

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

正員 國光 智* 正員 浅間 一**
正員 川端 邦明* 非会員 三島 健稔***

Detection of Object under Outdoor Environment with Binary Edge Image for Template
Satoshi Kunimitsu*, Member, Hajime Asama**, Member, Kuniaki Kawabata*, Member,
Taketoshi Mishima***, Non-member

It proposes two expanding techniques for template matching to detect the specific object under the outdoor environment. The edge image is used under the outdoor environment so far. The first technique is that the template converts the edge image into the binary edge image. And the template of the binary edge image is matched to an unknown edge image. The second technique is template matching considered the weight of the template of the binary edge image. They become robust for the change in the edge image compared with template matching between the edge images under the outdoor environment.

キーワード：パターン認識，テンプレートマッチング，テンプレート，検出，エッジ画像，2値画像，屋外環境

Keywords: Pattern recognition, Template matching, Template, Detection, Edge image, Binary image, Outdoor environment

1. まえがき

画像を利用して屋外環境下にある対象物を検出する研究は、交通流監視⁽¹⁾、道路白線⁽²⁾・道路標識認識⁽³⁾、前方・踏み切り障害物検出⁽⁴⁾等 ITS・交通応用の分野で盛んに行なわれている。また、その他にも、例えばコンテナの隅金具検出⁽⁵⁾等の研究がある。

このように、屋外環境下にある対象物の検出に関するニーズは、最近多くなってきている。しかし、一方、屋外環境下の画像処理の一般的な認識は、非常に困難というものである。その主な理由は、屋外環境下では、まず(1)対象物の照明条件が多様に変化すること、次に(2)対象物の表面性状が不規則に変化すること等が原因で、画像上の対象物の明るさ(濃度)分布が多様に変化するからである。

例えば、屋外環境下の1日の照度は、数[lx]から最大 10

数万[lx]の間で変化する。しかも、これは連続的ではなく、天候、特に雲の状態によって不規則に変化する。また、仮に同じ照度であっても、対象物と周辺の状態、及び太陽との相対的な位置関係によって、対象物の濃度分布は多様に変化する。

一方、屋外環境下にある対象物は、雨天による水の付着や、紫外線による変色や変質、さらに油や汚れの付着等により、その表面性状は不規則に変化する。そして、その結果として、対象物の濃度分布は多様に変化する。

そこで、本論文では、屋外環境下にある対象物を形状が変化しない人工物に限定し、その検出手法として、パターン認識の基本であるテンプレートマッチング⁽⁶⁾を利用して、屋外環境下にある対象物を検出する手法を提案する。

従来、テンプレートマッチングを屋外環境下に応用した研究⁽¹⁾⁽⁵⁾では、主にエッジ画像を利用している。その理由は、エッジ画像が物体の輪郭線等濃度分布が急峻に変化する部分を強調する画像で、濃淡画像と比較すると照明条件の変化の影響を受け難いという特徴を持つからである。しかし、一方、エッジ画像は、わずかな画像の変化や位置ずれ等があると、類似度⁽⁶⁾が低下し易く、対象物の検出能力の点に課題がある。

そこで、本論文では、屋外環境下にある対象物の検出に対して、基本的にはエッジ画像を利用するものの、エッジ

* 理化学研究所
〒351-0198 埼玉県和光市広沢 2-1
RIKEN

** 東京大学
〒153-8904 東京都目黒区駒場 4-6-1
The University of Tokyo

*** 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

画像の課題であるわずかな画像の変化や位置ずれ等があっても、従来手法と比較して対象物の検出が頑健になるテンプレートマッチングの拡張手法を2つ提案する。

第1の提案手法は、対象物のエッジ画像を2値化処理して作成した2値エッジ画像をテンプレートとし、未知のエッジ画像とマッチングを行うという手法である。

第2の提案手法は、類似度を計算する前に、テンプレートである2値エッジ画像の各画素の濃度(0と1)に対応する未知のエッジ画像の濃度に適当な重み付けをした後マッチングを行うという手法である。

本論文と関連のある研究としては、エッジ画素が生成するポテンシャル場を用いることによって、固有空間でのマッチング特性を緩やかにし、位置ずれに対する頑健性を向上する方法の提案⁷⁾がある。ただし、この方法は固有空間領域でのエッジポテンシャル画像同士の比較であり、本論文で提案する2値エッジ画像とエッジ画像という異種の画像間の比較とは手法が異なる。

以下2章では、提案手法を説明する。3章では、提案手法の有効性を、屋外コンテナの隅金具検出に適用した実験結果を基に述べる。4章では、実験結果の考察、最後に、5章で、結論と今後の課題について述べる。

2. 提案手法

(2.1) では、テンプレートマッチングの原理と課題について簡単に説明する。(2.2) では、第1の提案手法である2値エッジ画像とエッジ画像をマッチングする方法について説明する。(2.3) では、第2の提案手法であるテンプレートである2値エッジ画像の各画素に対応する未知のエッジ画像に適当な重み付けをしてマッチングする方法について説明する。

(2.1) テンプレートマッチングの原理と課題 テンプレートマッチング⁸⁾は、対象物のパターン(濃度分布)をテンプレートとして記憶し、未知画像と画素単位で比較して類似度を算出し、対象物を検出する手法である。屋外環境下への応用においては、類似度の算出方法として、照明条件の変化に頑健な正規化相関係数を利用する事例が多い。正規化相関係数 $R(x, y)$ は、 $f(x+m, y+n)$ を未知画像、 $g(m, n)$ をテンプレート、さらに \bar{f} 、 \bar{g} を各々の平均濃度とすると、次式で計算できる。

$$R(x, y) = \frac{\sum_m \sum_n (f(x+m, y+n) - \bar{f})(g(m, n) - \bar{g})}{\sqrt{\sum_m \sum_n (f(x+m, y+n) - \bar{f})^2} \sqrt{\sum_m \sum_n (g(m, n) - \bar{g})^2}} \quad (1)$$

さらに、検出した正規化相関係数 $R(x, y)$ を、対象物判定用閾値 j^* を基に次式で評価すれば、検出領域が対象物かどうかを判定できる。

表1 照明条件と位置ずれの影響比較

Table 1. Comparison of influence on lighting condition and difference between positions.

Image	Influence on change of lighting condition	Influence on difference between positions
Gray image	Large (Change of brightness distribution)	Smaller than edge image (Continuity of brightness distribution)
Edge image	Smaller than gray image (Under the conditions of edge existing)	Large (Difference between positions)
Binary image	Large (Difficulty in deciding threshold)	Smaller than edge image

$$\left. \begin{array}{l} \text{If } R(x, y) > j^* \text{ then Successful detection} \\ \text{else Impossible detection} \end{array} \right\} \dots\dots\dots (2)$$

ここで、対象物判定用閾値 j^* は、学習によって設定する値であり、具体的には、対象物以外の領域の類似度の最大値である。 j^* をこのように設定することで、 j^* より大きい類似度を持つ領域は、確実に対象物と判定できる。しかし、対象物の位置を正しく検出している場合、類似度が j^* 以下の場合には、「検出不能」という判定になる。統計学の分野では、これを「第1種の誤り⁹⁾」と呼んでいる。なお、(2)式では、対象物の位置を正しく検出していない場合も、「検出不能」という判定になる。本論文では、「第1種の誤り」と、それ以外の「検出不能」を区別して扱う。

ところで、従来のテンプレートマッチングは、テンプレートと未知画像は基本的に同じ種類の画像であり、用途に応じて利用する画像が選択されてきた。例えば、照明条件の制限が可能な屋内環境下では、濃淡画像や2値画像、それが困難な屋外環境下ではエッジ画像という具合である。

表1に、テンプレートマッチングにおける各画像の照明条件と位置ずれの影響を比較した結果を示す。

屋外環境下にある対象物をテンプレートマッチングにより検出するには、まず第1に照明条件の変化への適応が重要である。従って、表1より利用する画像の種類は、エッジ画像以外に選択の余地は無い。しかし、エッジ画像は、テンプレートマッチングを行なう上で、画像の変化や位置ずれの影響を受け易く、対象物の検出に十分有効な画像であるとは言い難い。そこで、エッジ画像の有する照明条件の変化に対する頑健性と、画像の変化や位置ずれに対する頑健性を併せ持つテンプレートマッチングの拡張手法を提案する。

(2.2) 2値エッジ画像によるマッチング 本論文では、屋外環境下にある対象物を検出する手法として、対象物の2値エッジ画像をテンプレートとし、未知のエッジ画像との間でテンプレートマッチングを行う手法を提案する。テンプレートマッチングを行うための具体的な計算式は、従来手法と同じ(1)式と(2)式を利用する。

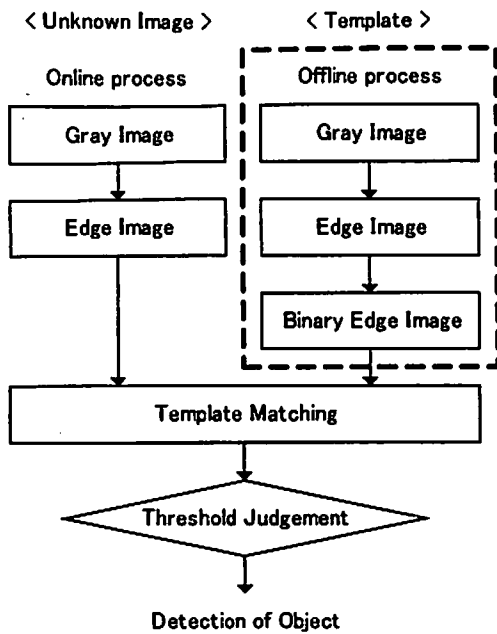


図1 提案するテンプレートマッチングの処理フロー
Fig. 1. Proposal flow of template matching.

図1に、提案するテンプレートマッチングの処理フローを示す。ここで、提案手法が有効に機能するためには、テンプレートである対象物の2値エッジ画像の構成に依存する。そこで、以下、2値エッジ画像のテンプレートを作成する方法の一例を説明する。

まずあらかじめ、対象物の典型的なパターンを持つ濃淡画像を準備する。例えば、間接照明で撮影したときの画像である。この濃淡画像から、テンプレート用の対象物のエッジ画像を作成する。なお、このエッジ画像には、対象物の形状を特徴付ける輪郭線を識別できる程度の画像分解能が必要である。

次に、屋外環境下にある対象物を、可能な限り異なる照明条件で撮影した画像を、上記と同じエッジの検出方法でエッジ画像に変換して、学習用データとする。この学習用データには、各々対象物が1つずつ存在し、かつ対象物の大きさはテンプレートの大きさを基準に正規化してある。さらに、各学習データ上の対象物の位置は、予め人が直接モニタ画面を見て指定する等、何らかの方法で計算機上に記録しておくものとする。

以上の準備の基で、テンプレート用のエッジ画像と学習用データ（エッジ画像）より、2値エッジ画像のテンプレートを作成する計算手順を以下に記す。

- STEP1: 仮の2値化閾値 $i=1$ とする。
- STEP2: 対象物のエッジ画像を i で2値化して、仮の2値エッジ画像を作成する。
- STEP3: 仮の2値エッジ画像と全ての学習用データとの間でテンプレートマッチングを行う。そして、その結果である検出した位置と類似度を記録する。
- STEP4: 各学習用データに対して、検出した位置と対象物

の位置が一致していれば判定フラグを1、そうでなければ0として記録する。

- STEP5: 全学習用データの中で、判定フラグが0で、かつ類似度が最大のものを探索し、仮の判定用閾値 j とする。
- STEP6: 全学習用データの中で、判定フラグが1で、かつ類似度が j より大きい学習用データの数 x をカウントする（検出成功数のカウント）。
- STEP7: i が終了条件 ($i < 254$) 以内ならば、 $i=i+1$ としてSTEP2へ、そうでなければSTEP8へ。
- STEP8: 全ての i の中で、 x の最大値を探索する。そして、そのときの i を2値化閾値 i^* とする。またそのときの j を正式な対象物判定用閾値 j^* 、さらにそのときの2値エッジ画像を正式なテンプレートとする。

以上の計算手順により、2値エッジ画像のテンプレートを作成できる。また、同時に、対象物判定用閾値 j^* も設定できる。

この2値エッジ画像のテンプレートと、屋外環境下で撮影した未知のエッジ画像との間で、(1)式を基にテンプレートマッチングを行い、その結果を(2)式により判定して対象物を検出するという手法が、第1の提案手法である。

(2-3) 未知画像の重み付けによるマッチング テンプレートマッチングにより、対象物の位置を正しく検出しているも、(2)式で類似度が対象物判定用閾値 j^* 以下の場合、「第1種の誤り（検出不能）」と判定される。これは、対象物以外の領域を誤検出することを防止するために必要な処置である。

そこで、第1の提案手法において、この「第1種の誤り」を減らす手法として、テンプレートである2値エッジ画像の各画素の濃度（0と1）に対応する未知のエッジ画像の各画素の濃度に適当な重み付けをした後に、テンプレートマッチングをするという手法を提案する。この手法によって、対象物のエッジ領域以外の濃度分布の変化を低減することが可能であり、対象物の検出が頑健になることを期待できる。

第2の提案手法における正規化相関係数 $R(x, y)'$ は、 $f(x+m, y+n)$ を未知画像、 $g(m, n)$ をテンプレート、 ω を重み係数、 \bar{f} を重み係数 ω を考慮した未知画像の平均濃度、 \bar{g} をテンプレートの平均濃度とすると、次式で与えられる。

$$R(x, y)' = \frac{\sum_m^M \sum_n^N (f(x+m, y+n) \cdot \omega - \bar{f}) (g(m, n) - \bar{g})}{\sqrt{\sum_m^M \sum_n^N (f(x+m, y+n) \cdot \omega - \bar{f})^2} \sqrt{\sum_m^M \sum_n^N (g(m, n) - \bar{g})^2}} \quad \dots\dots\dots (1)'$$

以下、重み係数 ω を決定する計算手順の一例を記す。なお、ここでも、2値エッジ画像のテンプレートの作成に用いた学習用データを使用する。

- STEP1: 仮の重み係数 $\omega=0.1$ を設定する。
- STEP2: 2値エッジ画像と全ての学習用データとの間でテンプレートマッチングを行う。このとき、2値エッジ画像の黒領域(0)に対応する未知のエッジ画像の濃度分布に重み係数 ω を乗じた後マッチング計算をする。そして、その結果である検出した位置と類似度を記録する。
- STEP3: 各学習用データに対して、検出した位置と対象物の位置が一致していれば判定フラグを 1, そうでなければ 0 として記録する。
- STEP4: 全学習用データの中で、判定フラグが 0 で、かつ類似度が最大のものを探索し、仮の判定用閾値 j とする。
- STEP5: 全学習用データの中で、判定フラグが 1 で、かつ類似度が j より大きい学習データの数 x をカウントする(検出成功数のカウント)。
- STEP6: ω が終了条件 ($\omega < 1.0$) 以内ならば、 $\omega = \omega + 0.1$ としてSTEP2へ、そうでなければSTEP7へ。
- STEP7: 全ての ω の中で、 x の最大値を探索する。そして、そのときの ω を重み係数 ω^* とする。またそのときの j を正式な対象物判定用閾値 j^* とする。

上記計算手順により、重み係数 ω^* と新しい対象物判定用閾値 j^* とを同時に設定できる。

テンプレートである2値エッジ画像の黒領域(0)に対応する未知のエッジ画像の領域に重み係数 ω^* を乗じた後、(1)式を基に類似度を求め、それを(2)式により判定して対象物を検出するという手法が、第2の提案手法である。

3. 屋外環境下での隅金具検出実験

屋外環境下にあるコンテナの隅金具検出実験の結果を例に、本論文で提案する手法の議論、評価を行なう。(3.1)では、実験対象の概要について説明する。(3.2)では、実験方法について説明する。(3.3)では、実験結果について説明する。

(3.1) **コンテナの隅金具検出** 図2に、コンテナクレーンの外観を示す。コンテナクレーンは、コンテナターミナルの岸壁とコンテナ船との間で、コンテナの船積みや陸揚げの荷役作業を行う専用のクレーンである。現在、荷役作業の効率化を目的に、各種自動化技術の開発が行なわれている。例えば、コンテナのハンドリング作業を自動化するために、クレーンの吊具の四隅に設置したカメラで、目標コンテナの上面四隅にある各隅金具を検出し、それらを統合して、吊具と目標コンテナの相対位置を測定する技術の開発が進められている⁶⁾。図3に、吊具と目標コンテナの相対位置を測定するためのカメラ配置を示す。

図4に、吊具上のカメラからコンテナを撮影した画像の例を示す。図4(a)は昼、(b)は夜撮影したものである。

これらの画像より、屋外環境下にあるコンテナ(隅金具)の照明条件は、大きく変化することを確認できる。そして、このような画像から隅金具の位置を確実に検出すること

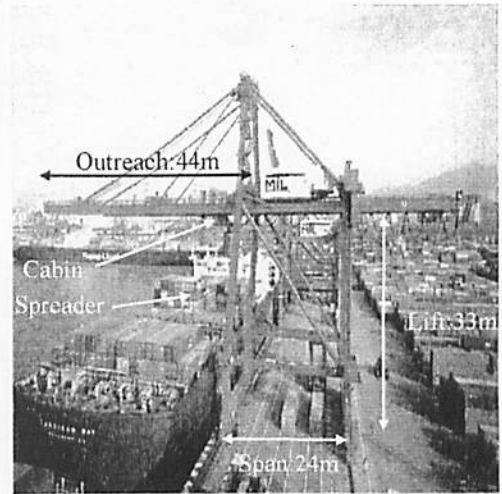


図2 コンテナクレーン

Fig. 2. Quayside gantry crane.

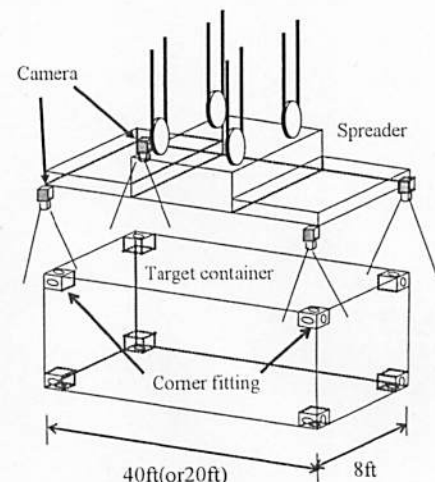


図3 カメラ配置

Fig. 3. Arrangement of cameras.

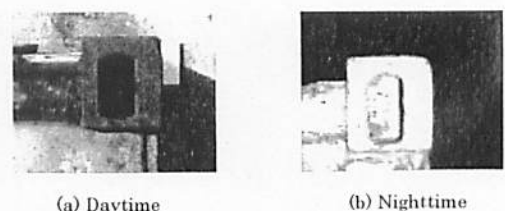


図4 コンテナの隅金具付近の画像

Fig. 4. Images of container around a corner fitting.

が、吊具と目標コンテナの相対位置を測定する技術を開発する上での重大な課題になっている。

(3.2) **実験方法** 196枚(内訳: 昼撮影 129枚, 夜撮影 67枚)の隅金具を含むコンテナの画像に対して、大きさを正規化後エッジ画像に変換して、2値エッジ画像のテンプレートを作成するための学習用データとした。エッジの検出方法は、Sobelオペレータを利用した。一方、2値エッジ画像のテンプレートを作成するためのエッジ画像は、

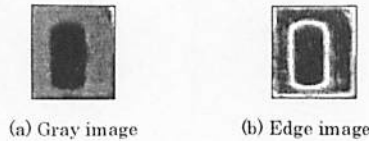


図5 隅金具の画像
Fig. 5. Images of corner fittings.

学習用データの中で昼撮影した4枚の濃淡画像を平均化後、Sobelオペレータを利用して作成した。図5に、2値エッジ画像のテンプレートを作成するための隅金具の画像を示す。図5(a)が濃淡画像の平均画像、(b)が(a)を基に作成したエッジ画像である。各画像の大きさは、41[pixel]×45[pixel]で、1[pixel]は約4[mm]に相当している。

さらに、提案手法の有効性を検証するため、上記学習用データとは別に714枚の隅金具を含むコンテナの画像データ(内訳:昼撮影588枚,夜撮影126枚)を評価用データとして用意した。

以上の準備の基に、次に示す実験を行なった。

実験1: テンプレート用の隅金具のエッジ画像に対して、2値化閾値*i*を設定して2値化後、学習用データとテンプレートマッチングを行ない、対象物の検出成功率を調べる。そして、対象物の検出成功率が最大になる2値化閾値*i*で作成した2値エッジ画像をテンプレートとする。

実験2: 重み係数 ω を設定した学習用データと、2値エッジ画像のテンプレートでテンプレートマッチングを行ない、重み係数 ω の効果を調べる。

実験3: 学習用データに対して、従来の濃淡画像同士とエッジ画像同士のテンプレートマッチングを行ない、提案手法の検出成功率と比較する。

実験4: 実験3と同様に、評価用データに対して、従来の濃淡画像同士とエッジ画像同士のテンプレートマッチングを行ない、提案手法の検出成功率と比較する。

(3.3) 実験結果

(1) 実験1

図6に、2値化閾値(の抜粋)と学習用データに対する隅金具の検出成功率の関係を示す。隅金具の検出成功率は、2値化閾値*i*によって変化し、かつピーク値を持つことを確認できる。同図より、2値化閾値*i*=52[階調]のとき、検出成功率は最大0.883になる。そこで、2値エッジ画像を作成する最適な2値化閾値*i**を52[階調]、対象物判定用閾値*j**を、そのときの隅金具以外の領域での最大類似度である0.414に設定した。

図7に、図5(b)に示す隅金具のエッジ画像を2値化処理して作成した2値エッジ画像の例を示す。同図中の数値は、2値化閾値*i*であり、数値が大きくなるほど白領域(1)の面積は小さくなる。なお、図7(c)の2値化閾値*i*=95[階調]は、図5(b)に示す隅金具のエッジ画像に対して、判別分析法⁶⁾で求めた2値化閾値に相当する。これより、最適な

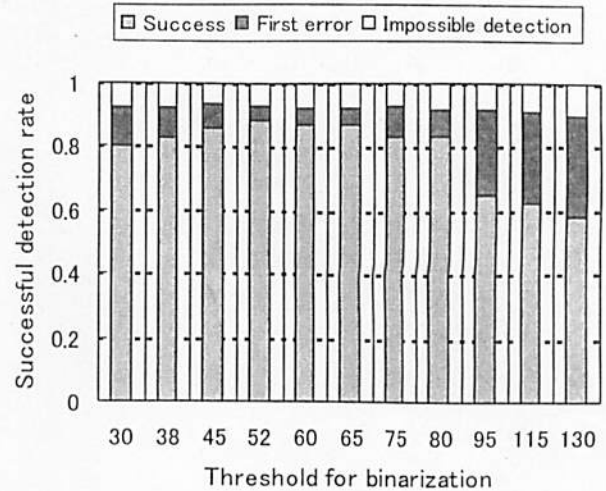


図6 2値化閾値と隅金具の検出成功率の関係
Fig. 6. Relationship between threshold for binarization and successful detection rate of corner fittings.

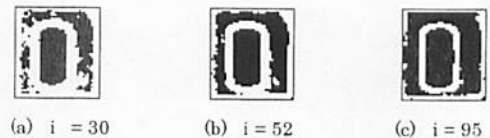


図7 2値エッジ画像の例
Fig. 7. Examples of the binary edge image.

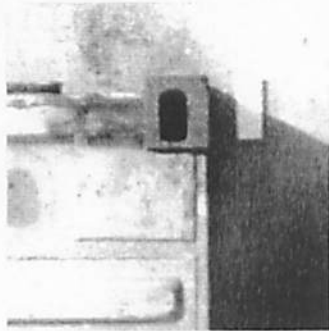
2値エッジ画像は、判別分析法で得られる2値エッジ画像よりも白領域(1)が多いことが判る。この白領域(1)の増加分が、画像の変化や位置ずれの影響を吸収するのに重要であると考えている。

一方、図6より、2値化閾値に対して、「検出不能」の割合はほとんど変化していないことが判る。これより、適切な2値化閾値*i*の設定は、「第1種の誤り」を減らす効果があると考えられる。

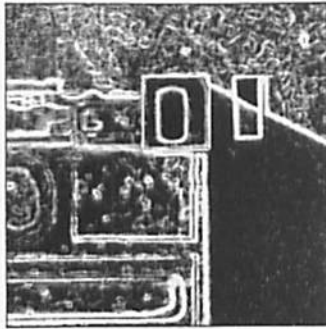
図8に、2値エッジ画像のテンプレートと学習用データ(エッジ画像)と間でテンプレートマッチングを行ない、検出領域を表示した画像の例を示す。図8(a),(b)は隅金具の検出を成功した例、(c),(d)は失敗した例である。ここで、(a)と(c)は原画像(濃淡画像)、(b)と(d)はエッジ画像で、長方形の白線枠内が検出領域である。図8(c),(d)では、隅金具よりも地面上にあるコンテナの設置場所を示す白線マークの類似度が高く、誤検出している。これが、対象物判定用閾値*j**を設定した画像である。

(2) 実験2

図9に、重み係数 ω と隅金具の検出成功率の関係を示す。同図より、隅金具の検出成功率は重み係数 ω によって変化し、かつピーク値を持つことを確認できる。なお、重み係



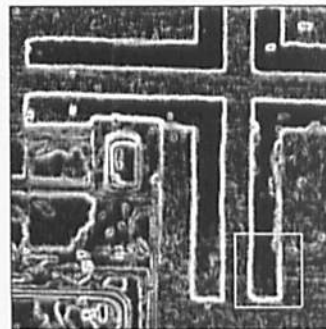
(a) Original image 1



(b) Detection result of original image 1 ($R(x, y)=0.776$)



(c) Original image 2



(d) Detection result of original image 2 ($R(x, y)=0.414$)

図8 テンプレートマッチングによる検出例

Fig. 8. Example of detection by template matching.

数 $\omega=1.0$ は、実験1の単に2値エッジ画像と未知のエッジ画像との間でテンプレートマッチングした場合に相当する。ここでは、重み係数 $\omega=0.7\sim 0.8$ のときに、検出成功率

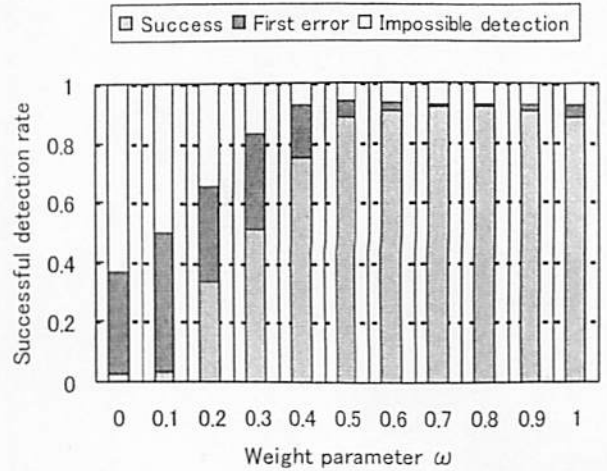


図9 重み係数 ω と隅金具の検出成功率の関係

Fig. 9. Relationship between weight parameter ω and successful detection rate of corner fittings.

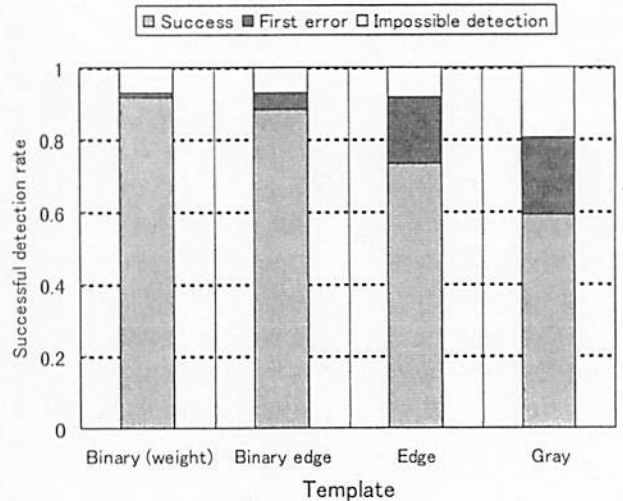


図10 テンプレートの種類と隅金具の検出成功率の関係

Fig. 10. Relationship between template and successful detection rate of corner fittings for training data.

は最大0.918になった。そこで、最適な重み係数 ω^* を0.75、対象物判定用閾値 j^* はそのときの隅金具以外の領域の最大類似度である0.520に設定した。

図9より、重み係数 ω が0.4~1.0の範囲においては、「検出不能」の割合はほとんど変化していない。これより、適切な重み係数 ω の設定は、単なる2値エッジ画像とのマッチングよりも、さらに「第1種の誤り」を減らす効果があると考えられる。

(3) 実験3

図10に、テンプレートの種類と学習用データに対する隅金具の検出成功率の関係を示す。ここで、エッジ画像の検出成功率は0.735、濃淡画像は0.592である。

同図より、本論文で提案する2値エッジ画像とのマッ

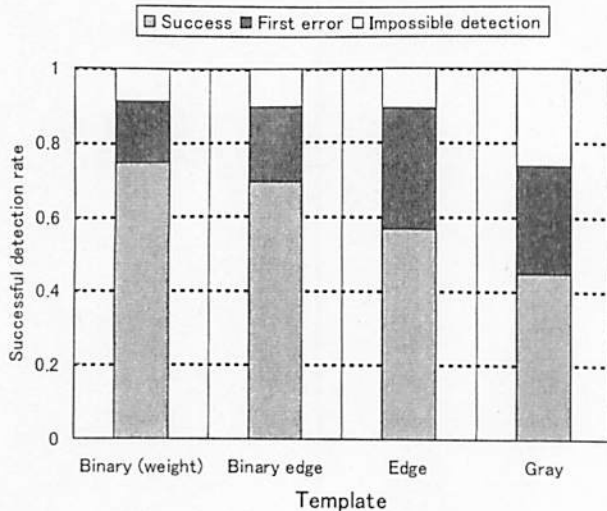


図 11 テンプレートの種類と隅金具の検出成功率の関係
Fig. 11. Relationship between template and successful detection rate of corner fittings for test data.

ング, さらに重み係数 ω を考慮したマッチングが, 従来のエッジ画像同士や濃淡画像同士とのマッチングと比較して, 屋外環境下にある隅金具の検出に有効であることを確認できる。

(4) 実験 4

図 11 に, テンプレートの種類と評価用データに対する隅金具の検出成功率の関係を示す。図 10 と比較して, 検出成功率は全般的に低下しているものの, 本論文で提案する 2 値エッジ画像とのマッチング(検出成功率 0.692)と, 重み係数 ω を考慮したマッチング(同 0.746)は, 従来のエッジ画像同士(同 0.567)や濃淡画像同士(同 0.450)のマッチングと比較して検出成功率が高く, 屋外環境下にある隅金具の検出に有効であることを確認できる。

4. 考 察

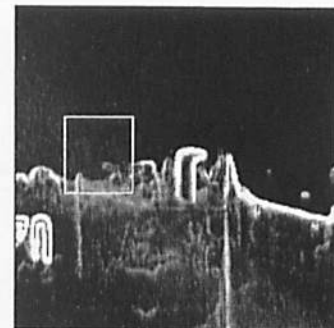
〈4・1〉 提案手法の有効性と課題 図 10 と図 11 に示した検出成功率の比較により, 本論文で提案する 2 値エッジ画像とのマッチング, さらに重み係数 ω を考慮したマッチングが, 従来のエッジ画像同士や濃淡画像同士のマッチングと比較して, 屋外環境下にある対象物(隅金具)の検出に有効であることを確認できる。

なお, 図 10 と図 11 において, 濃淡画像を除くと各テンプレートに対する「検出不能」が占める割合は, ほぼ同じである。これより, 本論文の各提案手法は, 従来のエッジ画像同士のマッチングに対して, 「第 1 種の誤り」を減らす効果があると考えられる。

また, 図 11 は, 図 10 と比較すると, 全般的に「第 1 種の誤り」が増加し, 「検出成功」の割合が低下している。これは, テンプレートマッチングで抽出した隅金具の割合は同等であるが, 類似度が対象物判定閾値 j^* 以下のために, 「検出成功」とは評価されなかった割合が高いことを示し



(a) Original image



(b) Detection result

図 12 隅金具の検出が困難な例

Fig. 12. Example of difficulty for detecting corner fittings.

ている。この主な原因は, 実験 4 の評価用データが, 耐環境性を確認する目的で, 撮影条件を故意に設定する等, 学習用データよりも多様な照明条件の画像データが多いためと考えている。

図 12 に, 本論文の提案手法においても検出が難しい画像の例を示す。これは, 日照によって隅金具(コンテナ)の輪廓線と背景の区別が人間でも困難な場合である。この画像は提案手法でも隅金具の検出は困難であり, その対策の確立は今後の課題である。

図 13 に, 「第 1 種の誤り」を引き起こす典型的な例である降雨のときの画像の例を示す。降雨により画像全体のコントラストが低下し, それに対応して類似度も低下するようである。屋外環境下では降雨は必至であり, 実用化のためには, その対策の確立も重要な課題である。

〈4・2〉 画像の大きさ・回転の影響 図 14 に, 濃淡画像, エッジ画像, 2 値エッジ画像の 3 種類のテンプレートに対して, ある未知の画像の倍率を変化させて, テンプレートマッチングを行い, 正規化相関係数を計算した結果(回転角度は $0[\text{deg}]$ で固定)を示す。また, 図 15 に, 同様に 3 種類のテンプレートに対して, 同じ未知の画像の回転角度を変化させて, テンプレートマッチングを行い, 正規化相関係数を計算した結果(大きさ(倍率)は 1.0 倍で固定)を示す。

図 14 より, 未知の画像の倍率の変化に対して, 濃淡画像



図 13 第 1 種の誤りの例 (降雨)

Fig. 13. Example of first error for detecting corner fittings (raining).

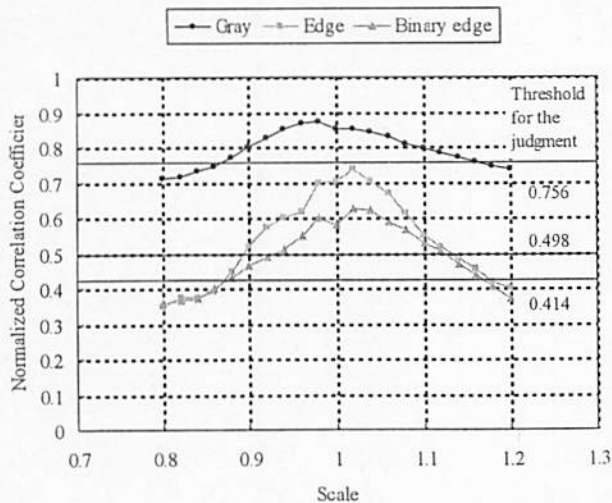


図 14 未知画像の倍率と正規化相関係数の関係
 Fig. 14. Relationship between scale of unknown image and normal correlation coefficient.

(対象物判定用閾値 $j^*=0.756$) < 2 値エッジ画像 ($j^*=0.414$) < エッジ画像 ($j^*=0.498$) のテンプレートの順に、類似度 (正規化相関係数) の変化が小さいことを確認できる。また、



図 15 未知画像の回転角度と正規化相関係数の関係
 Fig. 15. Relationship between rotation of unknown image and normal correlation coefficient.

対象物判定用閾値 j^* を考慮すると、2 値エッジ画像は、未知の画像の倍率の変化に対して、濃淡画像と同程度の対象物の検出能力があることを確認できる。

図 15 より、未知の画像の回転に対して、濃淡画像 < 2 値エッジ画像 < エッジ画像のテンプレートの順に、類似度 (正規化相関係数) の変化が小さいことを確認できる。また、対象物判定用閾値 j^* を考慮すると、2 値エッジ画像は、未知の画像の回転に対して、濃淡画像と同程度の対象物の検出能力があることを確認できる。

以上より、本論文で提案する 2 値エッジ画像のテンプレートと未知のエッジ画像のマッチングは、画像の変化、特に大きさや回転による位置ずれに対して、従来のエッジ画像同士のテンプレートマッチングよりも頑健であり、さらに濃淡画像同士のテンプレートマッチングにも劣らないことを確認できる。

5. むすび

本論文では、屋外環境下にある対象物の検出に基本的にはエッジ画像を利用するものの、エッジ画像の課題であるわずかな画像の変化や位置ずれ等があっても、従来手法と比較して対象物の検出が頑健になるテンプレートマッチングの拡張手法を 2 つ提案した。

第 1 の提案手法は、対象物のエッジ画像を 2 値化処理して作成した 2 値エッジ画像をテンプレートとして、未知のエッジ画像とマッチングを行うという手法である。

また、第 2 の提案手法は、類似度を計算する前に、テンプレートである 2 値エッジ画像の各画素の濃度 (0 と 1) に対応する未知のエッジ画像の濃度に適当な重み付けをした後マッチングを行うという手法である。

そして、屋外環境下にあるコンテナの隅金具検出実験の結果を例に、本論文で提案する手法が、従来手法と比較して有効であることを示した。

今後の課題は、本論文で提案する手法を適用しても、対象物が検出できない事例に対する対策の確立である。

対象物の検出が困難になる事例の大半は、対象物と背景を識別するためのコントラストが低下する場合(図12, 図13参照)である。これについては、単に与えられた画像を処理するというだけではなく、カメラ撮影時の露光量を変化させる等、撮影条件も含めたシステムとしての対応策の策定が重要である。また、撮影条件を変える手段として、複数のカメラで撮影する分散センシングの考え方⁽⁵⁾も有効である。

(平成15年4月4日受付, 平成15年8月13日再受付)

文 献

- (1) K. Takahashi, T. Kitamura, T. Kobayashi, Y. Satoh, and K. Kobayashi: "A Study on an intersection traffic flow observation method by image processing—A proposal and its evaluation of measuring traffic queue length", Technical Report of Ieice, PRMU98-pp.91-98 (1998-10) (in Japanese)
高橋一哉・北村忠明・小林芳樹・佐藤良幸・小林克年:「画像処理による交差点交通監視方法の研究—待ち行列長自動計測方法の提案と評価」, 信学技報 PRMU98-104, pp.91-98 (1998-10)
- (2) T. Nakamori, S. Kato, K. Sasaki, and M. Nakajima: "Development of In-Vehicle System for Measuring the "Quality Of Driving"", Proc. of the 6th Symposium on Sensing via Image Information (SSII 2000), pp.75-78 (2000-6) (in Japanese)
中森卓馬・加藤禎篤・佐々木幸一・中島真人:「「運転の室」定量化のための車載システム開発」, 第6回画像センシングシンポジウム講演論文集, pp.75-78 (2000-6)
- (3) H. Yamauchi and H. Takahashi: "A Recognition Technique of Road Signs Using Tracing Outline Vectors", Proc. of the 9th Symposium on Sensing via Image Information (SSII 03), pp.167-172 (2003-6) (in Japanese)
山内 仁・高橋浩光:「輪郭ベクトル追跡による道路標識の認識」第9回画像センシングシンポジウム講演論文集, pp.167-172 (2003-6)
- (4) M. Iwasa, Y. Kohashi, N. Ishikawa, K. Sasaki, and M. Nakajima: "Vehicle Front Scene Watching using a Single Camera for Urban Traffic", Proc. of the 9th Symposium on Sensing via Image Information (SSII 03), pp.133-136 (2003-6) (in Japanese)
岩佐ももる・小橋雄一郎・石川直人・佐々木幸一・中島真人:「単眼車載カメラによる市街地用車両前方監視システムの開発」, 第9回画像センシングシンポジウム講演論文集, pp.133-136 (2003-6)
- (5) S. Kunimitsu, H. Asama, and K. Kawabata: "Measurement of Relative Position of Container with Image Processing for Automatic Container Cranes", *TIEE Japan*, Vol.121-C, 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」, 電学論誌 C, 121, 5, pp.882-891 (2001-5)
- (6) 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)
- (7) T. Sugiura, Y. Nomura, and Y. Mitsuya: "A Study on Eigen-Space Method Applied to Edge Potential Images", *T. IEICE*, Vol. J84-D-II, No.9, pp.2162-2166 (2001-9) (in Japanese)
杉浦徳宏・野村由司彦・三矢保永:「エッジポテンシャル画像を用いた固有空間法に関する検討」, 通信学会論誌, J84-D-II, 9, pp.2162-2166 (2001-9)
- (8) 東京大学教養学部統計学教室編:「統計学入門」, 東京大学出版会 (1991)

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員。1979年同主任研究員。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。