

更新型テンプレートマッチングにおける時空間共起に基づく 安定的テンプレート点の選択

斎藤 正孝[†] 橋本 学[†]

[†] 中京大学 情報理工学部 〒 470-0393 愛知県豊田市貝津町床立 101

E-mail: †{saito,mana}@isl.sist.chukyo-u.ac.jp

あらまし 本稿では、テンプレートマッチングの高速化とロバスト化を目的として、参照画素を厳選する手法を提案する。まず1枚のテンプレート画像における空間的な濃度共起確率を計算し、低確率画素を候補とする。次に数枚の画像から生成した画像間共起ヒストグラムを正規分布近似し、共起性の高い画素を抽出して安定領域とする。これらを統合することによって空間的に独自性が高く、かつ時間的にも安定な画素を選択する。これにより照明変動などの外乱の影響を低減でき、高精度かつ高速なテンプレートマッチングを実現する。提案手法により選択したテンプレート点を使用して7200枚の実画像に対して画像照合をしたところ、強い照明変動が起こるテンプレート画像からでも安定したテンプレート点を選択でき、テンプレート画像全点の0.1%のテンプレート点数で認識成功率96.6%を達成したことを確認した。

キーワード テンプレートマッチング, 更新型, 画素選択, 濃度共起確率, 画像間共起確率, 安定性

1. はじめに

産業用画像処理の分野において、画像中の物体検出や位置測定のための画像照合は基本的な課題である。テンプレートマッチング[1]は画像中の特徴の多少にかかわらず使用でき、処理が簡便であることから汎用的手法として頻りに用いられている。特に工場の生産ラインにおいては、数週間から数ヶ月の長期にわたってきわめて多数の同種の部品を認識する機会が多いが、この場合、環境変化への追従性と高速性の2つの課題が存在する。

まず前者に関しては、照明変動などによる環境の変化や対象物体の形状の変化が起こり得るため、あらかじめ準備された1つのテンプレート画像を適用し続けることは困難である。そこで、現実には定期的に入力画像からマッチング領域を切り出してテンプレート画像を更新する、更新型テンプレートマッチング[2],[3]がよく用いられる。これにより入力画像の変化への追従が可能となる。ここでは、テンプレートの更新間隔が重要である。短い周期で更新すると変化に対する追従性は高まるが、一旦誤認識を起こすと誤ったテンプレートによる誤認識が次々と誘発される恐れがあるだけでなく、テンプレート更新による処理時間の増大を招く。一方、長い周期での更新は変化への対応能力が低下する。すなわち、変化への追従性と高速性を両立させるテンプレート更新手法が課題となっている。

次に、テンプレートマッチングの高速化を目的とした研究としては、テンプレート画像から照合に使用する画素を選択するアプローチとして疎テンプレートマッチング[4]などの手法がある。我々も同様のアプローチに基づき、複数画素の共起発生確率を基にテンプレート

画像の中からごく少数のユニークな画素を厳選し、さらに高速にマッチングするアルゴリズム[5]を提案した。本稿では、この手法をCPTM法(Co-occurrence Pixel Template Matching)と呼ぶことにする。この手法はテンプレート画像1枚のみからテンプレート点を選択でき、テンプレート画像全点の1%以下のデータ数で高信頼かつ高速なマッチングが可能であるが、テンプレート画像中の空間的にユニークな画素が時間的に変動しやすい画素である場合、変動しやすい画素をテンプレート点として選択してしまうため、長期的に認識をおこなう場合においてはマッチングの信頼性が低下する問題があった。

本研究の目的は、長期的な画素の安定性を分析することで、時間的な画素の変動にもロバストな安定したテンプレート点を選択できるようにCPTM法を改良することである。具体的には、空間的な共起性のみではなく、時間的な安定性も考慮した時空間共起に基づいて安定的テンプレート点を選択する手法を提案する。

画素の時間的な安定性を考慮した手法として従来からいくつかの手法が研究されている。確率的増分符号相関法(Probabilistic ISC)[6]は明度の増減を符号で表した増分符号[7]の変動を確率的に表現し、その変動の大きさを照合に利用することによって高い照合精度を実現している。また統計的リーチ特徴(SRF)法[8]に基づく照合法[9]も照明変動などの外乱に対する高いロバスト性をもつ手法である。これらの手法はいずれも画素の統計的な安定性に着目することでテンプレート画像中の変動する画素の影響軽減を図ったものであるが、濃度情報を2値または3値の増分符号にしているため画素の詳細な変動を表現できない。また、画素の安定性のみでは画像空間的にありふれた領域の重みが大きくなり、照合時の

位置合わせの精度低下が懸念される。

画像から安定した領域を推定する問題は、安定領域を变化の少ない背景と考えれば、動画像処理における移動物体検出[10]と類似している。背景差分法は背景と対象画像の差から変化を抽出できるが、現実には背景のみの画像を撮影することは難しく、また背景にも照明変動が生じることがある。明度変動の影響を抑えた手法としては、放射リーチ相関 (RRC) [11] があり、注目画素から放射状に伸ばした画素の増分符号の変化に着目することで明度変化の影響を軽減しているが、空間的なテクスチャのみで増分符号を決定するため、時間的に変化する画素を背景として扱うことは難しい。したがって、複数の画像列を統計的に分析し、仮想的な背景モデルを構築することがこの分野の重要な課題となっている。

一方、画像列を用いて背景をモデル化する手法としては、背景変動を単一または複数の正規分布でモデル化する手法 [12] や、正規分布の数を動的に決定してモデル化する手法 [13] があり、これらの手法は背景変化に柔軟に対応できるという利点がある。またロバスト統計に基づいた適応的な背景差分法 [14] やそれを拡張し画素単位の統計情報を用いた手法 [15] も、適応的な背景推定によって、シーンに常に移動物体が含まれる状況下でも背景を推定できるが、いずれの手法も数百フレーム程度の画像が必要となり、統計的に分析するために十分なフレーム数が得られない場合には背景の推定精度が低下すると考えられる。

近年、少数画像からの背景モデリングとして、喜多によって2画像間の同一座標における同時発生頻度分布を用いる手法 [16] や、さらに画素単位の時系列情報を組み合わせて用いる手法 [17] が提案された。これらは、CPTM 法で用いられている共起確率が単一画像内の複数画素間の空間的な共起性を表現しているのに対し、異なる時間の画像を用いた画像間の共起性、つまりは時間的共起性に着目した手法である。文献 [17] では2画像のみから有効に変化検出ができることが示されているが、この手法は監視映像を想定しているため背景面積の方が変化面積より大きいことを前提としている。これをテンプレートマッチングに適用した場合には、変化面積の方が大きいことも想定されるため、背景モデリングの際に変化面積の影響を受ける恐れがある。また、長期的な画素の安定性を分析したい今回の場合、2画像間の変化のみでは長期的な画素の安定性を表現しきれないことがあると考えられる。

そこで本研究では、時間的な画素濃度の安定性を考慮した時空間共起に基づいて数枚のテンプレート画像から安定的テンプレート点を選択する手法を提案する。まず1枚のテンプレート画像における空間的な濃度共起確率を計算し、低確率画素を候補とする。次に数枚の画像から生成した画像間共起ヒストグラムを正規分布近似し、共起性の高い画素を抽出して安定領域とする。なお正規

分布近似の際には、共起性の高さを利用して平均値を限定することで変化領域の影響を軽減する。これらを統合することによって空間的に独自性が高く、かつ時間的にも安定な画素を選択する。

提案手法は、CPTM 法をベースにしているため、基本的にはごく少数のテンプレート点を用いて連続的にマッチングを繰り返す。しかし、数百回に1回程度の頻度で元のテンプレート画像全点を使用することによって、特に高信頼のマッチングをおこない、この結果をそれ以降のテンプレート点選択に利用する。これにより CPTM 法の高速度の効果を損なうことなく、高精度のマッチング結果をテンプレート点選択に利用できる。

以下、第2章では空間共起確率と画像間共起確率について述べる。第3章では提案アルゴリズムについて説明し、第4章では多数の実画像データベースによる認識性能評価実験の結果を示す。

2. 空間共起確率と画像間共起確率

本章では、提案手法で用いられる空間共起確率と画像間共起確率それぞれについて説明する。

2.1 空間共起確率

一般的な濃度共起ヒストグラムは、図1のように画像 $f(i, j)$ における2つの画素 P, Q それぞれの濃度値 p と q のペアの発生頻度を、画像全体にわたって求め、濃度値 p, q を縦横それぞれのインデックスとする2次元マトリクス状に並べたものである。

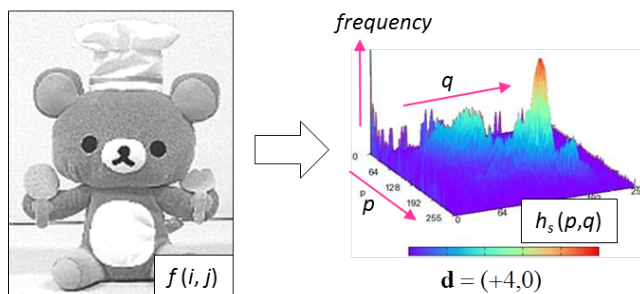


図1 空間共起ヒストグラム h_s 生成の模式図

P, Q の位置ベクトルをそれぞれ $\mathbf{v}_P = (i_P, j_P)$, $\mathbf{v}_Q = (i_Q, j_Q)$ とし、 P からみた Q の変位ベクトルを P, Q の位置ベクトルをそれぞれ $\mathbf{d} = (k, l)$ とすると、この2画素からなる画素ペアの共起ヒストグラム $h_s(p, q)$ は、式 (1)(2) で定義される。

$$h_s(p, q) = \sum_{\mathbf{v}_P, \mathbf{v}_Q \in R} \delta_s(\mathbf{v}_P, \mathbf{v}_Q, p, q) \quad (1)$$

$$\begin{cases} \delta_s = 1 & \text{when } \{f(\mathbf{v}_P) = p\} \cap \{f(\mathbf{v}_Q) = q\} \\ \delta_s = 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

where, $\mathbf{v}_Q = \mathbf{v}_P + \mathbf{d}$

領域 R は点 P と点 Q がともに画像 f に含まれるとき

の点 P の存在範囲である．ここで， h_s の値を h_s の総和が 1 になるように式 (3) で正規化して共起確率 P_s とする． L は画像の階調数であり，2次元共起ヒストグラムの縦と横のセル数となる． P_s はある画像 f が与えられたとき，その画像において相対変位が \mathbf{d} である画素対 P, Q がそれぞれ濃度値 p, q を同時に持つ確率を表しており，共起ヒストグラムと同様に $L \times L$ マトリクスである．なお p は行， q は列のインデクスである．

$$P_s(p, q) = \frac{h_s(p, q)}{\sum_{q=0}^{L-1} \sum_{p=0}^{L-1} h_s(p, q)} \quad (3)$$

空間共起確率 P_s が低い画素は，濃度値が周辺の画素と異なる確率が高いことを表している．

2.2 画像間共起確率

2画像の同一座標の画素ペアの共起ヒストグラム h_i は，図2のように2枚の画像 $f_P(i, j), f_Q(i, j)$ における同一座標の画素対 P と Q それぞれの濃度値 p と q のペアの発生頻度を，画像全体にわたって求め，濃度値 p, q を縦横それぞれのインデクスとする2次元マトリクス状に並べたものである．

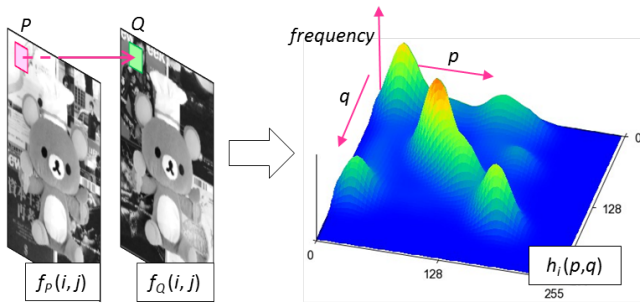


図2 画像間共起ヒストグラム h_i 生成の模式図

この2画像の同一座標の画素ペアの共起ヒストグラム $h_i(p, q)$ は，式(4)(5)で定義される．

$$h_i(p, q) = \sum \sum \delta_i(i, j, p, q) \quad (4)$$

$$\begin{cases} \delta_i = 1 & \text{when } \{f_P(i, j) = p\} \cap \{f_Q(i, j) = q\} \\ \delta_i = 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

ここで， h_i の値を h_i の総和が 1 になるように式 (6) で正規化して共起確率 P_i とする． P_i はある画像ペア f_P, f_Q が与えられたとき，その画像ペアにおいて同一座標の画素対 P, Q がそれぞれ濃度値 p, q を同時に持つ確率を表している．

$$P_i(p, q) = \frac{h_i(p, q)}{\sum_{q=0}^{L-1} \sum_{p=0}^{L-1} h_i(p, q)} \quad (6)$$

画像間共起ヒストグラム h_i は2画像の類似性を表しており，2画像が類似しているほどヒストグラムの対角線 $p = q$ 上の頻度が高くなるという性質がある．

3. 提案アルゴリズム

本章では，2.2で説明した画像間共起確率 P_i を用いて画素の安定率を推定し，安定率を用いてテンプレート点を選択する方法について説明する．

3.1 概要

本研究では，空間共起確率 P_s と画像間共起確率 P_i を組み合わせることによってテンプレート点を選択する．まず時系列に並べられた N_{tmpl} 枚のテンプレート画像を準備する．このうち最新のテンプレート画像 f_t から空間共起ヒストグラム h_s を生成し，空間共起確率 P_s を求め，低確率画素を候補とする．次にその他の $N_{tmpl} - 1$ 枚のテンプレート画像 $f_{t-1}, f_{t-2}, \dots, f_{t-N_{tmpl}+1}$ からなるテンプレート画像セット \mathbf{F} を用いて同様の画像間共起ヒストグラム h_i を生成し，画像間共起確率 P_i を求める．画像間共起確率 P_i から安定率 S を算出し，全ての安定率 S を統合することで安定率マップ M_s を生成する．この安定率マップ M_s に基づいて安定率の高い画素を安定領域とする．これらを統合することによって空間的に独自性が高く，かつ時間的にも安定な画素を選択する．提案手法によるテンプレート点選択の流れを図3に示す．

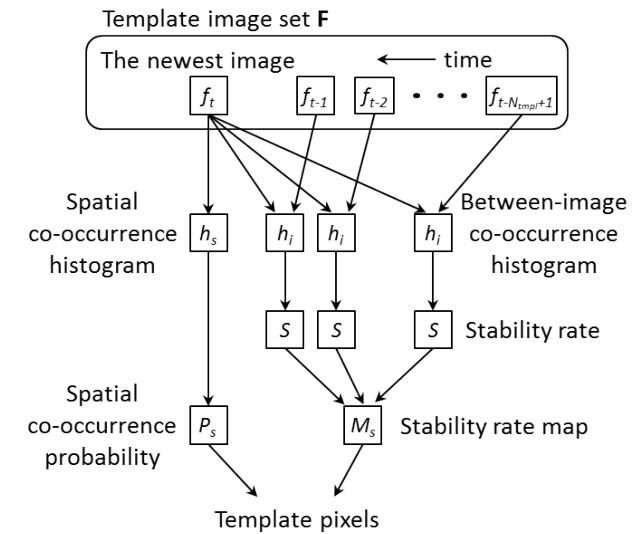


図3 提案手法によるテンプレート点選択の流れ

3.2 安定率マップの生成

まず，最新のテンプレート画像 f_t と残り $N_{tmpl} - 1$ 枚のテンプレート画像 $f_{t-k} (k = 1, 2, \dots, N_{tmpl} - 1)$ からなるテンプレート画像セット \mathbf{F} の2枚の画像 $f_t(i, j), f_{t-1}(i, j)$ に対する画像間共起ヒストグラム $h_i(p, q)$ を式(4)(5)により生成する．ノイズ除去のため，画像間共起ヒストグラムは $\sigma_G = 3.0$ の2次元ガウス関数 G_2 で平滑化しておく．なおテンプレート画像数 N_{tmpl} の決定方法については3.4にて詳しく説明する．

画像間共起ヒストグラムは2画像が類似しているほど

対角線 $p = q$ 上の頻度が高くなることから、本研究では安定領域はヒストグラムの各ライン $v (v = 0, 1, \dots, L - 1)$ ごとに対角線を平均とする単一の 1 次元正規分布で近似できると仮定する。画像間共起ヒストグラムの各ライン v ごとのヒストグラムを合計が 1 になるように式 (7) で正規化し、1 次元ヒストグラム $H_1(p, v)$ とする。

$$H_1(p, v) = \frac{P_i(p, v)}{\sum_{v=0}^{L-1} P_i(p, v)} \quad (7)$$

画像間共起ヒストグラムの各ライン v ごとの $H_1(p, v)$ と式 (8) に定義される 1 次元正規分布 G_1 との近似誤差を式 (9) により $E(H_1, v, \sigma)$ とする。この近似誤差 E が最小になるように式 (10) により標準偏差 σ の値を変化させフィッティングし、最適な標準偏差 σ_v を求めて正規分布で近似する。

$$G_1(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

$$E(H_1, v, \sigma) = \sum_{x=0}^{L-1} |H_1(x, v) - G_1(x, v, \sigma)| \quad (9)$$

$$\sigma_v = \operatorname{argmin}_{\sigma} \{ E(H_1, v, \sigma) \} \quad (10)$$

近似した正規分布を背景モデルとして、式 (8) の x に p を、 μ に q を、 σ に σ_q をそれぞれ代入することで式 (11) で定義される安定率 $S(p, q)$ を推定する。この処理を最新のテンプレート画像とテンプレート画像セットの全ての画像ペアに適用し、式 (12) により安定率マップ $M_s(i, j)$ を生成する。

$$S(p, q) = G_1(p, q, \sigma_q) \quad (11)$$

$$M_s(i, j) = \frac{1}{N_{tmpl} - 1} \sum_{k=1}^{N_{tmpl} - 1} S(f_t(i, j), f_{t-k}(i, j)) \quad (12)$$

3.3 テンプレート点選択

テンプレート点は、テンプレート画像から空間共起ヒストグラムを生成し、空間共起確率の低い画素から順に選択する。この際に安定率の高い画素から優先的に選択する。

まず最新のテンプレート画像 f_t を用いて式 (1)~(3) より空間共起確率 P_s を求める。次にテンプレート画像セット \mathbf{F} を用いて式 (4)~(12) より安定率マップ M_s を生成する。この空間共起確率 P_s と安定率マップ M_s とその重み w に基づいて時空間共起確率 P_{ts} を式 (13) に定義する。この時空間共起確率 P_{ts} の小さい画素から順にテンプレート点として選択する。これにより空間的にユニークな画素を安定領域から優先的にテンプレート点として選択できる。

$$P_{ts}(i, j) = \frac{P_s(p, q)}{M_s(i, j) \cdot w} \quad (13)$$

3.4 テンプレート画像セット枚数の設定

テンプレート画像セットの枚数 N_{tmpl} は、画素の時間的安定率を推定する際に重要となる。 N_{tmpl} が大きければより古いテンプレート画像を使用するため長期的な画素変動を分析し、逆に N_{tmpl} が小さければ短期的な画素変動を分析していることを意味することになる。したがって、 N_{tmpl} の値は画素変動に合わせて決定する必要がある。

本研究では、テンプレート画像間の類似度 S_i によって N_{tmpl} の値を決定する。画像間の類似度 $S_i(f_t, f_{t-1})$ が閾値 T_h より大きいときは、画像間の変化が大きく画素値が不安定なことから N_{tmpl} の値を 1 加算し、 t を 1 減らす。この判定を繰り返しおこない、類似度 S_i が閾値 T_h 以下になれば判定を終了する。これにより画素変動に合わせた N_{tmpl} の値を決定することができる。

3.5 1次元点列テンプレートマッチング

提案手法により求めたテンプレート点を用いたマッチングアルゴリズムについては、文献 [5] と同じ方法を用いる。テンプレートデータは、提案手法によって選択された離散的な画素が 1 次元的な 3 つの配列 $f_i(k)$, $f_j(k)$, $f_v(k)$ として格納される。 f_i は各参照画素の i 座標値、 f_j は j 座標値、 f_v は濃度値であり、 $k = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ である (M はテンプレート点数)。テンプレートデータを入力画像 $g(i, j)$ に対して (d_x, d_y) ずらして重ね合わせたときの正規化相互相関 [18] による類似度 $SCORR(d_x, d_y)$ を、次の式 (14) により計算する。

$$SCORR(d_x, d_y) = \frac{\sum_{k=0}^{M-1} \{g(f_i(k) + \delta_x, f_j(k) + \delta_y) \cdot f_v(k)\}}{\sqrt{\sum_{k=0}^{M-1} f_v(k)} \sqrt{\sum_{k=0}^{M-1} g(f_i(k), f_j(k))}} \quad (14)$$

式 (14) により求めた $SCORR(d_x, d_y)$ が最大となる座標を最終的なマッチング位置とする。

4. 実験結果と考察

4.1 安定率マップの生成

本実験では、安定率マップの生成結果を確認するために、時間的に変化があるプリント基板上の IC チップ部品の画像 (サイズ 185×145) 3 枚をテンプレート画像セットとして安定領域推定をおこなった。提案手法により安定領域を推定した結果を図 4 に示す。

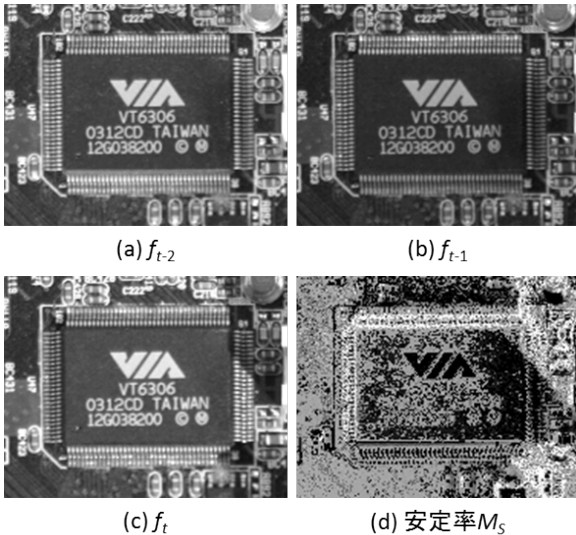


図4 テンプレート画像セット（プリント基板上的IC）と安定領域推定結果の例

連続撮影された画像 (a)~(c) 中の最新のテンプレート画像 (c) には (a)(b) と比べて照明変動があり、IC チップの右部が明るく変化している。また右上部は陰になっているため照明変動の影響を受けず安定している。推定された結果 (d) は、安定率が高いほど白く表されており、提案手法により安定領域が良好に推定できていることがわかる。

4.2 安定率マップ利用の効果

本実験では、安定率マップ利用の効果を確認するために、安定率マップを利用しない従来法 (CPTM) と利用する提案手法によりテンプレート点選択をおこなった。各手法により選択されたテンプレート点 268 画素（全テンプレート点数の約 1.0%）を図 5 に黄点として示す。

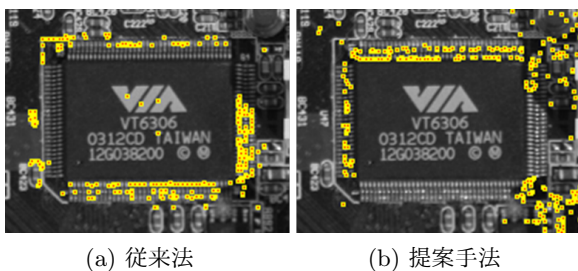


図5 選択されたテンプレート点（黄点）

従来法 (a) では IC の右部などの照明変動により時間的に不安定な画素をテンプレート点に選択してしまっているが、提案手法 (b) においては図 4(d) の安定率マップの効果により不安定領域のテンプレート点が減少し、安定領域から優先的にテンプレート点を選択できている。なお提案手法においては画像右端の IC の外側領域にもテンプレート点を選択されているが、今回は IC が基板に固定されていることから外側領域は内部領域と等価であり、安定率の高い領域としてテンプレート点を選択されている。

4.3 認識性能評価実験

4.3.1 実験装置

本実験において使用する時系列の画像データは、対象物体の上部に設置されたカメラと周囲 8 方向に設置された LED ライトを制御することで自動的に取得された。実験に用いた装置の外観を図 6 に示す。

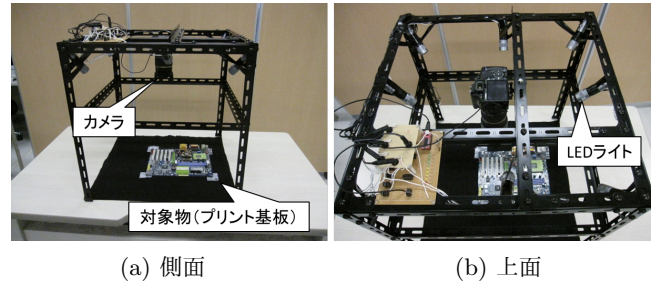


図6 実験装置の外観

(a) のように対象物体の真上にカメラが位置するように対象物体を配置し、カメラを制御して一定間隔（例えば 3 秒）で長期にわたって画像を撮影する。その際 (b) のように周囲に設置された LED ライトによる照明を制御することで、自然光以外の突発的な外乱を含む長期の時系列の画像データを取得できる。この装置を通常の窓に近い場所に設置して画像を撮影した。

4.3.2 晴天時における実験

本実験では、3 種類の方法で選択したテンプレート点を使用して時系列の認識対象画像（サイズ 1200×800）7200 枚に対して認識性能評価実験をおこなった。対象画像は対象物体に自然光が当たる環境において 3 秒間隔で 6 時間撮影したものである。なお、撮影時には自然光の他に常に一定な室内照明と LED ライトによる突発的な照明変動を 30 分間隔で与えた。対象物体の輝度平均と時間経過の関係を表すグラフを図 7 に示す。

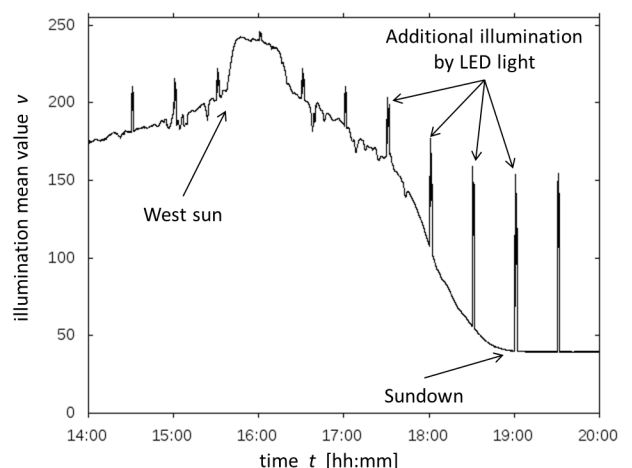


図7 対象物体の輝度平均と時間経過の関係
撮影日：2011年5月2日 14:00-20:00,
撮影場所：愛知県豊田市中京大学, 天気：晴

16:00 ごろに輝度平均が大きく上昇しているが、これは強い西日の影響である。また定期的な輝度平均の上昇

も見られるが、これはLEDライトによる照明の影響である。19:00以降は日没を迎えたため輝度平均が一定となっている。認識対象画像列中から2時間間隔の認識対象画像例を図8に示す。

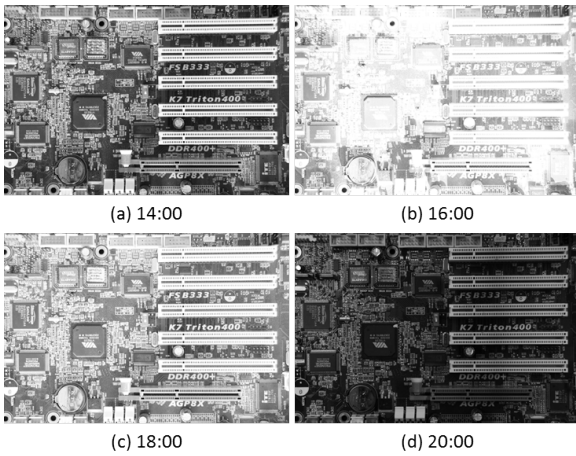


図8 認識対象画像例

テンプレート点は以下の手法A～Cの3種類の手法によって27画素(全テンプレート点の0.1%)を選択し、20分(400枚)間隔にてテンプレート更新をおこなった。

- 手法A: 空間共起確率のみを用いる従来法(CPTM)
- 手法B: 安定率のみを用いて、安定率の高い画素から順にテンプレート点とする方法
- 手法C: 空間共起確率と安定率を組み合わせ、安定領域から空間共起によりテンプレート点を選択する提案手法

認識成功率 P_r は $P_r = (\text{正解座標から} \pm 2 \text{画素以内の位置で検出した画像数}) / \text{更新間の画像数}$ と定義した。マッチング成功例を図9に示す。図9より対象物体が正しく検出できていることがわかる。

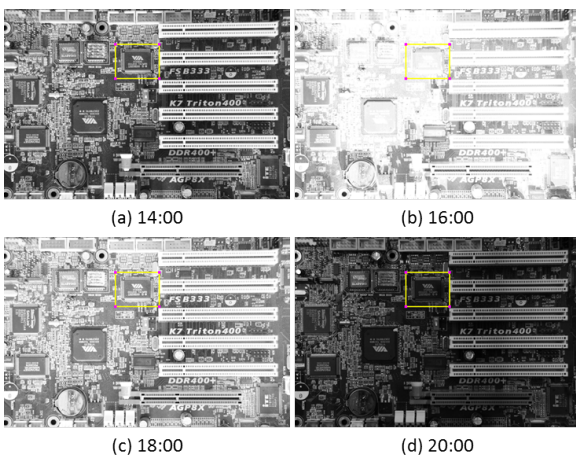


図9 マッチング成功例

次に、テンプレート画像更新ごとの認識成功率と対象物体の輝度変化の関係を図10に示す。図10は左軸を認識成功率、下の横軸を更新回数とし、右軸を対象物体の輝度平均、上の横軸を撮影時刻としたグラフである。

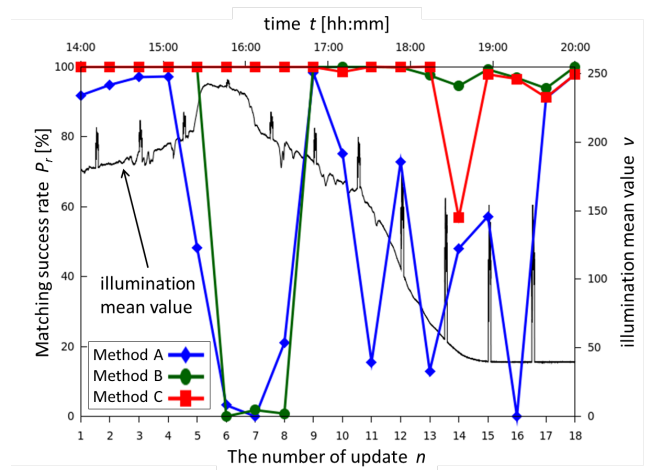


図10 テンプレート画像更新ごとの認識成功率と対象物体の輝度変化

手法A(CPTM法)では、16:00ごろの西日により強い照明が当たる時刻やテンプレート更新時にLEDライトによる突発的な輝度変化が起こる場合において認識成功率が大きく低下している。安定率の高い画素から順にテンプレート点に選択する手法Bは、突発的な輝度変化の影響を軽減できているが、強い照明が当たる時刻においては、テクスチャの失われた安定画素もテンプレート点に選択してしまうため認識成功率が低下している。これらに対して、手法C(提案手法)においてはCPTM法と安定率を組み合わせることによって、強い照明が当たる時刻においても認識成功率が高くなっている。なお、各手法の総合認識成功率を表1に示す。

総合認識成功率 P_r^{total} は、全対象画像(7200枚)に対する認識成功率であり、 $P_r^{total} = (\text{正解座標から} \pm 2 \text{画素以内の位置で検出した画像数}) / \text{全画像数}$ と定義した。

表1 総合認識成功率(図7のデータを使用)

テンプレート点選択方法	認識成功率 P_r^{total}
手法A: 空間共起のみ(CPTM)	56.8%
手法B: 安定率のみ	82.4%
手法C: 空間共起+安定率(提案)	96.6%

総合的な認識成功率に関しても、提案手法では空間共起と安定率単体よりも認識成功率が向上していることが確認された。

4.3.3 突発的外乱増加時における実験

本実験では、4.3.2における実験の突発的な外乱の頻度を増加した。LEDライトによる突発的な照明変動を20分間隔として撮影した認識対象画像10800枚に対して認識性能評価実験をおこなった。テンプレート点は27画素を選択し、15分(300枚)間隔にてテンプレートを更新した。対象物体の輝度平均と時間経過の関係を表すグラフを図11に示す。

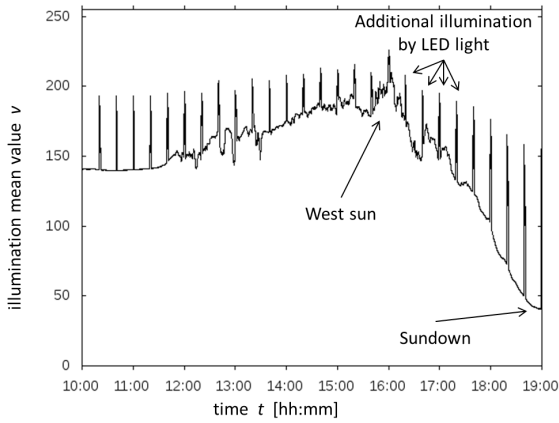


図 11 対象物体の輝度平均と時間経過の関係
 撮影日：2011年5月4日10:00-19:00,
 撮影場所：愛知県豊田市中京大学, 天気：晴時々曇

図 11 は図 7 と比べて定期的な外乱の発生回数が多く、また西日はやや雲があったことから弱くなっている。各手法の総合認識成功率を表 2 に示す。

表 2 総合認識成功率 (図 11 のデータを使用)

テンプレート点選択方法	認識成功率 P_r^{total}
手法 A : 空間共起のみ (CPTM)	61.2%
手法 B : 安定率のみ	97.5%
手法 C : 空間共起+安定率 (提案)	97.7%

手法 A は突発的な外乱の影響を受けるため認識成功率が低くなっているが、手法 B と手法 C (提案手法) については認識成功率が高く、突発的な外乱が増加しても影響を軽減することができている。

4.3.4 曇天時における実験

曇天時の比較的照明変動の少ない時系列の認識対象画像 10800 枚に対しても認識性能評価実験をおこなった。テンプレート点は 27 画素を選択し、20 分 (400 枚) 間隔にてテンプレートを更新した。対象物体の輝度平均と時間経過の関係を表すグラフを図 12 に示す。

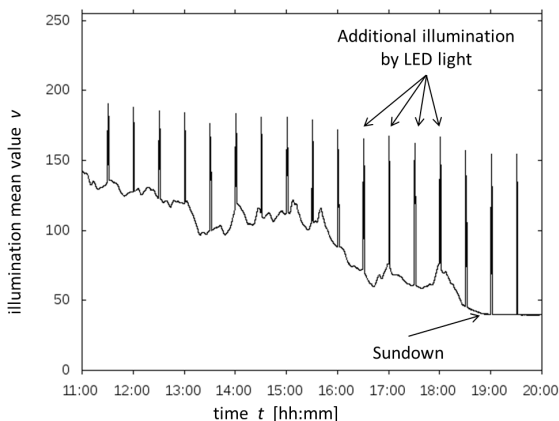


図 12 対象物体の輝度平均と時間経過の関係
 撮影日：2011年5月3日11:00-20:00,
 撮影場所：愛知県豊田市中京大学, 天気：曇

図 12 は突発的な外乱を除けば全体を通して照明変動が少ない。各手法の総合認識成功率を表 3 に示す。

表 3 総合認識成功率 (図 12 のデータを使用)

テンプレート点選択方法	認識成功率 P_r^{total}
手法 A : 空間共起のみ (CPTM)	90.5%
手法 B : 安定率のみ	98.6%
手法 C : 空間共起+安定率 (提案)	98.6%

この場合は全体を通して明るさの変動が少ないため、画素の安定性を考慮しない手法 A においても高い認識成功率を得た。また、変動が少ない場合においても手法 B と手法 C は高い認識成功率を保っていることがわかる。

4.4 テンプレート画像セットの枚数と認識成功率

4.3 の実験結果は 3.4 で説明した類似度計算によるテンプレート画像セットの枚数 N_{tpl} の自動決定をおこなった結果である。あらかじめ N_{tpl} を固定する方法と自動的に決定する方法で、4.3.2 の実験データを用いて認識性能を評価した。実験結果を表 4 に示す。

表 4 テンプレート画像数別認識成功率

テンプレート画像セットの枚数 N_{tpl}	認識成功率 P_r
自動決定	96.6%
2 枚に固定	88.6%
3 枚に固定	90.8%
4 枚に固定	77.2%
5 枚に固定	78.2%

テンプレート画像セットの枚数 N_{tpl} を自動的に決定する方法が最も認識成功率が高い。画像数 N_{tpl} と対象物体の輝度変化の関係を図 13 に示す。

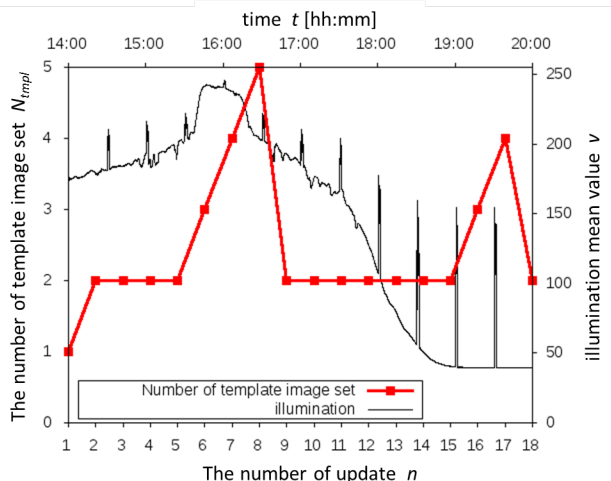


図 13 対象物体の輝度変化と N_{tpl} の値の変化の様子

図 13 は左軸をテンプレート画像セット数、下軸を更新回数とし、右軸を対象物体の輝度平均、上軸を撮影時刻としたグラフである。 N_{tpl} の値が強い照明が当たる

時刻やテンプレート更新時に突発的な輝度変化が起こる場合に上昇しており，対象物体の画像変動に合わせて N_{templ} の値が変化している．これにより，変動が激しい場合においても長期的な安定率を推定できていることがわかる．

5. おわりに

CPTM 法をベースに，1枚の画像内の空間的な共起性に加えて，時間的な安定性を考慮し，時空間共起に基づいてテンプレート点を選択する手法を提案した．空間的に独自性が高く，かつ時間的にも安定な画素を選択することで，照明変動などの外乱による画素変動の影響を軽減し，高精度かつ高速なテンプレートマッチングを実現した．提案手法により選択したテンプレート点を使用して7200枚の実画像に対して画像照合をしたところ，強い照明変動が起こるテンプレート画像からでも安定したテンプレート点を選択でき，テンプレート画像全点の0.1%のテンプレート点数で認識成功率96.6%を達成したことを確認した．

なお，複数の画像から画素の安定性を求める本研究の考え方は，特徴量ベースのマッチング手法にも応用できる．特徴量ベースのマッチング手法には，SIFT [19] やその高速化を図った SURF [20]，高精度化を図った PCA-SIFT [21] などがあり，画像中から特徴点を求め，その周辺の特徴量を用いることでスケールや回転に不変なマッチングをおこなえるが，さらに提案手法のように時間的に安定した特徴点を選択できればマッチング精度の向上が期待できる．また，SIFT の対象物の背景の影響を軽減した手法として BSIFT [22] があるが，この手法はあらかじめ対象物体の境界情報が必要であるという問題がある．この場合においても，提案手法のように安定した領域，つまり前景を抽出できれば対象物体の境界情報として利用できると思われる．

今後は，さらにさまざまな対象物体や照明環境にて性能を評価する予定である．

文 献

- [1] A.Rosenfeld, and A.C.Kak, "Digital Picture Processing," Second Edition, Academic Press, Inc., vol. 2, pp. 296–302, 1976.
- [2] Y.Amit, U.Grenander, and M.Piccioni, "Structural image restoration through deformable template," J. of the American Statistical Association, vol. 86, no. 414, pp. 376–387, Jun. 1991.
- [3] A.K.Jain, Y.Zhong, and S.Lakshmanan, "Object Matching Using Deformable Templates," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, no. 3, pp. 267–278, Mar. 1996.
- [4] 松原康晴, 尺長健, "疎テンプレートマッチングとその実時間物体追跡への応用," CVIM 論文誌, vol. 46, no. SIG09, pp. 60–71, Jun. 2005.
- [5] 橋本学, 奥田晴久, 鷺見和彦, 藤原孝幸, 興水大和, "濃度共起確率に基づくユニークな画素群を用いた高速画像マッチング," 電学論 (D), vol. 131, no. 4, pp. 531–538,

- Apr. 2011.
- [6] 三田雄志, 金子敏充, 堀修, "個体差のある対象の画像照合に適した確率的増分符号相関," 信学論 (D-II), vol. J88-D-II, no. 8, pp. 1614–1623, Aug. 2005.
- [7] 村瀬一朗, 金子俊一, 五十嵐悟, "増分符号相関によるロバスト画像照合," 信学論 (D-II), vol. J83-D-II, no. 5, pp. 1323–1331, May. 2000.
- [8] 岩田健司, 佐藤雄隆, 尾崎竜史, 坂上勝彦, "統計的リーチ特徴法に基づくロバスト背景差分," 信学論 (D), vol. J92-D, no. 8, pp. 1251–1259, Aug. 2009.
- [9] 尾崎竜史, 佐藤雄隆, 岩田健司, 坂上勝彦, "統計的リーチ特徴法に基づくサンプル学習型画像照合," 電学論 (D), vol. 130, no. 9, pp. 1622–1629, Sep. 2010.
- [10] 鷺見和彦, 関真規人, 波部齊, "物体検出—背景と検出対象のモデリング—," 情処学研報 (CVIM), vol. 2005, no. 88, pp. 79–98, 2005.
- [11] 佐藤雄隆, 金子俊一, 丹羽義典, 山本和彦, "Radial Reach Filter (RRF) によるロバストな物体検出," 信学論 (D-II), vol. J86-D-II, no. 5, pp. 616–624, May. 2003.
- [12] W.E.L.Grimson, C.Stauffer, R.Romano, and L.Lee, "Using adaptive tracking to classify and monitor activities in a site," Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 22–31, Jun. 1998.
- [13] 島田敬士, 有田大作, 谷口倫一郎, "適応的な分布数の増減法を利用した混合ガウス分布による高速な動的背景モデル構築," 信学論 (D), vol. J90-D, no. 9, pp. 2606–2614, Sep. 2007.
- [14] 島井博行, 栗田多喜夫, 梅山伸二, 田中勝, 三島健稔, "ロバスト統計に基づいた適応的な背景推定法," 信学論 (D-II), vol. J86-D-II, no. 6, pp. 796–806, Jun. 2003.
- [15] M.Pic, L.Berthouze, and T.Kurita, "Adaptive background estimation: Computing a pixel-wise learning rate from local confidence and global correlation values," IEICE Trans. on Information and Systems, vol. E87-D, no. 1, pp. 50–57, Jan. 2004.
- [16] 喜多泰代, "二次元濃度ヒストグラムを用いた画像間変化抽出," 信学論 (D), vol. J90-D, no. 8, pp. 1957–1965, Aug. 2007.
- [17] 喜多泰代, "2次元濃度ヒストグラムと時系列情報に基づく変化検出," 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU), IS1-34, pp. 270–275, Jul. 2010.
- [18] R.L.Lillestrand, "Techniques for change detection," IEEE Trans. on Computers, vol. C-21, no. 7, pp. 654–659, 1972.
- [19] D.G.Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," Internal Journal of Computer Vision (IJCV), vol. 60, no. 2, pp. 91–110, Jan. 2004.
- [20] H.Bay, T.Tuytelaars, and L.V.Gool, "SURF: Speeded Up Robust Features," European Conference on Computer Vision (ECCV), vol. 3951, pp. 404–417, 2006.
- [21] Y.Ke, and R.Sukthankar, "PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors," Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), vol. 2, pp. 511–517, Jun. 2004.
- [22] A.Stein, and M.Herbert, "Incorporating background invariance into feature-based object recognition," Workshop on Applications of Computer Vision (WACV), vol. 1, pp. 37–44, Jan. 2005.