOC では、照合を行う際、対象物の欠けた領域に背景の画素情報が紛れ込んだために検出精度が低下したと考えられる。提案手法では、対象物のエッジの方向差分を用いるため、欠けた領域の画素情報に影響されず検出できる。処理時間について、提案手法は従来の固有値テンプレート法に比べ約 8 分の 1 の処理時間であった。ここで、表 2 の最下部に示した Proposed2 は、画像に対し 4 画素の間引きを行い、処理の高速化を図った際の結果である。処理速度は、RIPOC とほぼ同等となったが、検出成功率は低下した。このように、全画素探索を用いることで照合結果に影響が出る重要な画素の見逃しを抑えることができる。

表 1 および表 2 より、提案手法が対象物の欠けに対しロバストであることが確認できた。また、従来の固有値テンプレート法に比べ効率的な画像照合が行えることが確認できた。

4.2 実画像実験

対象物をカメラで撮影した画像にはノイズおよびシェーディングが含まれる。実際の応用事例においても同様の画像劣化が含まれると予想される。本実験では、実際に対象

物をカメラで撮影した画像を用いて提案手法の有効性を検証する。

図 6 および表 3 に実験装置の概要およびスペックを示す。実体顕微鏡の下に自動 XY および回転ステージを取り付けた。対象物をステージ中心に置き、上方から CMOS カメラで画像を取得した。対象物として、E 型止め輪 (E リング) を用いた。シミュレーション実験と類似した環境および複雑な背景環境を造り出すため、背景としてブレッドボードおよびプリント基板を用意した。対象物である E リングをこれらの上に設置し、カメラで画像を取得した。以後、背景がブレッドボードの画像を E-ring1、プリント基板の画像を E-ring2 と呼ぶ。

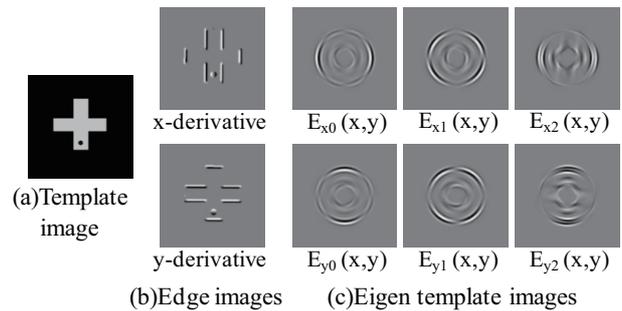


図 4 Examples of edge based eigen templates

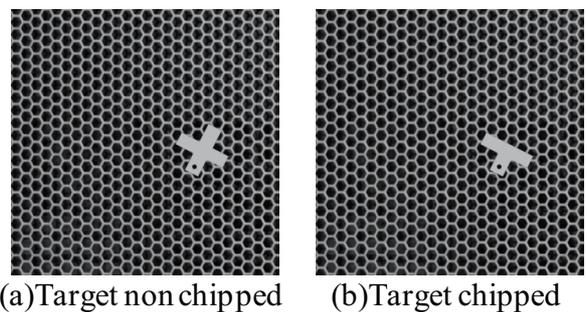


図 5 Examples of input images

表 1 Result of target non-chipped

Method	Displacement error[pix]	Angle error[deg]	Success rate[%]	Processing time[msec]
NCC	0.36	3.29	96.0	369.23
RIPOC	0.07	0.11	99.0	140.42
Previous Eigen	0.25	0.75	82.0	5569.46
Proposed	0.21	0.24	100.0	659.26

表 2 Result of target chipped

Method	Displacement error[pix]	Angle error[deg]	Success rate[%]	Processing time[msec]
NCC	0.73	3.12	86.0	367.12
RIPOC	0.49	0.99	55.0	138.53
Previous Eigen	0.50	0.75	82.0	5590.71
Proposed	0.38	0.44	100.0	740.29
Proposed2	0.39	0.54	90.0	159.36

表 3 Instrument specification

Devise	Model	Repeat accuracy
XY stage	SIGMA SGSP20-85	0.005[mm]
θ stage	SIGMA GSP-40YAW	0.02[deg]
CMOS camera	Nikon SMZ745	1600 × 1400[pix]

撮影内容については、E-ring1 および E-ring2 ともそれぞれの X ステージのみ 0.1[mm] ずつ動かした画像 100 枚と回転ステージのみ 1.8[deg] ずつ動かした画像 100 枚を撮影した。撮影した画像サイズは 1800×1200[pix] であったため、1024×1024[pix] として切り出した後、512×512[pix] に縮小したものを実験に用いた。対象物の存在する領域を手動で切り出し、テンプレート画像として用いた。テンプレート画像サイズは 200×200 [pix] とした。以上の画像を用いて、位置検出精度、方向角検出精度および処理時間を検証する。図 7(a) および図 8(a) にテンプレート画像、図 7(b) および図 8(b) に入力画像を示す。

表 4 に図 7 に対する対象物の平行移動検出結果を示す。いずれの手法も成功率は 100% であった。処理時間について、シミュレーション実験と同様に提案手法は従来の固有値テンプレート法に比べ約 8 分の 1 の処理時間であった。

表 5 に図 7 に対する対象物の方向角検出結果を示す。本ケースでは RIPOC および NCC の検出精度が低下した。NCC は 6[deg] ピッチの回転照合を行っているため、検出精度は低い。提案手法は最も精度良く検出を行えた。また、従来の固有値テンプレート法に比べ方向角検出精度は向上し、処理時間も短縮された。

表 6 に図 8 に対する対象物の平行移動検出結果を示す。いずれの手法も成功率は 100% であった。処理時間について、背景が複雑な画像であっても、提案手法は従来の固有値テンプレート法に比べ処理時間を大きく短縮できた。

表 7 に図 8 に対する対象物の方向角検出結果を示す。本ケースでは、RIPOC の精度が大きく低下した。これは、ステージの回転により対象物の反射光や影が変化したために、精度が低下したと考えられる。また、複雑な画像において高周波成分が多く存在し、ノイズを上手く除去できなかったことも影響していると考えられる。提案手法は最も精度がよく、従来の固有値テンプレート法に比べ約 9 分の 1 の処理時間であった。図 9 に RIPOC および提案手法の検出結果の一比較を示す。RIPOC では対象物と類似した形状の領域を誤検出している。一方、提案手法では対象物の位置および方向角を正しく検出している。以上の実画像実験の結果より、提案手法が複雑な画像に対してロバストであることが確認できた。また、画像の複雑さに依らずに、提案アルゴリズムにより処理時間を短縮できることが確認できた。

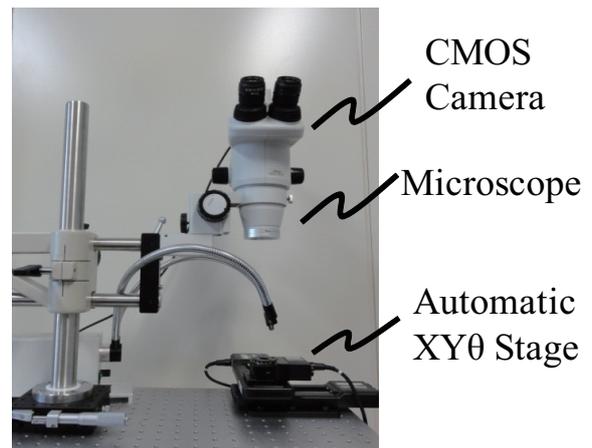


図 6 Instrument for real environment experiments

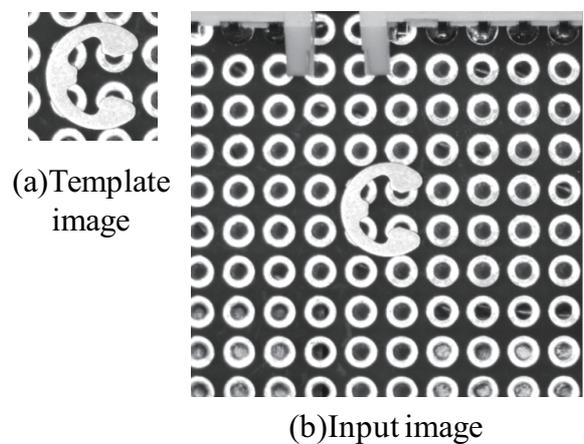


図 7 Input image and template for E-ring1

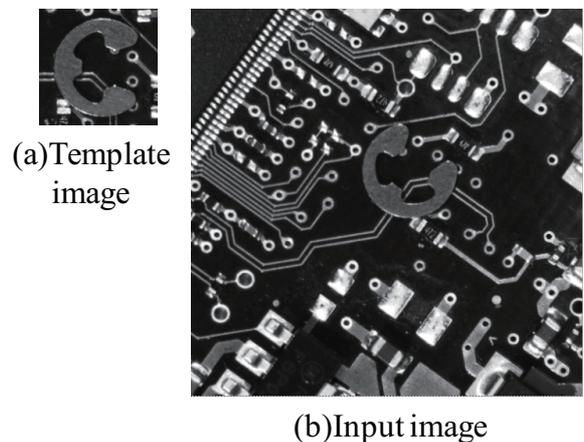


図 8 Input image and template for E-ring2

表 4 Error in displacement:E-ring1

Method	Displacement error[pix]	Success rate[%]	Processing time[msec]
NCC	0.26	100.0	364.06
RIPOC	0.21	100.0	128.14
Previous Eigen	0.35	100.0	5542.73
Proposed	0.33	100.0	618.70

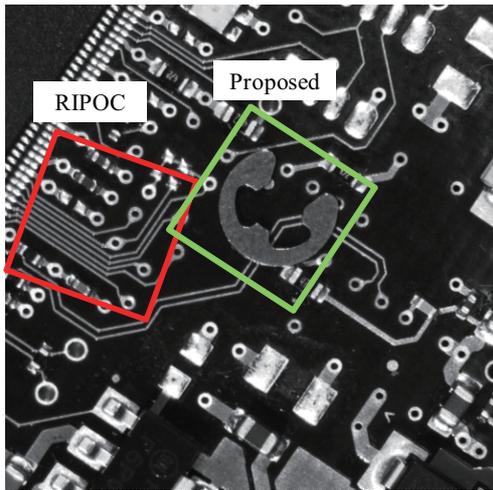


図9 Comparison of detection results

表5 Error in rotation:E-ring1

Method	Angle error[deg]	Success rate[%]	Processing time[msec]
NCC	2.78	94.0	367.65
RIPOC	0.07	88.0	128.83
Previous Eigen	0.25	100.0	5567.54
Proposed	0.06	100.0	633.33

表6 Error in displacement:E-ring2

Method	Displacement error[pix]	Success rate[%]	Processing time[msec]
NCC	0.70	100.0	370.02
RIPOC	0.44	100.0	129.99
Previous Eigen	0.53	100.0	5671.07
Proposed	0.50	100.0	741.06

表7 Error in rotation:E-ring2

Method	Angle error[deg]	Success rate[%]	Processing time[msec]
NCC	2.91	93.0	366.61
RIPOC	0.68	57.0	131.25
Previous Eigen	0.18	100.0	5669.89
Proposed	0.13	100.0	633.74

5. むすび

画像のエッジに基づく固有値テンプレート法を提案した。また、処理速度向上のため辞書探索を用いた、効率的な探索アルゴリズムを提案した。評価実験において、対象物が欠けた場合や複雑な背景であっても、入力画像内の対象物を安定して検出できることを示した。処理速度についても従来手法に比べ大きく処理時間を短縮できた。今後の展開として、多重解像度処理を用いた更なる処理速度の向上を検討している。

参考文献

- [1] G.Koutaki, K.Uchimura: "Robust Template Matching against Intensity Variations and Noise Using Eigen Decomposed Templates", IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems, vol.131, No.9, pp.1625-1632, (2011).
上瀧剛, 内村圭一: 「明るさ変動および雑音に頑健な固有値分解テンプレート法」, 電気学会論文誌 C, Vol.131, No.9, pp.1625-1632 (2011)
- [2] K.Sumii, S.Kaneko: "Real Application of Machine Vision Technology", IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems, Vol.124, No.3, pp.598-605 (2004).
鷺見和彦, 金子俊一: 「マシンビジョン技術の実利用」, 電気学会論文誌 C, Vol.124, No.3, pp.598-605 (2004).
- [3] D.M.Tsai, C.T.Lin, J.F.Chen: "The Evaluation of Normalized Cross Correlations for Defect Detection", Pattern Recognition Letters, Vol.24, pp.2525-2535 (2003).
- [4] F.Ullah, S.Kaneko, S.Igarashi: "Orientation Code Matching for Robust Object Search", IEICE Trans. Inf. Syst, Vol.E84-D, No.8, pp.999-1006 (2001).
- [5] 青木孝文, 伊藤康一, 柴原琢磨, 長嶋聖: 「位相限定相関法に基づく高精度マシンビジョン」, 電子情報通信学会 FR誌, Vol.1, No.1, pp.30-40 (2007).
- [6] 佐々木宏, 小林孝次, 青木孝文, 川又政征, 樋口龍雄: 「回転不変位相限定相関による画像の回転角度計測について」, 映像情報メディア学会技術報告, Vol.22, No.45, pp.55-60 (1998).
- [7] D.G.Lowe: "Distinctive Image Features from Dscale-Invariant Key points", Int. J.Comput. Vision, Vol.60, No.2, pp.91-110 (2004).
- [8] J.Canny: "A Computational Approach to Edge Detection", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.8, No.6, pp.679-698 (1986).
- [9] 浦野貴裕, 金子俊一, 田中孝之, 今田宗利: 「方向符号差分ヒストグラム(OCDH)による高速回転画像照合」, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU, パターン認識・メディア理解, Vol.104, No.523, pp.37-42 (2004).
- [10] S.L.Tanimoto: "Template matching in pyramids", Comput. Graph. Image Process, Vol.16, No.4, pp.356-369 (1981).
- [11] A.Rosenfeld, G.J.VanderBrug: "Coarse-fine template matching", IEEE Transaction on Systems Man and Cybernetics, vol.SMC-7, no.2, pp.104-107 (1977).
- [12] 村瀬洋, V.V.Vinod: 「局所色情報を用いた高速物体探索-アクティブ探索法-」, 電子情報通信学会論文誌.D-II, Vol.J81-D-II, No.9, pp.2035-2042 (1998).
- [13] J.S.Beis, D.G.Lowe: "Shape indexing using approximate nearestneighbour search in highdimensional spaces", Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1000-1006 (1997).