

濃度共起分析に基づく安定画素を用いた 照明変動にロバストな画像照合

斎藤 正孝¹ 橋本 学¹

概要： 大幅な照明変動がある環境下でも安定して動作する画像マッチング手法を提案する。複数画像間の濃度共起分析に基づいてテンプレート画像の濃度変動を分析し、安定したごく少数の画素を参照画素として選択する。これを更新型テンプレートマッチングに組み込むことにより、照明変動の影響を大幅に低減でき、しかも高速なマッチングが実現する。さらに長期変動傾向をもとに選択画素を動的に変更する機能も持たせることにより、対象物の変動に追従する安定した照合を可能とした。晴天時の西日を含む急激な照明変動下で撮影した 21600 枚の実画像を用いた実験により、テンプレート画像全画素の約 0.1% の参照画素のみで認識成功率 97.6% を達成し、空間的共起のみを考慮した従来法（CPTM 法）と比べて認識性能が約 30% 向上したことを確認した。

キーワード： 画像照合, テンプレートマッチング, 画素選択, 照明変動, 濃度共起

Robust Image Matching for Illumination Variation using Stable Pixels based on Co-occurrence Analysis

SAITO MASATAKA¹ HASHIMOTO MANABU¹

Keywords: image matching, template matching, pixel selection, illumination variation, co-occurrence

1. はじめに

近年、製造現場ではコスト競争の激化にともなって、電子部品実装の効率化を目的に外観検査等画像処理による自動認識が数多く研究されている [1], [2]。

一般的な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多数の同種部品を認識する場合が多い。認識対象物体の画像を予め格納し、入力画像と照合するテンプレートマッチング [3] は、このような課題に適用できる汎用的な手法である。実際には、環境変化や対象物の形状変化に対応するために、定期的に入力画像から認識結果を切り出してテンプレート画像を更新する、いわゆる更新型テンプレートマッチング [4], [5] がよく用いられている。

しかしながら、この技術を多様な生産ラインに適用するためには、まだなお 2 つの基本的な課題が残っている。1

つめは処理の高速化である。製造リードタイムの削減は直接的に製造費用の低減に寄与するため、できるだけ少ない計算機資源で高速な画像処理を実現することが重要である。2 つめは照明変動に対するロバスト化である。現実の多くの工場では照明条件を完全にコントロールすることは難しく、日常的な照明変動に加え、天候や季節変動、さらには工場内で起こる突発的な照明変動が安定的な画像認識を妨げているのが実状である。これに対しては、外乱光の影響を物理的に遮断する覆いを設置する場合もあるが、コスト面や作業員とロボットの作業空間を共有せざるを得ない状況が増えてきたことから望ましくない。したがって、工場などの様々な照明変動に対応しうる、ロバストかつ高速な画像照合手法が求められている。

まず、マッチングの高速化に関する研究としては、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 [6] などの手法がある。近年同様のアプローチに基づき、複数画素の共起

¹ 中京大学大学院 情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology,
Chukyo University, Toyota, Aichi 470-0348, Japan

発生確率を基にテンプレート画像の中からごく少数の独自性が高い画素を厳選することを特徴とする，CPTM 法 (Co-occurrence Pixel Template Matching) と呼ばれる高速マッチングアルゴリズム [7], [8] が提案された．CPTM 法は，通常の正規化相互相関マッチングと比較して 100～500 倍程度の高速性を有するが，画素選択にはある瞬間に撮影された 1 枚のテンプレート画像のみが使用されているため，照明変動のような時間的変動に対する適応力が不十分という問題点があった．Random Forests[9] や Random Ferns[10] による学習を用いたマッチングの高速化手法 [11] もあるが，複数の学習データは等価に扱われるため時系列情報が考慮されにくいことに加えて，大量の学習データが必要になるという問題がある．

次に，照明変動に対するロバスト化の研究として，確率的増分符号相関法 (Probabilistic ISC) [12] は明度の増減を符号で表した増分符号 [13] 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法 (SRF) [14] に基づく照合法 [15] も照明変動にロバストな手法である．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，使用する画素数が多いことから高速性には改善の余地があった．また背景モデリング手法である GAP (Grayscale Arrange Pair) 法 [16] は，複数画素の明暗の共起性に着目して各画素の安定性を評価する有効な手段を提案している．したがって，この考え方を更新型テンプレートマッチングに適用できれば有効であると考えられるが，全画素それぞれについて他の画素との膨大な共起組み合わせを網羅的に調べる必要があるために計算量が膨大であり，更新時の処理時間が問題となる．テンプレート画像を複数のブロックに分割する手法 [17], [18] は，ブロックごとにマッチングすることで，変動の起こったブロックの影響を軽減し，高信頼な照合を実現している．しかし，照合には全てのブロックを使用するため計算コストが高いという問題がある．また，マッチングに使用する画素を部分領域単位で取捨選択する手法 [19] もあるが，領域単位での選択は照合に不向きな画素を含む場合には精度低下が懸念される．また照合時間は画素数に比例することから高速化の効果も十分ではない．すなわち，従来の研究では高速性と照明変動に対するロバスト性の両立が十分に達成できていなかった．

本研究の目的は，高速な CPTM 法に対して時間的な安定性を加えた照明変動にロバストな画像照合を実現することである．

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な参照画素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する．次に数

枚のテンプレート画像間の共起性をもとに画素の安定性を推定する．最後に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，夕刻の急激な西日の侵入や，人為的な突発的照明など，実際の工場現場における過酷な照明変動を想定した環境下でも安定して動作する画像照合を実現した．

ところで，物体検出手法としては，SIFT[20] や SURF[21] などに代表される特徴点マッチング手法や，周辺と類似しない独自性の高い特徴点を用いる手法 [22]，Relcom 特徴量を用いる物体検出手法 [23] も，画像内の少数点を使用しているという意味では，参照データを削減するアプローチと考えられる．しかし，特徴点の抽出や照合には負担がかかり，一般に特徴量記述長も長い場合が多い．すなわち，これらの手法は物体検出の目的としては提案手法と同じであるが，データ量の観点では異なるタイプの手法と考えられる．本研究では実装上の観点から特徴量ベースの照合ではなく画素比較による照合を前提とする．

以下，第 2 章では基本アイデアと時空間共起確率について述べ，第 3 章では提案する画像マッチング手法について説明する．第 4 章では提案手法の性能評価実験の結果を示し，第 5 章では認識パラメータ決定のための補足実験の結果について述べる．

2. 基本アイデアと時空間共起確率

2.1 基本アイデア

提案手法の基本的なアイデアを図 1 に示す．

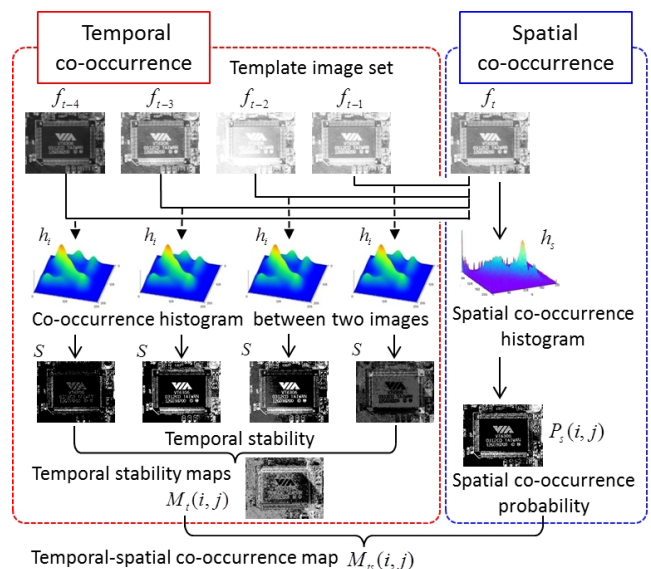


図 1 提案手法の基本的なアイデア

本研究の基本的なアイデアは，従来の空間的な共起性に加えて時間的な共起性を組み合わせることにより，時間的に安定な画素を選択することにある．本研究では時間的な共起性を，異なる時刻に撮影された複数の画像の画像間共

起を分析することにより評価する。

まず時系列の予め位置合わせされた N 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 を算出する [8]。次にその他の $N-1$ 枚のテンプレート画像からなるテンプレート画像セットを用いて同様の画像間共起ヒストグラム h_i を生成する。画像間共起ヒストグラム h_i から安定率 S を推定し、全ての安定率 S を統合することで安定率マップ M_t を生成する。最後にこれらを統合した時空間共起確率マップ M_{ts} に基づいて参照画像を選択する。これにより、空間的に独自性が高く、かつ時間的にも安定した参照画像が選択可能となる。以下の節では各モジュールについて説明する。

2.2 空間共起確率と画像間共起確率

本節では、2.1 節の主要部である空間共起確率と画像間共起確率について説明する。

まず、空間共起確率について説明する。一般的な濃度共起ヒストグラムは、図 2 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、 p, q をそれぞれインデクスとする 2 次元マトリクス状に並べたものである。

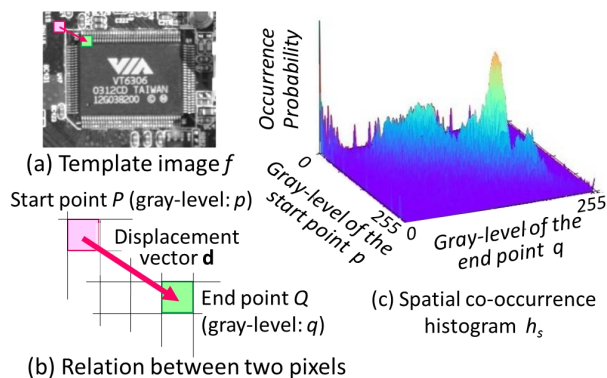


図 2 空間共起ヒストグラム h_s 生成の模式図

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 $\mathbf{d} = (k, l)$ 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 を同時にもつ確率を表している。

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

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。

次に、画像間共起確率について説明する。2 画像の同一座標の画素ペアの共起ヒストグラム h_i [24] は、図 3 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 をそれぞれインデクスとするマトリクスであり、式 (4)(5) で定義される。

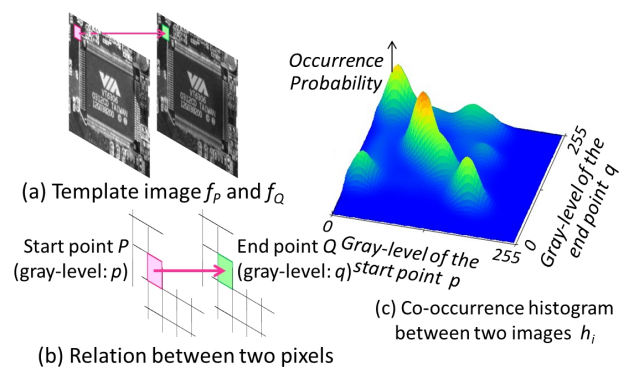


図 3 画像間共起ヒストグラム h_i 生成の模式図

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

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

h_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 を同時にもつ確率を表している。

3. 提案アルゴリズム

3.1 安定率マップの生成

最新のテンプレート画像 f_t と残り $N-1$ 枚のテンプレート画像 f_{t-k} ($k = 1, 2, \dots, N-1$) からなるテンプレート画像セット $\mathbf{F}$ の 2 枚の画像 $f_t(i, j), f_{t-k}(i, j)$ 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。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の情報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 (6) で正規化し、 $H_1(p, v)$ とする。

$$H_1(p, v) = \frac{P_i(p, v)}{\sum_{v=0}^{L-1} P_i(p, v)} \quad (6)$$

$H_1(p, v)$ と式 (7) で定義される 1 次元正規分布 G_1 との近似誤差 $E(H_1, v, \sigma)$ を式 (8) により定義する。この近似誤差 E が最小になるように式 (9) により標準偏差 σ を変化させフィッティングし、最適な標準偏差 σ_v を求める。

$$G_1(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

$$E(H_1, v, \sigma) = \sum_{x=0}^{L-1} |H_1(x, v) - G_1(x, v, \sigma)| \quad (8)$$

$$\sigma_v = \arg \min_{\sigma} \{ E(H_1, v, \sigma) \} \quad (9)$$

近似した正規分布を背景モデルとして、式 (7) 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 (10) で定義される安定率 $S(p, q)$ を推定する。この処理を f_t と他のテンプレート画像セットの全ての画像ペアに適用し、式 (11) により安定率マップ $M_t(i, j)$ を生成する。 $M_t(i, j)$ は各画素の安定性を表している。

$$S(p, q) = G_1(p, q, \sigma_q) \quad (10)$$

$$M_t(i, j) = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^{N-1} S(f_t(i, j), f_{t-k}(i, j)) \quad (11)$$

3.2 参照画素選択

空間共起確率 P_s と安定率マップ M_t とその重み w に基づいて、時空間共起確率マップ M_{ts} を式 (12) により定義する。 M_{ts} の小さい画素から順に参照画素を選択する。

$$M_{ts}(i, j) = \frac{P_s(p, q)}{M_t(i, j) \cdot w} \quad (12)$$

3.3 1 次元点列テンプレートマッチング

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のみが 1 次元的な 3 つの配列 $f_i(k)$, $f_j(k)$, $f_v(k)$ に格納される。 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 は参照画素数)。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による類似度 $S_c(d_x, d_y)$ を、式 (13) により計算し、最大となる座標を最終的なマッチング位置とする。ただし $\bar{g}$, $\bar{f}$ は領域内における参照画素の輝度の平均値である。

$$S_c(d_x, d_y) = \frac{\sum_{k=0}^{M-1} \{g(f_i(k) + d_x, f_j(k) + d_y) \cdot f_v(k)\} - M \cdot \bar{g} \cdot \bar{f}}{\sqrt{\sum_{k=0}^{M-1} g(f_i(k) + d_x, f_j(k) + d_y) - M \cdot \bar{g}^2} \sqrt{\sum_{k=0}^{M-1} f_v(k) - M \cdot \bar{f}^2}} \quad (13)$$

3.4 認識パラメータの設定

提案手法の主な認識パラメータとしては、テンプレート画像数 N 、参照画素数 M 、テンプレート更新間隔 T_i の 3 つがある。

まずテンプレート画像数 N の設定方法について説明する。 N は画素の時間的安定性を推定する際に重要となる。 N 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 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。したがって、 N 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 の値を決定する。画像間の類似度 $S_i(f_t, f_{t-k})$ が閾値 T_h より小さいときは、画像間の変化が大きく画素値が不安定なことから N を 1 加算する。この判定を繰り返しおこない、類似度 S_i が閾値 T_h より大きく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 の値を決定する。

次に参照画素数 M の設定方法について説明する。処理時間は参照画素数にほぼ比例することから、 M は処理時間と認識率に大きく影響する。しかし、最適な M は対象物体のテクスチャや時間的安定性によって異なるため自動決定することは難しい。本研究では、システムに必要な信頼性と処理速度に応じて M を実験的に設定する。例えば 1 回の認識にかけられる処理時間が予め決まっている場合、その条件を満たす画素数の中で最多の画素数を選択しておくことで、信頼性を高めることができると考えられる。

次にテンプレート更新間隔 T_i の設定方法について説明する。テンプレートは、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。したがって、 T_i についても M と同様にシステムに必要な信頼性と処理速度に応じて実験的に設定する。

4. 実験結果と考察

4.1 安定率マップ利用による参照画素選択

プリント基板上の LSI 部品に対して提案手法により選択した参照画素の例を図 4 に示す。

(a)~(c) は連続撮影された 3 枚のテンプレート画像 (サイズ 185×145) の例である。最新のテンプレート画像 (a) には (b)(c) と比べて照明変動があり、LSI の右部が明るく変化している。また右上部は影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。(d) は (a)~(c) の画像から得られた安定性評価結果であり、高安定画素ほど明るく表示している。(e) は従来の CPTM 法によって選択された参照画素 268 画素 (全テンプレート画素の約 1.0%) であり、(f) は提案手法によって選択された参照画素である。従来法 (e) では LSI の右部などの照明変動により時間的に不

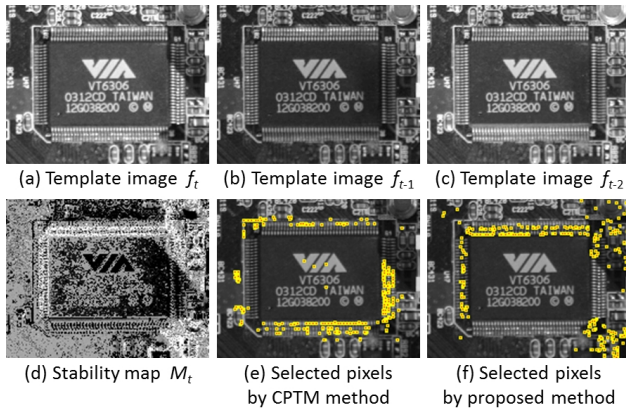


図 4 安定性評価結果と高安定画素の選択結果

安定な画素が選択されているが、提案手法 (f) では安定率マップ (d) の効果により、安定率の高い画素が増加している。なお画像右端の LSI の外側領域にも画素が選択されているが、本システムでは実装後の部品認識を目的としているため問題ないと考えられる。

4.2 照明変動対応の基本能力

照明変動の発生する対象画像に対して以下の 4 手法により認識性能を評価した。

- (1) ISC-CPTM : 増分符号 [13] を用いる手法
- (2) CPTM : 空間的独自性のみを用いる手法
- (3) Stability : 時間的安定性のみを用いる手法
- (4) Proposed method : 空間的独自性と時間的安定性を組み合わせる提案手法

なお ISC-CPTM は、CPTM 法と同様の考えに基づき増分符号の発生頻度をもとに参照画素数を制御した。各手法の参照画素数と認識成功率の関係を図 5 に示す。

認識成功率 P_r は、 $P_r = (\text{正解座標から } \pm 2 \text{ 画素以内の位置で認識した画像数}) / \text{全画像数} \times 100$ と定義した。

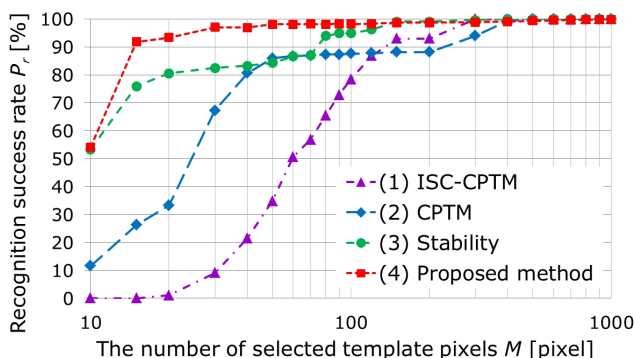


図 5 参照画素数と認識成功率の関係

CPTM は少ない参照画素数において認識成功率が低くなっている。Stability は CPTM と比べて、少ない参照画素数においても認識成功率が高いが、安定性のみでは検出に位置ズレが発生する場合があります、その認識成功率は約 80% 程度に留まっている。ISC-CPTM は照明変動に頑健

な手法であるが、少ない参照画素数では特に認識成功率が低い。これは、参照画素数を削減したことにより符号の数が減少し、符号の組み合わせのパターン数が少なくなるため誤認識を起こしやすくなることが原因と考えられる。提案手法は照明変動に頑健な手法である増分符号相関と比較しても認識成功率が高く、提案手法の照明変動に対する対応能力の高さが確認できた。

4.3 長期の照明変動に対する頑健性

天候の異なる 3 種類の照明環境にて提案手法の長期の照明変動に対する頑健性を評価した。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 時間撮影した各 7200 枚の合計 21600 枚の画像を使用した。なお、撮影時には自然光の他に LED ライトによる周期的な外乱を与えた。これは工場などの生産ラインにおける自然光による強い照明や突発的な外乱を想定したものである。参照画素は全テンプレート画素の約 0.1% (27 画素) を選択し、20 分間隔にてテンプレート更新をおこなった。

対象物体の時間的な輝度変化の様子を図 6 に示し、各手法の認識成功率を表 1、晴天時における認識成功例を図 7 に示す。

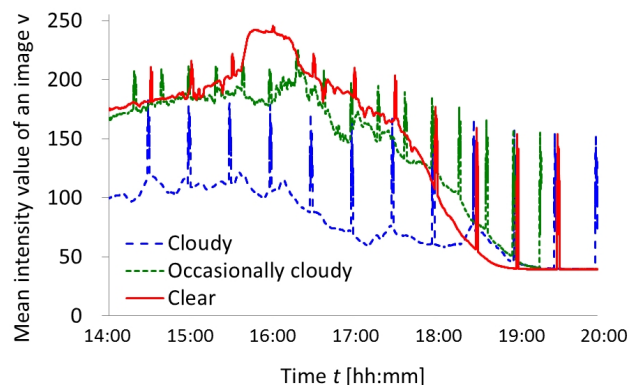


図 6 対象物体の輝度変化の様子

表 1 天候と認識成功率の関係

Method	Recognition success rate P_r [%]		
	Clear	Occasionally cloudy	Cloudy
CPTM	56.8	61.2	90.5
Stability	82.4	97.5	98.6
Proposed method	96.6	97.7	98.6

CPTM は、照明変動の影響を受け認識成功率が大きく低下している。Stability は、照明変動の影響を軽減できているが、晴天時には、強い照明が当たる時刻にテクスチャの失われた画素も選択してしまったため認識成功率が低下している。これらに対して提案手法は、全ての照明環境において認識成功率が高くなっており、長期の照明変動に対しても頑健にマッチングが可能であることが確認できた。

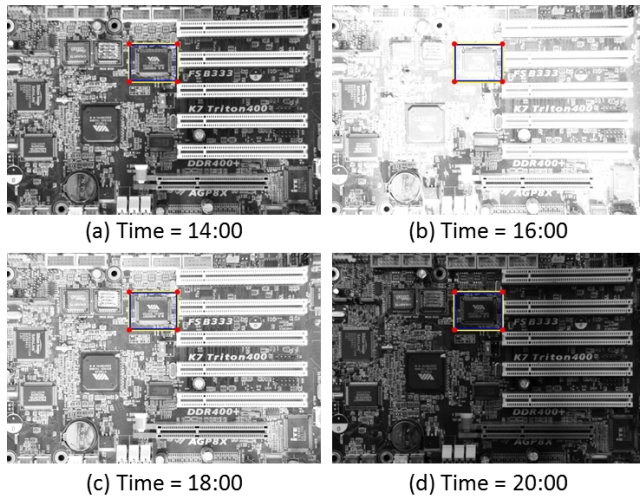


図 7 晴天時における認識成功例

4.4 処理時間

提案手法の参照画素選択とマッチングの処理時間を表 2 に示す. テンプレート画像サイズは 185×145 , 入力画像サイズは 640×480 であった.

表 2 参照画素選択とマッチングの処理時間

Number of pixels M [pixel]	Processing time P_t [msec]	
	Pixel extraction	Matching
$M = 25$	7	15
$M = 50$	7	31
$M = 100$	7	62
$M = 500$	7	343
$M = 1000$	7	686
$M = 5000$	7	3681
$M = 10000$	7	7113

表 2 より, 参照画素数とマッチング時間がほぼ比例していることが分かる. 提案手法は照明が変動する画像群に対しても参照画素数 27 画素で正しく認識できており, NTSC のビデオレートで高速に認識可能である.

なお, 実験には Intel®CORE™i7 2.80GHz (OS: Windows 7, System memory: 8 GB) を搭載した PC を用いた. 言語は C, コンパイラは gcc ver.4.3.4 を用い, 最適化オプション-O2 を適用してコンパイルした. ただし, SSE 機能は使用していない.

4.5 他手法との比較実験

提案手法と他の認識手法の性能を比較した. 比較手法としては, 以下の 7 手法に加えて 4.3 節における実験の 3 手法を合わせた計 10 手法用い, 4.3 節における 21600 枚の認識対象画像に対して性能を評価した.

- (1) SSD : 残差二乗和を用いる手法
- (2) ZNCC : 正規化相互相関を用いる手法
- (3) ISC : 増分符号相関 [13] を用いる手法

- (4) SIFT : SIFT キーポイント [20] からランダムにキーポイントを選択する手法
- (5) Random : ランダムに参照画素を選択する手法
- (6) Gradient : 濃度勾配値の大きい画素から順に参照画素を選択する手法
- (7) Canny : Canny エッジディテクタ [25] により検出されたエッジ画素からランダムに参照画素を選択する手法

各手法の参照画素数 M と認識成功率 P_r , 処理時間 P_t の関係を表 3 に示す.

表 3 各手法の参照画素数と認識成功率, 処理時間の関係

Method	M [pixel]	P_r [%]	P_t [msec]
(1) SSD	26825	95.3	5896
(2) ZNCC	26825	100.0	8829
(3) ISC[13]	26680	100.0	3806
(4) SIFT[20]	27 [point]	94.2	2044
(5) Random	27	68.1	15
(6) Gradient	27	85.4	15
(7) Canny	27	88.6	15
(8) CPTM[8]	27	69.5	15
(9) Stability	27	92.8	15
(10) Proposed method	27	97.6	15

対象の照明変動を想定していない SSD(1) と比べ, ZNCC(2) や ISC(3) は正規化や抽象化の効果により照明変動に頑健に認識ができています. 提案手法 (10) は全画素を用いた (2), (3) の手法と比べて認識成功率はやや低いが, 参照画素数を全テンプレート画素の約 0.1% まで厳選しているため処理時間に関しては 200 倍以上高速に認識ができています. また提案手法は同じ参照画素数を用いた手法 (4)~(9) と比べて最も認識成功率が高いことから, 提案手法の有効性が確認された. なお, SIFT(4) に関しては, 対応点の発見されたキーポイントのうち 70% 以上が正しい対応であった場合に認識成功とした.

4.6 汎用性の評価実験

提案手法の汎用性を評価するために, 様々な対象物体に対して提案手法の認識性能を評価した. 各対象物に対する参照画素数 M [pixel] (全テンプレート画素に対する割合 P [%]) と認識成功率 P_r [%] の関係を表 4 に示し, 対象物体と認識対象画像例を図 8 に示す.

表 4 他の対象物体に対する各手法の認識成功率

Target object	$M(P)$	Recognition success rate P_r [%]		
		CPTM	Stability	Proposed
QFP IC	45(0.3)	61.0	93.0	93.5
Ceramic DIP IC	33(0.3)	60.0	90.9	99.1
Metal plate	67(0.4)	73.0	84.3	94.3
Reflective label	25(0.1)	68.3	86.8	91.3

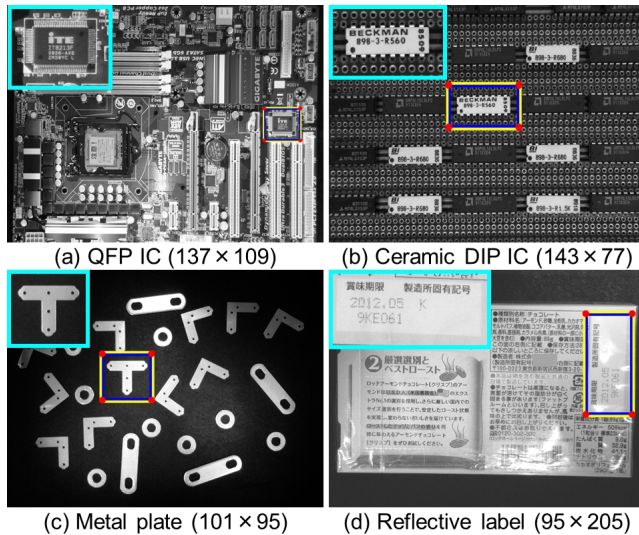


図 8 対象物体 (左上) と認識対象画像例 (640×480)

提案手法は他の対象物体に対しても他手法と比べて認識成功率が高く、提案手法の汎用性の高さが確認された。これより提案手法は様々な分野へ応用することができると考えられる。

5. 認識パラメータ決定のための補足実験

前章では画像マッチング手法としての基本性能の評価結果を示したが、本章ではさらに認識パラメータの調整に関わる実験結果を示す。

5.1 テンプレート画像数 N

3.4 節で説明した方法によりテンプレート画像数 N を決定する方法と N を固定する方法の認識性能を比較した。なお対象画像としては 4.3 節の晴天時における 7200 枚の画像を用いた。実験結果を表 5 に示す。

表 5 テンプレート画像数と認識成功率の関係

The number of templates N	P_r [%]
Auto	96.6
2	88.6
3	90.8
4	77.2
5	78.2

自動決定によるマッチングが最も認識成功率が高く、3.4 節で説明した N の設定方法が有効であることが確認された。なおこの実験においては閾値 $T_h = 0.85$ を用いた。

5.2 参照画素数 M

図 5 に示した結果より、 M が大きいと認識成功率は高くなる傾向があることがわかる。我々がおこなった予備実験より得られた傾向としては、提案手法は参照画素数 M が全テンプレート画像の 0.1~1% 程度の値であれば 90% 程度

の認識成功率が期待できる。さらに 1~5% 程度の参照画素が選択できれば、より信頼性の高いマッチングも可能である。この参照画素数 M の自動決定は今後の課題である。

5.3 テンプレート更新間隔 T_i

テンプレート更新間隔と認識成功率の関係を図 9 に示す。なお対象画像としては 4.3 節の晴天時における 7200 枚の画像を用いた。

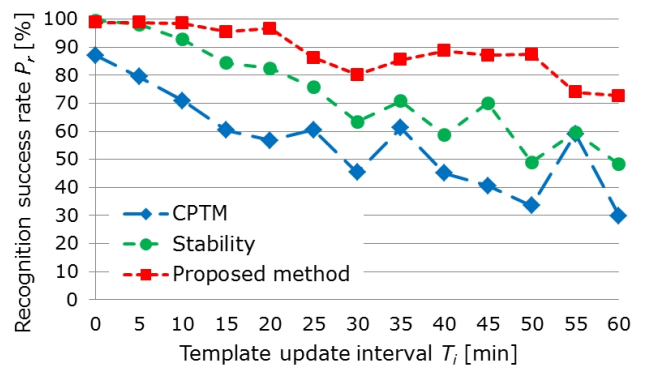


図 9 テンプレート更新間隔と認識成功率の関係

テンプレートの更新間隔は短い方が認識成功率が高い傾向があることが分かる。しかし、更新間隔を短く設定すると処理時間の増加を招くため更新間隔は変化への対応能力が低下しない範囲で長く設定すべきである。提案手法においては、更新間隔が 20 分においても認識成功率 95% を上回っていることが確認できた。

5.4 部品認識システムへの応用

本節では、提案手法の電子部品認識システムへの応用について説明する。電子部品認識システムは、プリント基板への LSI 実装における半田付け後の位置ずれや欠陥検査に用いられる。このようなシステムにおいては、対象物体の精密な位置と角度の自動計測が可能な画像処理をおこなう必要がある。

ベルトコンベアを流れるプリント基板を常設されたカメラにより自動的に撮影し、随時取得される画像に対して予め用意したテンプレート画像を用いて対象部品を認識する。前章までに説明した提案アルゴリズムを用いて、図 10 のような部品認識システムを構築することが可能である。

システムは、参照画素選択、マッチング、テンプレート更新、テンプレート画像数の制御、テンプレート更新間隔の制御からなっており、参照画素選択には提案アルゴリズムによる画素選択ブロックが適用される。ベルトコンベアを流れる対象物体を撮影した画像に対してテンプレート画像を用いてマッチングし、得られた検出領域をもとにテンプレートを更新し、更新したテンプレート画像セットから提案アルゴリズムにより参照画素を選択する。さらに得ら

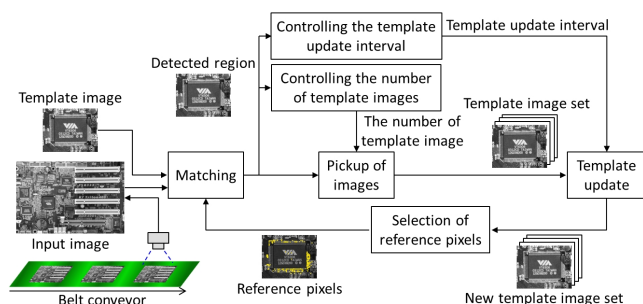


図 10 提案システムのブロック図

れた検出領域をもとにテンプレート画像数の制御、テンプレート更新間隔の制御をおこなうことで対象物の変動への追従が可能となる。

6. おわりに

高速な CPTM 法に対して時間的な安定性を新たに加えることで、大幅な照明変動のある環境下でも高速かつ安定的に動作する画像マッチング手法を提案した。提案手法により選択された画素を使用して、晴天時の西日を含む実際の半屋外的照明下で撮影した 21600 枚の実画像に対して画像照合し、強い照明が当たるテンプレート画像からでも安定した参照画素を選択でき、テンプレート画像全画素の約 0.1% の参照画素数で認識成功率 97.6% を達成したことを確認した。

今後は、各種認識パラメータの自動決定に取り組む予定である。

謝辞 本研究の一部は科研費 C (23560512) の助成を受けて遂行されたものである。

参考文献

- [1] 浦野貴裕, 金子俊一, 高氏秀則, 田中孝之, 前田俊二, 渋谷久恵, 吉田実: 局所一貫性による点群の回転照合法と欠陥パターン照合への応用, 信学論 (D), Vol. J90-D, No. 10, pp. 2798-2806, (2007).
- [2] 江崎弘健, 鍵井清幸, 梅崎太造, 堀越哲美: 電子部品の階層型自動分類システムの開発, 電学論 (C), Vol. 126, No. 12, pp. 1447-1453, (2006).
- [3] Rosenfeld A. and Kak A.C.: Digital Picture Processing, Second Edition, Academic Press, Inc., Vol. 2, pp. 296-302, (1976).
- [4] Amit Y., Grenander U. and Piccioni M.: Structural image restoration through deformable template, J. of the American Statistical Association, Vol. 86, No. 414, pp. 376-387, (1991).
- [5] Jain A.K., Zhong Y. and Lakshmanan S.: Object Matching Using Deformable Templates, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), Vol. 18, No. 3, pp. 267-278, (1996).
- [6] 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, (2005).
- [7] Hashimoto M., Fujiwara T., Koshimizu H., Okuda H. and Sumi K.: Extraction of unique pixels based on co-

- occurrence probability for high-speed template matching, Proc. of International Symposium on Optomechatronic Technologies (ISOT), pp. 1-6, (2010).
- [8] 橋本学, 奥田晴久, 鷺見和彦, 藤原孝幸, 奥水大和: 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, (2011).
- [9] Breiman L.: Random Forests, Machine learning, Vol. 45, pp. 5-32, (2001).
- [10] Özuysal M., Calonder M., Lepetit V. and Fua P.: Fast Keypoint Recognition using Random Ferns, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), Vol. 32, No. 3, pp. 448-461, (2010).
- [11] Lepetit V. and Fua P.: Keypoint Recognition using Randomized Trees, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), Vol. 28, No. 9, pp. 1465-1479, (2006).
- [12] 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, (2005).
- [13] Kaneko S., Murase I. and Igarashi S.: Robust image registration by increment sign correlation, Pattern Recognition, Vol. 35, No. 10, pp. 2223-2234, (2002).
- [14] 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, (2009).
- [15] 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 (C), Vol. 130, No. 9, pp. 1622-1629, (2010).
- [16] Zhao X., Satoh Y., Takauji H., Kaneko S., Iwata K. and Ozaki R.: Object detection based on a robust and accurate statistical multi-pointpair model, Pattern Recognition, Vol. 44, No. 6, pp. 1296-1311, (2011).
- [17] 齊藤文彦: ブロック照合投票処理を用いた遮蔽に強い画像マッチング, 信学論 (D-II), Vol. J84-D-II, No. 10, pp. 2270-2279, (2001).
- [18] Jurie F. and Dhome M.: Real Time Robust Template Matching, Proc. of British Machine Vision Conference (BMVC), pp. 123-132, (2002).
- [19] 奥田晴久, 橋本学, 鷺見和彦, 佐々木和則: 部分テンプレート組み合わせ最適化に基づくロバスト画像照合, 電学論 (C), Vol. 124, No. 3, pp. 629-636, (2004).
- [20] Lowe D.G.: Distinctive image features from scale-invariant keypoints, Internal Journal of Computer Vision (IJCV), Vol. 60, No. 2, pp. 91-110, (2004).
- [21] Bay H., Tuytelaars T. and Gool L.V.: SURF: Speeded Up Robust Features, European Conference on Computer Vision (ECCV), Vol. 3951, pp. 404-417, (2006).
- [22] Oerlemans A. and Lew M.S.: Interest Points based on Maximization of Distinctiveness, Multimedia Information Retrieval (MIR), pp. 202-207, (2008).
- [23] Venkatraman V. and Porikli F.M.: RelCom: Relational combinatorics features for rapid object detection, Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2010 IEEE Computer Society Conference on, pp. 23-30, (2010).
- [24] 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, (2010).
- [25] Canny J.: A Computational Approach To Edge Detection, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), Vol. 8, No. 6, pp. 679-714, (1986).