

## 部分と全体のマッチングによる屋外環境下における対象物の検出

正員 國光 智\* 正員 淺間 一\*\*  
 正員 川端 邦明\* 非会員 三島 健稔\*\*\*

## Detection of Object under Outdoor Environment by Matching with Partial and Whole Templates

Satoshi Kunimitsu\*, Member, Hajime Asama\*\*, Member, Kuniaki Kawabata\*, Member,  
 Taketoshi Mishima\*\*\*, Non-member

It proposes the technique of the augmented template matching for positioning the object that has two-dimensional standard shape under the outdoor environment. First of all, a whole template and some partial templates of the object are prepared. Moreover, a lot of images except the object and the object are prepared for the training data, and the linear discriminant function is decided by Fisher's linear discriminant method. Some similarities of an unknown image are calculated with the whole and partial templates. Next, similarities are substituted for the linear discriminant function, and the discriminant score is calculated. Finally, the discriminant score is judged whether it is the object by the threshold. The effectiveness of the proposed technique is shown by the corner fittings detection experiment of the container under the outdoor environment.

キーワード：テンプレートマッチング、部分テンプレート、全体テンプレート、線形判別法、屋外環境

Keywords: Template matching, Partial template, Whole template, Linear discriminant method, Outdoor environment

## 1. まえがき

テンプレートマッチング<sup>①</sup>は、事前に登録した2次元の標準形状を有する対象物（のテンプレート画像）と類似した領域を、未知の対象画像から画素単位で探索する手法である。この手法は、工場の生産ラインにおける対象物の位置決めや検査など幅広い分野で利用されていて、大変有用である<sup>②</sup>。

ところでテンプレートマッチングは、唯一つの類似性という尺度（特徴量）で対象画像を平均的に評価する手法であり、外乱の影響を受け易いという課題がある。ただし上記工場内などの屋内環境下においては、照明条件などの環境条件を制限することが可能であり、通常外乱の影響が問題になることはない。これに対して、屋外環境下において

は、一般に照明条件などの環境条件を制限することは困難である。また、雨滴や汚れの付着など多様な外乱が存在する。このため、屋外環境下においてテンプレートマッチングを適用し、実用化している事例は見られない。

以前筆者らは、屋外環境下における対象物の検出手法として、対象物の2値エッジ画像をテンプレートにして、未知のエッジ画像とマッチングする手法を提案した<sup>③</sup>。この手法は、エッジ画像を適切な閾値で2値化処理することによって、エッジ画像でマッチングするときの課題である輪郭線の位置ずれに対する頑健性を増加する効果がある。しかし、唯一つの類似性という尺度で対象画像を平均的に評価する点は、従来のテンプレートマッチングと同じであり、実用化という観点からはまだ不十分である。

一方、Rumelhartによると認知科学の成果に、「部分・全体文脈による認識」という知見<sup>④</sup>がある。これは要約すると、「人間は、部分と全体の解釈を同時に進行させて、複雑な対象物を認識している。」というものである。筆者らは、この知見を参考にして、対象物の部分と全体の複数の情報（特徴量）を計算し、それらを統合して評価する処理に置き換えれば、屋外環境下において濃度分布が多様に変化する複雑な対象物の検出（認識）にも有効であろうと考えた。

本論文では、上記知見を実現する手段として、従来の対

\* 理化学研究所  
 〒351-0198 埼玉県和光市広沢 2-1  
 RIKEN  
 2-1 Hirosawa, Wako, Saitama 351-0198  
 \*\* 東京大学  
 〒153-8904 東京都目黒区駒場 4-6-1  
 The University of Tokyo  
 4-6-1 Komaba, Meguro, Tokyo 153-8904  
 \*\*\* 埼玉大学  
 〒338-8570 埼玉県さいたま市桜区下大久保 255  
 Saitama University  
 255 Shimo-Ookubo, Sakura, Saitama 338-8570

象物のテンプレート画像（以降全体テンプレートと呼ぶ）と、それを分割して作成した複数の部分テンプレートで計算した特徴量を、線形判別法<sup>(7)</sup>に基づいて識別判定することにより、屋外環境下における対象物を検出するテンプレートマッチングの拡張手法を提案する。

なお部分と全体のテンプレートを利用したマッチングという考え方は、すでに顔認識において提案がある<sup>(4)</sup>。ただし、人間の知識に基づいて、目、鼻、口という顔の構成要素を部分テンプレートに設定しているため汎用性はない。

また、遮へいに対する頑健性を向上する目的で、ブロック分割した部分テンプレートで計算した特徴量の総和（累積値）によって評価する手法の提案がある<sup>(2)</sup>。この手法は、全体テンプレートを使用していない点と、マッチング結果の統合に線形判別法を適用していない点異なる。

さらに、いずれの手法も屋外環境下における対象物の検出を想定していない点も異なる。

以下、屋外環境下における対象物として、コンテナの隅金具を例に、論を展開する。まず、2. で屋外環境下におけるマッチングの課題についてまとめる。3. で提案手法である部分と全体のテンプレートによる対象物の検出方法について説明する。4. では実験結果を基に提案手法の有効性を示す。5. で結論と今後の課題について述べる。

## 2. 屋外環境下におけるマッチングの課題

屋外環境下においてテンプレートマッチングを適用するときの主要な課題は、照明条件の変化や対象物の表面性状の変化によって、対象物の濃度分布が多様に変化することである。その結果、テンプレート画像との類似性は一般に低下するため、対象物の検出は困難になる。

照明条件の変化は、おもに太陽と対象物の相対的な位置の変化や雲の分布の変化によって起こる。また対象物の表面性状の変化は、例えば長期的には紫外線による変質、短期的には降雨による水や汚れの付着によって起こる。特に、雲の分布の変化や汚れの付着などあらかじめ予測することが難しい要因があることが、屋外環境下におけるテンプレートマッチングの適用を困難にしている。

図1に、コンテナの上方からコンテナの隅金具付近を撮影したモノクロ画像の例を示す<sup>(5)</sup>。同図の左側は原画像（濃淡画像）、右側は原画像を Sobel オペレータ<sup>(1)</sup>で微分処理したエッジ画像である。コンテナの隅金具は、外形がほぼ直方体で、上面と2つの側面の穴が貫通した形状になっている。上方から観察すると2次元の標準形状を有している。

図1(a)は、太陽の位置関係の影響を受けない曇天の昼間に撮影した画像である。隅金具のエッジ画像は、長方形の外形と楕円状の穴部分の輪郭線で構成されている。これが、ほぼ理想的な外乱の無い画像である。同図(b)は、太陽光によって、コンテナの外形部分の輪郭線が消失し、さらに隅金具の穴部分の輪郭線が変形した例である。同図(c)は、雨によってその表面性状が変化し、さらに雨滴の波紋でコンテナ上面に不規則なパターンが発生した例である。

同図(d)は、隅金具の表面に汚れが付着した例である。この図では、隅金具の穴部分の輪郭線も変形している。

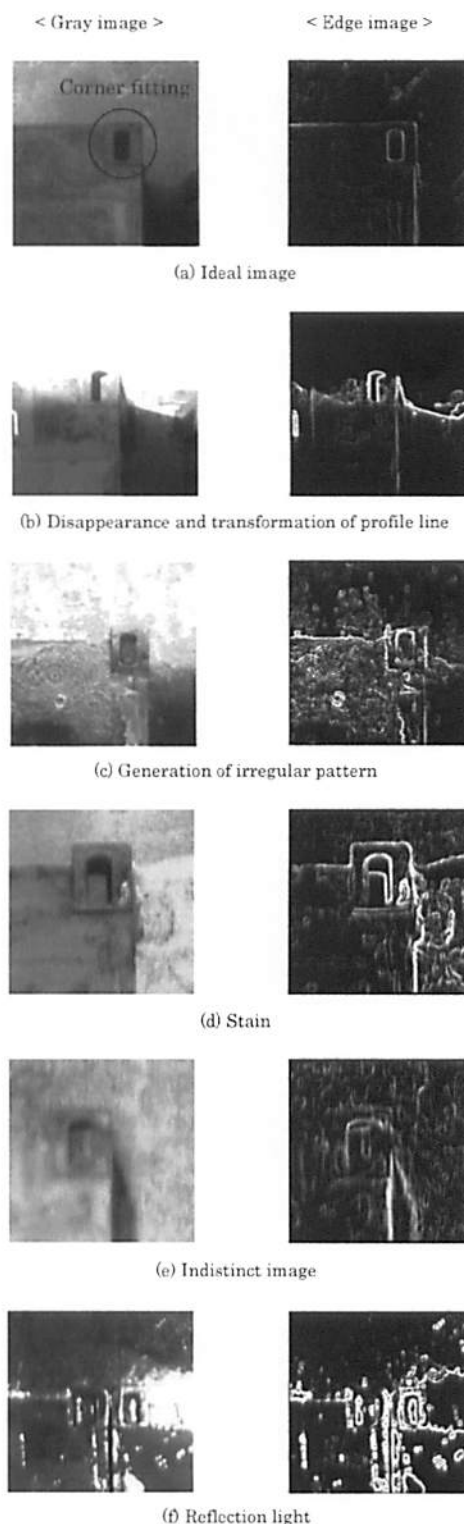


図1 隅金具の画像例

Fig. 1. Image samples of corner fitting.

表1 外乱の現象と考えられる要因  
Table 1. Phenomena of disturbance and the thought factors.

Phenomena	Factors
Disappearance and transformation of profile line	Positional relation between the sun and the corner fitting
Generation of irregular pattern	Heavy rain
Adhesion of stain	Under the outdoor environment
Indistinct image	Illumination shortage
Reflection light	Rain and illumination

同図(e)は、夜間の照明光量の不足によって、画像が不鮮明になった例である。同図(f)は、夜間降雨のときに照明光がコンテナ上面で正反射して光っている例である。表1に、これらの現象とその考えられる要因をまとめる。

以上より、屋外環境下における対象物である隅金具の濃度分布が、多様に変化することを確認できる。したがって、屋外環境下においてテンプレートマッチングを適用するためには、図1や表1に示した多様な外乱を有する画像に適応する対策が必要である。

### 3. 提案手法

濃度分布が多様に変化する屋外環境下における対象物を検出する手法として、テンプレートマッチングを拡張した手法を提案する。

まず、基本的な提案手法のコンセプトを説明する。それは、認知科学の知見である、「部分・全体文脈による認識<sup>(6)</sup>」である。それによると、人間は部分と全体の解釈を同時に進行させることで、複雑な対象物を認識している。筆者らは、この知見をテンプレートマッチングに応用すれば、濃度分布が多様に変化する屋外環境下における対象物の検出(認識)に有効であろうと考えた。

以下、提案手法を具体的に説明する。提案手法は、パターン認識のアルゴリズムの典型的な流れ<sup>(7)</sup>である(1)前処理、(2)特徴抽出、(3)識別の順に処理を進める。(1)前処理では、対象画像の大きさと向き(回転)をアフィン変換処理<sup>(8)</sup>で補正し、正規化する。(2)特徴抽出では、前処理をした対象画像に対して、あらかじめ用意した対象物の全体テンプレート画像とn個の部分テンプレート画像で、n+1個の特徴量を計算する。(3)識別では、n+1個の特徴量をあらかじめ用意した線形識別関数に代入して判別得点を計算する。そして、判別得点を閾値処理して、対象画像が対象物か否かを判定する。

以上が、提案手法の概要である。なお(1)前処理は、テンプレートマッチングにおいては標準的な処理である。そこで以下、(2)特徴抽出と(3)識別に関して詳しく説明する。

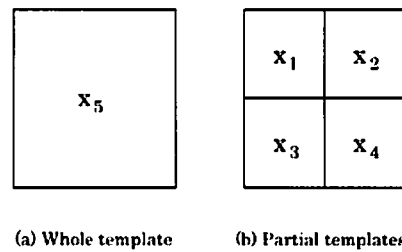


図2 全体テンプレートと部分テンプレートの例  
Fig. 2. Example of whole template and partial templates.

(2)特徴抽出では、対象物の全体テンプレートとn個の部分テンプレートをあらかじめ用意して、n+1個の類似性を表す特徴量を計算する。

従来のテンプレートマッチングは、全体テンプレートで計算する1個の特徴量で、対象物か否かを判定する手法である。この特徴量は、対象画像全体をいわば平均的に評価する尺度である。ところが、屋外環境下における対象物の濃度分布は多様に変化する。その結果、たいていその類似性は低下するので、対象物の検出は困難になる。

一方、「部分・全体文脈による認識<sup>(6)</sup>」によると、人間は部分と全体の解釈を同時に進行させることで、複雑な対象物を認識している。この知見によれば、従来はいわば全体の解釈に相当する全体テンプレートのみで計算した特徴量で、屋外環境下における多様な濃度分布を持つ対象画像を評価していたことになる。

そこで、部分の解釈を加えるために、部分テンプレートの導入を考えた。ただし、全体に対して部分をどのように構成するかは1つの大きな問題である。例えば、対象物に関する知識を利用して部分テンプレートを構成するのも1つの方法である。しかし、ここでは汎用性を考えて、全体を縦横に等分割してn個の部分テンプレートを構成することにした。図2に、全体テンプレートと、4個の部分テンプレートの場合の例を示す。x<sub>i</sub>(i=1, ..., n, n+1)は、各テンプレートで計算した特徴量を意味している。

部分テンプレートの個数は、訓練データを学習することによって決定できる。詳細については後述する。また、部分と全体の解釈を同時に進行させる方法は、次の識別において説明する。

ところで、特徴量の計算は、一様な濃度分布の変化に頑健で一般に広く利用されている、正規化相関係数<sup>(9)</sup>を利用する。正規化相関係数x(u,v)は、次式で与えられる。

$$x(u,v) = \frac{\sum_p \sum_q (f(u+p, v+q) - \bar{f})(g(p,q) - \bar{g})}{\sqrt{\sum_p \sum_q (f(u+p, v+q) - \bar{f})^2} \sqrt{\sum_p \sum_q (g(p,q) - \bar{g})^2}} \quad (1)$$

ここで、f(u+p, v+q)は対象画像、g(p,q)はテンプレート画像、さらに $\bar{f}, \bar{g}$ は各々の平均濃度である。

(3)識別では、 $n+1$  個の特徴量を、統計的手法である線形判別法によって、対象物か否かを判定する。

筆者らは、部分と全体の解釈を同時に進行させる方法として、線形判別法を適用することにした。線形判別法は、 $n+1$  次元の特徴空間上の 2 クラスのパターンの分布から、この 2 クラスを識別するのに最適な 1 次元の軸を求める手法である。以下、その方法を説明する<sup>(7)</sup>。

まず、 $n+1$  次元の特徴空間上のパターン  $x$  を最適な 1 次元空間上の点  $z$  (判別得点と呼ぶ) に変換する  $n+1$  次元の列ベクトルを  $a$  とする。(2)式は、線形識別関数と呼ばれる。

$$z = a'x \dots\dots\dots(2)$$

次に、 $n+1$  次元の特徴空間上のクラス内共分散行列  $\Sigma_W$ 、クラス間共分散行列  $\Sigma_B$  は、

$$\Sigma_W = \sum_{i=1,2} P(\omega_i)\Sigma_i \dots\dots\dots(3)$$

$$\Sigma_B = \sum_{i=1,2} P(\omega_i)(m_i - m)(m_i - m)' \dots\dots\dots(4)$$

となる。ここで、 $P(\omega_i)$ はクラス  $\omega_i$  の事前確率、 $\Sigma_i$  はクラス  $\omega_i$  の共分散行列、 $m_i$  はクラス  $\omega_i$  のパターン平均、 $m$  は全パターンの平均を表す。

すると、 $n+1$  次元の列ベクトル  $a$  によって、変換した 1 次元の空間上でも同様の量  $\tilde{\Sigma}_W$ 、 $\tilde{\Sigma}_B$  を求めることができる。

$$\tilde{\Sigma}_W = a'\Sigma_W a \dots\dots\dots(5)$$

$$\tilde{\Sigma}_B = a'\Sigma_B a \dots\dots\dots(6)$$

ここで、 $\tilde{\Sigma}_W$  と  $\tilde{\Sigma}_B$  は  $a$  が列ベクトルであるから、スカラー量になる。これらは、それぞれ変換後の 1 次元空間上でのクラス内分散、クラス間分散と呼ばれる。変換後の空間が 2 クラスの識別に有効であるためには、クラス内分散がなるべく小さく、そしてクラス間分散がなるべく大きくなるのが望ましい。そこで、変換後の空間上でのクラス間の分離度を表す評価関数を  $J_2$  とし、クラス内分散・クラス間分散比として定義する。 $J_2$  は列ベクトル  $a$  の関数として、

$$J_2(a) = \frac{\tilde{\Sigma}_B}{\tilde{\Sigma}_W} = \frac{a'\Sigma_B a}{a'\Sigma_W a} \dots\dots\dots(7)$$

と表現できる。この評価関数  $J_2$  を最大とする列ベクトル  $a$  は、

$$\Sigma_W^{-1}\Sigma_B$$

の最大固有値に対応する固有ベクトルとして求めることができる。ただし、線形判別法によって決まるのは空間 (軸) のみであり、軸上に設けるべき識別のための境界は定まらない。軸上の境界 (閾値) の設定に関しては、次の検証実験において言及する。

ところで、列ベクトル  $a$  の計算は、訓練データを使用して行う。訓練データは、屋外環境下における対象物と対象物以外の多数の画像で構成されている。それらは、まず(1)前処理で、大きさと回転を正規化する。次に、(2)特徴抽出

では、仮の部分テンプレートの個数を指定して、 $n+1$  個の特徴量を計算する。そして、(3)識別で説明した手順で、列ベクトル  $a$ 、すなわち(2)式の線形識別関数を計算する。

最適な部分テンプレートの個数は、上記手順で線形識別関数を求めた後、訓練データを評価して、対象物を対象物、対象物以外を対象物以外と識別する割合 (判別の中率) が最大になるものを採用すればよい。

なお、 $n+1$  個の特徴量の計算量は、部分テンプレートの個数  $n(>1)$  にかかわらず、全体テンプレートを構成する画素数の 2 倍である。なぜなら、部分テンプレートの画素数の総和が全体テンプレートに一致するからである。したがって、部分テンプレートの個数による計算量の違いはない。

以上説明した提案手法は、認知科学の知見である「部分・全体文脈による認識」をテンプレートマッチングに応用したものであり、従来と比較して次の特徴を有する。

- ・ 対象物の識別に有効な部分と全体の情報として、 $n+1$  個の特徴量を利用する。
- ・  $n+1$  個の特徴量の解釈を同時に実現する手法として、統計的手法である線形判別法を利用する。

#### 4. 検証実験

屋外環境下における対象物としてコンテナの隅金具を例に、検出実験結果を基に本論文で提案する手法の議論、評価を行なう。

**(4.1) 実験の準備** 屋外環境下における対象物として、コンテナの隅金具を選択した。図 1 は、コンテナの上方から隅金具付近を撮影した画像である。図 1 より、隅金具が 2 次元の標準形状を有していることを確認できる。

図 3 に、隅金具のテンプレート画像<sup>(8)</sup>を示す。同図(a)は、濃淡画像のテンプレートである。同図(b)は、エッジ画像のテンプレートで、同図(a)の濃淡画像を Sobel オペレータで微分処理して作成する。同図(c)は、2 値エッジ画像のテンプレートで、同図(b)のエッジ画像を 2 値化処理して作成する。ここでは、同図(c)に示す 2 値エッジ画像を標準の全体テンプレートに設定した。大きさは、縦 45[pixel]×横 41[pixel]で、1[pixel]は約 4[mm]に相当している。

訓練データは、910 枚の隅金具のエッジ画像と、695 枚の隅金具以外のエッジ画像とで構成した。なお、隅金具以外のエッジ画像は、実環境の画像から隅金具を切り出した残りの画像に対して、全体テンプレートとマッチングをして、正規化相関係数が最も高い領域を選択して作成した。

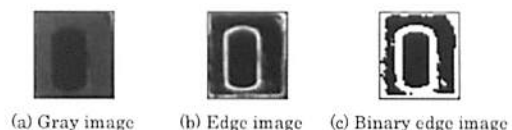


図 3 隅金具のテンプレート  
Fig. 3. Templates of corner fitting.

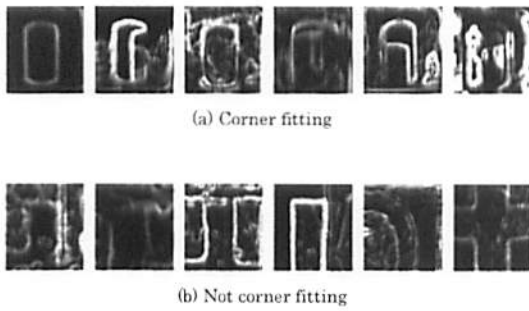


図4 訓練データの例

Fig. 4. Example of images for training data.

図4は、訓練データの一部である。この訓練データを基に、線形識別関数の係数行列  $a$  や判定用閾値、さらに部分テンプレートの個数を設定した。

一方、提案手法を評価するテストデータとして、訓練データとは別に 714 枚の隅金具を含む画像を用意した。図1は、その一部である。なお訓練データとテストデータは、いずれも前処理として、大きさの補正を実施している。大きさの補正は、カメラをクレーンの吊具に設置する関係で、コンテナとの撮影距離が変化するために必要となる。具体的には、クレーンの巻きモータのエンコーダ値を撮影距離に換算して、アフィン変換処理を行った。なお回転角度の補正は、実用上不要のために行っていない。

〈4・2〉提案手法の確認 部分テンプレートの個数を縦横4分割ずつの16個に指定した場合を例に、提案手法の有効性を確認する。

図5は、線形判別法で計算した最適な1次元(判別得点)の軸に、訓練データを射影したヒストグラムである。同図より、隅金具と隅金具以外のデータが、1次元軸上でそれぞれほぼ正規分布をなしていることを確認できる。

表2は、図5の軸上の境界(閾値)を2つのクラスの平均値の中間(ゼロ)に設定したときの、訓練データに対する判定結果である。判別率的中率は、 $95.3\% \{ = (848 + 682) \div 1605 \times 100 \}$  で、かなり高い数値になる。したがって、提案手法により、隅金具と隅金具以外の識別が可能と判断できる。(8)式に、このときの線形識別関数を示す。

$$z = 3.83x_1 + 5.17x_2 + 6.82x_3 + 0.49x_4 + 5.66x_5 + 0.95x_6 + 4.19x_7 + 2.02x_8 + 3.72x_9 + 0.17x_{10} + 2.45x_{11} + 0.54x_{12} + 2.00x_{13} + 2.57x_{14} + 1.68x_{15} + 2.04x_{16} - 10.58x_{17} - 12.18 \dots \dots \dots (8)$$

表2において、隅金具で閾値未満のセルは第1種の誤り、隅金具以外で閾値より大のセルは第2種の誤りと呼ばれる。対象物の検出における実際の応用においては、第1種の誤りは許容されても、第2種の誤りは問題になる。なぜなら、対象物を検出できない第1種の誤りの場合には、警報を出すことや機械を停止させることが可能であるが、誤検出の第2種の誤りの場合には、最悪事故が発生する原因になる

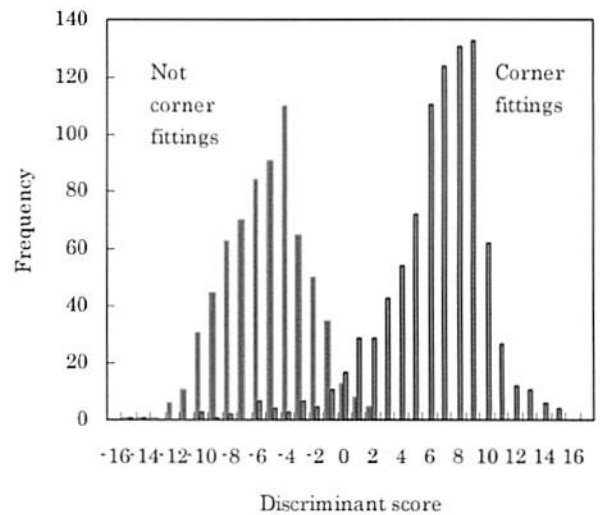


図5 ヒストグラム

Fig. 5. Histogram.

表2 訓練データに対する判定結果(閾値0)

Table 2. Judgment result to training data (T = 0).

	Corner fittings	Not corner fittings	Total
Larger than T	848	13	861
Smaller than T	62	682	744
Total	910	695	1605

表3 訓練データに対する判定結果(閾値2.72)

Table 3. Judgment result to training data (T = 2.72).

	Corner fittings	Not corner fittings	Total
Larger than T	760	0	760
Smaller than T	150	695	845
Total	910	695	1605

(T means the threshold. Common in Table 2 and Table 3)

からである。

そこで、第2種の誤りをできるだけゼロにするために、判定用の閾値は、訓練データにおける隅金具以外の判別得点の分布の平均値+3σ(標準偏差)の値と最大値を比較して、大きい方を選択することにした。図5の場合は、平均値+3σが2.72、最大値が1.89より、平均値+3σの2.72を選択した。表3に、閾値を2.72に設定した場合の判定結果を示す。このときの判別率的中率は、 $90.7\% \{ = (760 + 695) \div 1605 \times 100 \}$  である。

図6に、部分テンプレートの個数と訓練データにおける閾値より大の隅金具の数の関係を示す。同図より、部分テンプレートの個数は16個が最適であることを確認できる。

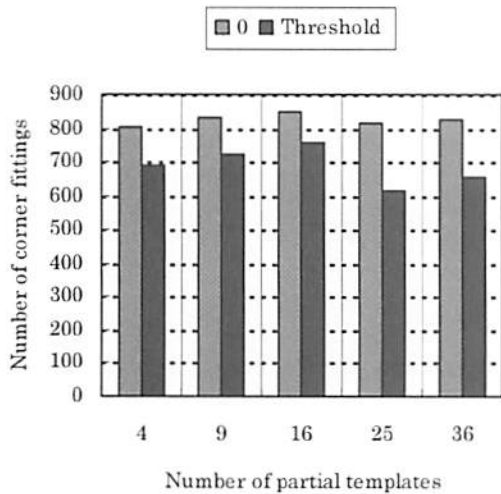
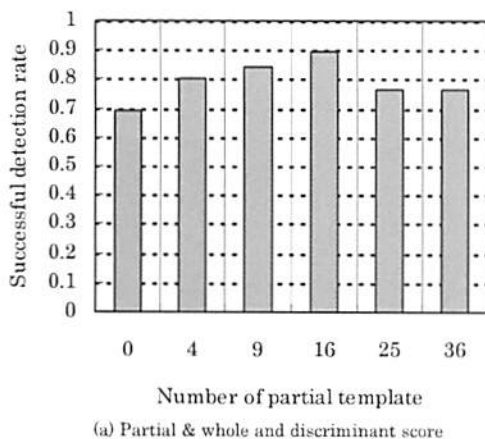


図6 部分テンプレートの個数と閾値より大の隅金具の数

Fig. 6. Relationship between number of partial templates and number of corner fittings larger than threshold.



〈4・3〉 テストデータによる評価 714 枚のテストデータを使用して、提案手法を評価した。評価の内容は次の通りである。

- (1) 部分テンプレートの個数の効果
- (2) 全体テンプレートの必要性
- (3) 識別手段としての線形判別法の有効性
- (4) テンプレート画像の種類の影響

上記を評価するために、次の条件で実験を行った。

- ①テンプレート画像は、図3に示すエッジ画像と2値エッジ画像の2種類を比較する。
- ②部分テンプレートの個数は、4、9、16、25、36個の5種類を比較する。
- ③全体テンプレートの有無を比較する。
- ④識別手段として、線形判別法と累積値（正規化相関係数の総和）を比較する。
- ⑤線形判別法のための線形識別関数の計算は、訓練データを使用して行う。

図7に、2値エッジ画像のテンプレートに対する部分テンプレートの個数と隅金具の検出成功率の関係を示す。図8

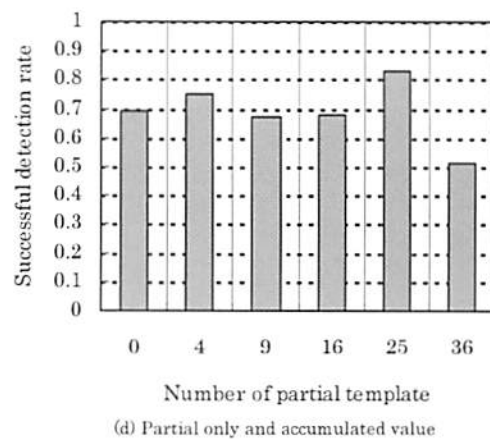
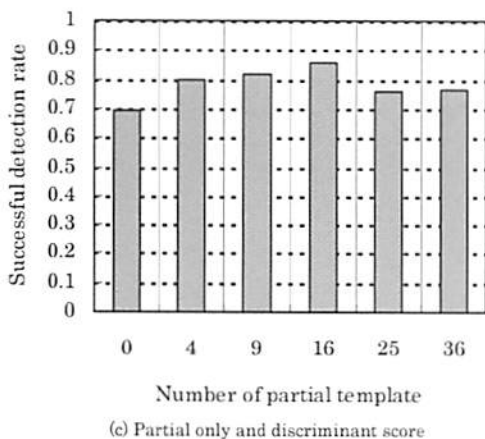
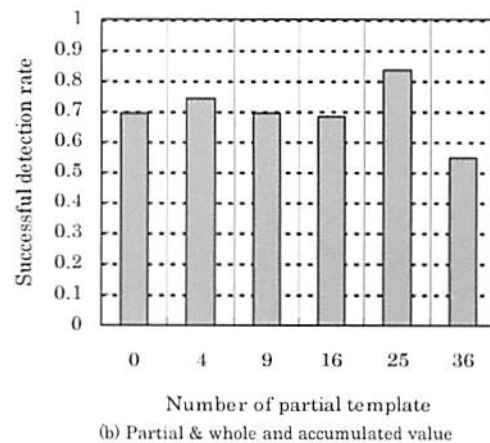


図7 部分テンプレートの個数と検出成功率の関係（2値エッジ画像）

Fig. 7. Relationship between number of partial template and successful detection rate (binary edge image).



に、エッジ画像のテンプレートに対する部分テンプレートの個数と隅金具の検出成功率の関係を示す。

これらの図において、部分テンプレートの個数がゼロというのは、従来の全体テンプレート単独でのマッチングを意味している。また、縦軸の検出成功率は、検出した領域が隅金具と一致し、かつその判別得点が閾値より大である割合である。なお、提案手法は、(a)のテンプレート画像が部分と全体で、識別手段が線形判別法の場合である。以下、図7と図8を基に、提案手法を評価する。

#### (1) 部分テンプレートの個数の効果

図7(a)と図8(a)より、次のことを確認できる。

- ①部分テンプレートの個数によって、隅金具の検出成功率は変化するが、16個で最大になる。
- ②いずれも、部分テンプレートの個数ゼロよりも、検出成功率は高い。

以上より、提案手法は、部分テンプレートの個数を適切に設定すれば、屋外環境下における対象物の検出に有効である。また、隅金具の場合、部分テンプレートの個数は16個が最適である。部分テンプレートの個数に最適値が存在

する理由は、個数が多くなるほど特徴量の数（情報量）が増えることと、面積が小さくなり特徴量としての価値が低下することとの兼ね合いがあると考えられる。

なお、部分テンプレートの個数の効果は、(b)のテンプレート画像が部分のみで、識別手段が線形判別法の場合でも確認できる。これに対して、識別手段を累積値で行う(b)と(d)の場合には、結果的には部分テンプレートを導入する効果は多少あるものの、あまり顕著とはいえない。特にエッジ画像をテンプレート画像にする場合(図8)には、十分な効果があるとはいえない。

以上より、部分テンプレートの個数の効果は、線形判別法において顕著である。

#### (2) 全体テンプレートの必要性

図7と図8の各(a)と(c)を比較することにより、次のことを確認できる。

- ①最適な部分テンプレートの個数(16個)の場合には、部分と全体のテンプレートを使用した方が、隅金具の検出成功率は高い。
- ②上記以外の場合には、全体テンプレートを使用する顕

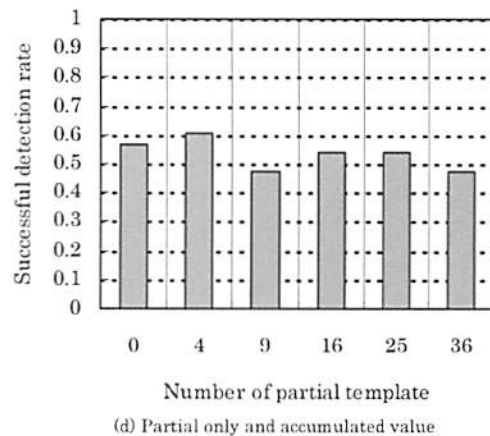
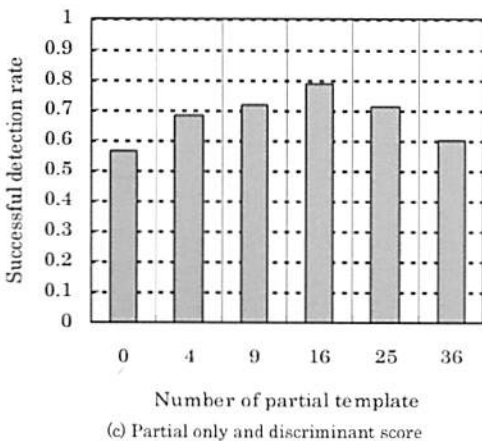
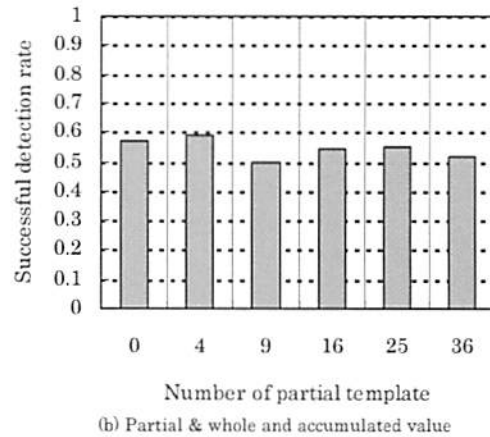
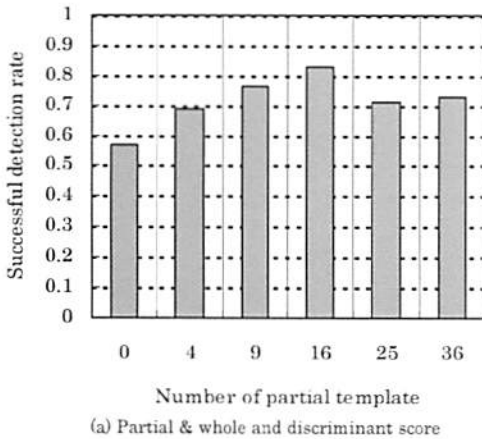


図8 部分テンプレートの個数と検出成功率の関係（エッジ画像）

Fig. 8. Relationship between number of partial template and successful detection rate (edge image).

著な有効性は見られない。

以上より、提案手法は、部分テンプレートの個数を適切に設定する条件で、全体テンプレートの必要性を確認できる。一方、識別手段を累積値で行う(b)と(d)の場合には、全体テンプレートの有効性は全く見られない。その理由は、部分テンプレートで計算した正規化相関係数の総和である累積値と、全体テンプレートで計算した正規化相関係数との相関が高く、全体テンプレートで計算する正規化相関係数が特徴量としての値が低いとめとえられる。

### (3) 識別手段としての線形判別法の有効性

図7と図8の(a)と(b)を比較することにより、次のことを確認できる。

①テンプレートが2値エッジ画像の場合(図7)、(a)線形判別法の方が、5%程度隅金具の検出成功率が高い。

②テンプレートがエッジ画像の場合(図8)、(a)線形判別法の方が、20%以上隅金具の検出成功率が高い。

以上より、識別手段として、線形判別法は有効である。なお、累積値の場合、隅金具の検出成功率が最大になる部分テンプレートの個数が、2値エッジ画像の場合25個、エッジ画像の場合4個と異なるが、その理由は不明である。

### (4) テンプレート画像の種類の影響

図7と図8の比較により、次のことを確認できる。

①図7と図8の各(a)より、いずれも部分テンプレートの数が16個のとき、隅金具の検出成功率は最も高い。

②隅金具の検出成功率は、2値エッジ画像の方がエッジ画像よりも高い。しかし、提案手法としての有効性は、(b)や(d)と比較すると、エッジ画像の方が顕著である。

以上より、提案手法は2値エッジ画像とエッジ画像のいずれのテンプレート画像でも有効である。ただし、エッジ画像の方が2値エッジ画像よりも有効性が顕著な理由は、2値エッジ画像自身が、本来屋外環境下の対象物の検出に有効なテンプレートであるためとえられる<sup>(9)</sup>。

1.のまえがきでふれたブロック照合<sup>(2)</sup>は、図8(d)に相当し、隅金具の検出成功率は0.60である。これに対して、提案手法は、2値エッジ画像(図7(a))で0.89、エッジ画像(図8(a))で0.83であり、その有効性を確認できる。

### 〈4・4〉 屋外環境下における外乱に対する効果 714

枚のテストデータの識別判定結果を外乱の種類によって分類し、提案手法の有効性を確認した。

図9に、テンプレート画像と隅金具の検出成功率の関係を示す。エッジ画像と2値エッジ画像は、従来の全体テンプレート単独でマッチングを行う手法、部分と全体は提案手法である。同図より、隅金具の検出成功率は、エッジ画像が0.57で、2値エッジ画像が0.69である。これに対して、提案手法は0.89で、0.20ほど向上しているため、その有効性を確認できる。

図10に、図9の内訳を外乱の種類別に分類した結果を示す。同図の横軸は外乱の種類で、左側から①外乱の無い理想的な画像(210枚:図1(a))、②輪郭線の消失と変形(17枚:図1(b))、③雨による不規則なパターンの発生(123枚:

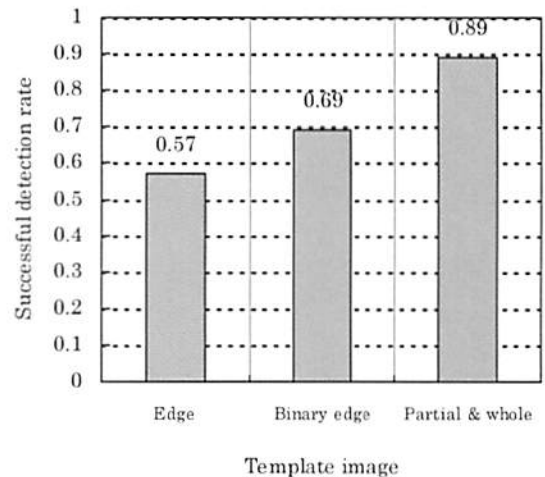


図9 テンプレート画像と隅金具の検出成功率の関係

Fig. 9. Relationship between template image and successful detection rate of corner fittings.

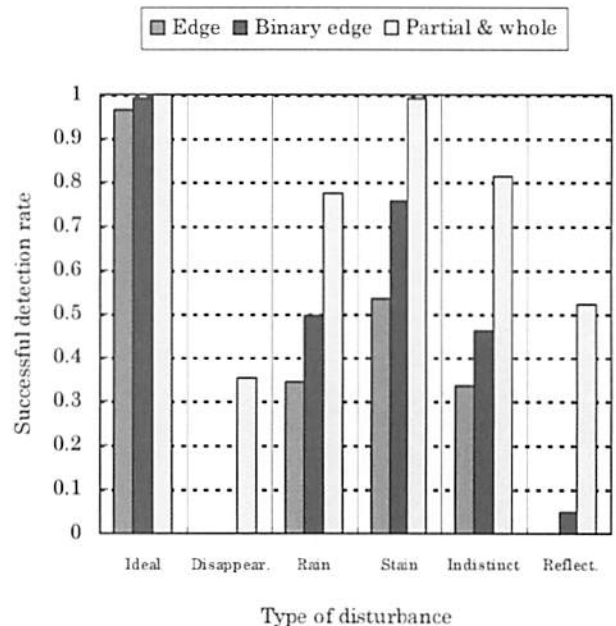


図10 外乱の種類と隅金具の検出成功率の関係

Fig. 10. Relationship between type of disturbance and successful detection rate of corner fittings.

図1(c))、④汚れの付着や穴内部の影(224枚:図1(d))、⑤不鮮明な画像(119枚:図1(e))、⑥正反射光(21枚:図1(f))である。

また、3本対の棒グラフは、左側からエッジ画像、2値エッジ画像、そして提案手法の順番である。

同図より、提案手法は、屋外環境下における外乱全般に対して、検出性能を改善する効果があることを確認できる。



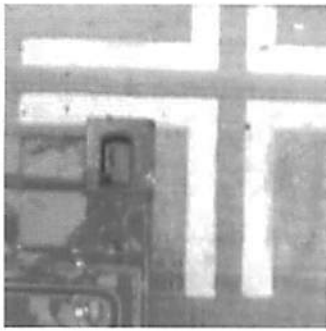


図 11 コンテナ位置決め用地上マーク

Fig. 11. Ground mark for positioning container.

その理由は、提案手法が、線形判別法により訓練データを学習することで、識別に有効な部分テンプレートの個数を設定し、かつ識別に最適な 1 次元の軸を決定しているためと考えられる。一方、逆に提案手法の有効性を確保するためには、屋外環境下における対象物と対象物以外の画像から構成される訓練データを十分に用意することが必要である。

図 11 に、コンテナターミナルの地面にコンテナを設置するための地上マーク（白線部分）の写真を示す。現在、この地上マークの検出にも提案手法を適用することが可能と考えている。

## 5. むすび

本論文では、屋外環境下における 2 次元の標準形状を有する対象物を検出する手法として、認知科学の知見である「部分-全体文脈による認識」を応用して、対象物の全体テンプレートと、それを分割して作成した複数の部分テンプレートで計算した特徴量を、線形判別法に基づいて識別判定する拡張テンプレートマッチングの手法を提案した。そして、屋外環境下における対象物の例として、コンテナの隅金具の検出実験を行い、提案手法の有効性を確認した。

ところで、コンテナの隅金具は、コンテナの上面に対称に 4 個配置されている。したがって、4 個の隅金具と太陽の位置関係はすべて異なっている。そして、幾何学的には 2 個の隅金具の位置を検出できれば、コンテナの位置決めが可能になる。実験の結果、隅金具単体の検出成功率は 0.89 であり、4 個のうち 2 個以上の隅金具が検出できる確率は 0.995 以上になる。これは、実用化が可能な数値であり、クレーンでコンテナを自動的にハンドリングすることの目的が得られた。

今後の課題は、提案手法を隅金具以外の別の対象物にも適用して、汎用性があることを証明することである。その場合、多量の訓練データやテストデータを用意する必要があることが、検証上の課題である。1 つの候補として、コンテナ位置決め用の地上マーク（図 11）がある。これは、応用上のニーズもあるので、今後確認する予定である。

（平成 16 年 4 月 2 日受付，平成 16 年 7 月 13 日再受付）

## 文 献

- (1) M. Takagi and H. Shimoda: "Handbook of Image Analysis", University of Tokyo Press (1991) (in Japanese)  
高木幹雄・下田陽久編:「画像解析ハンドブック」, 東京大学出版会 (1991)
- (2) F. Saitoh: "Robust Image Matching for Occlusion Using Vote by Block Matching", *T. IEICE*, Vol.J84-D-II, No.10, pp.2270-2279 (2001-10) (in Japanese)  
齊藤文彦:「ブロック照合投票処理を用いた遠へに強い画像マッチング」, 信学論, J84-D-II, 10, pp.2270-2279 (2001-10)
- (3) S. Kunimitsu, H. Asama, K. Kawabata, and T. Mishima: "Detection of Object under Outdoor Environment with Binary Edge Image for Template", *IEEJ Trans. EIS*, Vol.124, No.2, pp.480-488 (2004-2) (in Japanese)  
國光 智・浅間 一・川端邦明・三島健徳:「2 値エッジ画像のテンプレートによる屋外環境下にある対象物の検出」, 電学論 C, 124, 2, pp.480-488 (2004-2)
- (4) R. Brunelli and T. Poggio: "Face Recognition: Features versus Templates", *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.15, No.10, pp.1042-1052 (1993)
- (5) S. Kunimitsu, H. Asama, and K. Kawabata: "Measurement of Relative Position of Container with Image Processing for Automatic Container Cranes", *IEEJ Trans. EIS*, Vol.121, No.5, pp.882-891 (2001-5) (in Japanese)  
國光 智・浅間 一・川端邦明:「コンテナクレーン自動化のための画像を用いたコンテナ相対位置測定」, 電学論 C, 121, 5, pp.882-891 (2001-5)
- (6) D. E. Rumelhart: "Introduction to HUMAN INFORMATION PROCESSING", John Wiley & Sons, Inc. (1977) (in Japanese)  
D・E・ルーメルハート著/御領謙訳:「人間の情報処理—新しい認知心理学へのいざない—」, サイエンス社 (1979)
- (7) 石井健一郎・上田修功・前田英作・村瀬 洋:「わかりやすいパターン認識」, オーム社, pp.14-18 (1998)

### 國 光 智



(正員) 1961 年 2 月 8 日生。1983 年 3 月慶應義塾大学工学部計測工学科卒業。同年 4 月三菱重工業(株)入社、広島研究所配属。1999 年 10 月より理化学研究所へ出向。現在、同分散適応ロボティクス研究ユニットに所属。荷役機器における画像処理応用やパターン認識に関する研究に従事。計測自動制御学会会員

### 浅 間 一



(正員) 1959 年 1 月 18 日生。1984 年東京大学大学院工学研究科修士課程修了。1986 年理化学研究所化学工学研究室研究員補。工学基盤研究部技術開発促進室長を経て、2002 年 9 月より分散適応ロボティクス研究ユニットリーダー。2002 年 11 月より、東京大学人工物工学センターサービス工学部門教授。自律分散型ロボットシステム、知的データキャリアとその応用技術の開発等に従事。工学博士(東京大学)。1995 年日本機械学会ロボメック賞、RoboCup-98 Japan Open 人工知能学会賞(UTTORI United Team)、2001 年日本機械学会ロボメカ部門学術業績賞、日本産業デザイン振興会 2002 年グッドデザイン賞(新領域デザイン部門)等受賞。IEEE、日本ロボット学会、日本機械学会等の会員。

川端邦明 (正員) 1970年2月3日生。1992年法政大学工学部電気工学科電気電子工学専攻卒業。1994年同大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了。1997年同大学院工学研究科電気工学専攻後期博士課程修了。博士(工学)。同年理化学研究所基礎科学特別研究員として生化学システム研究室勤務。2000年同工学基盤研究部基盤技術開発室研究員。2002年9月より、同分散適応ロボティクス研究ユニット研究員。自律分散ロボットシステム、学習・進化システムに関する研究に従事。IEEE、日本ロボット学会、計測自動制御学会、人工知能学会、日本原子力学会等の会員。



三島健稔 (非会員) 1944年6月7日生。1973年明治大学大学院工学研究科博士課程修了。工学博士。1974年工業技術院電子技術総合研究所研究官。1979年同主任研究官。1992年城西国際大学設立に伴い経営情報学部教授。1993年埼玉大学教養学部教授、1995年同工学部教授、現在に至る。数式処理、多値論理の形式的体系の解析、論理関数方程式、非線形問題等の研究に従事。現在、主としてセキュリティシステムインテグレーションに関心を持っている。理化学研究所客員研究員、東京大学客員研究員。電子情報通信学会、情報処理学会、日本数学会、IEEE各会員。

