方向符号化密度に基づいたスケーラブル画像探索*

高 氏 秀 則** 金 子 俊 一*** 田 中 孝 之†

Scalable Image Searching Method based on Orientation Code Density

Hidenori TAKAUJI, Shun'ichi KANEKO and Takayuki TANAKA

This paper aims to propose a fast image searching method from environmental observation images even in the presence of scale changes. A new scheme has been proposed for extracting feature areas based on a robust image registration algorithm called Orientation code matching. Extracted areas are stored as template images and utilized in image searching. As the number of template images grows, the searching cost becomes a serious problem. Additionally, changes of viewing positions cause scale change of an image and matching failure. In our scheme, richness in features is important for feature area generation and the entropy is used to evaluate the variety of edge directions which are stable to scale change of the image. This characteristic contributes to limitation of searching area and reduction in calculation costs. Scaling factors are estimated by orientation code density which means the percentage of effective codes in fixed size areas. An estimated scaling factor is applied to matching a scale of template images to one of observation images. Some experiments are performed in order to compare computation time and verify effectiveness of estimated scaling factor using real scenes.

Key words: image search, orientation code density, image scaling, template matching, entropy, robustness

1. 結 言

本論文の目的は、特徴量分布がある程度豊富な領域を参照画像（テンプレート画像）として利用し、その特徴量の密度に基づいたスケール推定により、スケール変化のある実画像に対応可能なロバストなテンプレート照合法を提案することである。

画像間の対応を決定するための画像照合技術は、生産ラインにおける位置決めや外観検査、欠陥検査などに利用され、画像処理技術を応用する実システム、いわゆるマシビジョンの分野において基礎となる技術のひとつである。現在、その応用範囲が広がるにつれ、照合処理のために特段整備されていない実環境、すなわち、位置、姿勢（回転）やスケール変化、透視的歪み、付加ノイズ、照明変動、遮蔽などの様々な不良条件下においてロバストに照合可能な手法が望まれている。提案手法は照合処理に適した領域を画像から抽出し、これを参照画像として利用するテンプレート照合法である。このような抽出処理と照合処理から成るテンプレート照合法は、例えば、ステレオ計測の対応点探索や動画画像解析におけるオプティカルフロー推定、ロボットビジョンにおけるランドマーク認識処理などに利用できる。また、提案手法において領域抽出時に用いる特徴量分布は、一般にテンプレート照合で探索対象となる孤立した物体において豊富となるため、事前に探索すべき対象が決まっている画像探索問題に対しても提案手法は広く適用可能であると思われる。

観測画像から特徴点を抽出する特徴抽出フィルタとして、近傍の明度値の分散を評価値に利用する Moravec オペレータ¹⁾ や SUSAN オペレータ²⁾ がある。また、画像を明度値で表現

された曲面と解釈し、二階微分により求めた曲率に基づき特徴点を抽出する方法、高階微分を微分とガウス平滑化により代用した Harris オペレータ³⁾、連続ビデオ画像上の特徴点追跡性を重視した KLT 特徴点抽出⁴⁾⁵⁾ がある。これらの手法は画像の明度分布そのものを特徴抽出フィルタの入力としているため、照明変動などの不良条件に対するロバスト性に課題がある。また、特徴抽出とその後行われる照合処理が独立しているため、抽出した領域が必ずしも照合処理に適した領域となるとは限らない。これを解決するため自己相関値分布を用いた手法⁶⁾ が提案されているが、ハードウェアによる高速化を重視し、相関演算に絶対差分を用いているため、不良条件に対するロバスト性が低い。正規化相関の導入により画像全体の一様な明度変化に対応できるが、激しい局所的な照明変動などの、いわゆる例外値に相当する不良条件に対するロバスト性を有していない。我々は局所的な照明変動、遮蔽、ハイライトなどの不良条件に対して強いロバスト性を有する方向符号照合法（Orientation code matching）⁷⁾⁸⁾ を用いて候補領域を抽出し、更に相関値分布を評価基準に特徴領域を選択する手法（ロバスタギング）⁹⁾ を提案し、抽出領域が照明変動に対して強いロバスト性を有することを確認した。本論文では不良条件に対するロバスト性を維持しつつ、照合時の更なる精度向上とスケール変化への対応を目的とした方向符号の密度を考慮した特徴領域抽出法を提案する。

参照画像（抽出した特徴領域）を対象画像から探索する場合、探索すべき照合領域がおかれる状況は位置が不明である場合、姿勢（回転）やスケール変化が生じている場合など様々である。本論文では、ロボットビジョンや画像計測分野などの実利用を想定した場合に対応が求められるスケール変化を扱う。特に、対象物とカメラ間の距離が変化し、画像全体が同じ倍率で変るスケール変化を扱う。形状特徴に基づいたスケール推定法として、ハフ変換により形状特徴を抽出し照合に利用する手法^{10)~12)} や曲線モーメントに基づく手法¹³⁾ な

* 原稿受付 平成 17 年 8 月 29 日

** 学生会員 北海道大学大学院（札幌市北区北 14 条西 9 丁目）

*** 正 会 員 北海道大学大学院

† 北海道大学大学院

どが提案されている。これらはスケール変化に加え、アフィン変換にも対応した手法であるものの、照明変動などの不良条件の影響を受けにくいと考えられているエッジなどの強いコントラスト部分を特徴として用いるため、様々に提案されているエッジ抽出アルゴリズムごとに結果が大きく変わってしまったり、エッジを多く含まない領域では精度が落ちるなどの問題点がある。一方、画像特徴を直接スケール推定に利用する手法は現在のところ見当たらない。ロバスタギングはテンプレート照合法を基礎としているため、大きなスケール変化に対しては拡大縮小版の参照画像を用いた走査が必要であり、探索には多くの時間を要する。本論文では画像特徴である参照画像に含まれる方向符号の密度をスケール推定に用い、更に探索範囲を限定することで探索を高速化する手法を提案する。

本論文の構成を述べる。2. ではロバスタギングにおけるエントロピーに基づいた特徴領域抽出法について述べる。3. では方向符号化密度を考慮した特徴領域抽出法を提案し、4. では方向符号化密度を用いたスケール推定法を提案する。また、5. では探索範囲の限定によるスケール変化に対応した画像探索の高速化について述べる。6. では画像照合実験を行い、6.1 ではスケール推定法の有効性を確認し、6.2 では探索時間の比較を行う。最後に7. でまとめる。

2. ロバスタギングにおける特徴領域抽出

ロバスタギングでは、未知環境における自由観測画像において顕著な特徴を有し、ある面積を占めるような特徴領域を「タグ」と呼び、それらの満たすべき条件を検討した。ロバスタギングにおける特徴領域抽出には、画像の明度自体ではなく、画像情報に特有の性質のひとつである方向符号⁷⁾⁸⁾を用いる。これは画素近傍における明度変化が最大となる勾配方向を量子化した値（整数値）であり、その分布は画像ごとの固有性が高いため、画像を表現する特徴量となる。明度の勾配方向は照明変動の影響が小さいことから、方向符号は照明変動に対してロバスタな特徴量である。

観測画像中からどのような領域を抽出すれば良いのか。従来より、適当なしきい値処理によって選択されたエッジ画素の稠密領域、いわゆるエッジ強度（或いは累積強度）に依存して特徴領域を抽出することがよく行われたが、我々はエッジ方向の多様性を評価することが重要と考えた。一般に画像計測において、特徴領域のエッジ方向が単純な直線パターンで構成され、その方向に偏りがあると、エッジに平行な方向で誤照合を起し計測精度に影響が出る。したがって、特徴領域の抽出にはエッジ方向の多様性が重要であり、エッジの方向性の分布を評価することが必要と考えた。この評価を行うためにエントロピー¹⁴⁾を導入し、特徴量分布の豊富さを表す豊富度を定義した。まず、画素 (x, y) を中心とする大きさ $M \times M$ の局所領域に含まれる各方向符号 i ($i = 0, 1, \dots, N$) の出現頻度を $h_{xy}(i)$ とすると、相対度数は

$$P_{xy}(i) = \frac{h_{xy}(i)}{M^2 - h_{xy}(N)} \quad (i = 0, 1, \dots, N-1) \quad (1)$$

となる。ここで $h_{xy}(N)$ は各画素において定義される方向符号のうち、画素近傍のコントラストが低いとして N に符号化される画素数であり、相対度数の定義より除外した。エント

Fig. 1 Feature areas based on orientation code entropy

Fig. 2 Local histograms $h_{xy}(i)$ ($i = 0, 1, \dots, 15$)

Fig. 3 Local areas, of which histograms are shown in Fig. 2

ロピー E_{xy} を次式で定義する。

$$E_{xy} = - \sum_{i=0}^{N-1} P_{xy}(i) \log_2 P_{xy}(i) \quad (2)$$

次に、 E_{xy} が予め設定したしきい値以下の場合は 0 とし、しきい値以上の値を 0 ~ 1 に正規化し、これを豊富度として定義する。提案手法では全画素位置で豊富度を算出し、これが局所領域において最大となる画素位置を特徴領域として抽出した。図 1 において枠で囲んだ領域が抽出した特徴領域である。ロバスタギングでは隣接地点から撮影した画像を用いて求めた相関値分布を評価基準として、抽出領域の更なる選択をすることになるが、詳細については参考文献⁹⁾に譲る。

上述のエントロピーは観測画像において特徴量分布の豊富な領域を自動抽出するために有効である。次の 3. において、このエントロピーによる抽出領域の照合率がより高くなるよう改良し、更に 4. においては、新たに導入する特徴量に基づいてスケール推定が行えることを示す。

3. 方向符号化密度を考慮した特徴領域抽出

本論文では、各画素において定義される方向符号 i ($i = 0, 1, \dots, N$) のうち、画素近傍のコントラストが低いとして N に符号化される符号を「無効符号」、その他の明度変化の勾配方向を表した符号 ($i = 0, 1, \dots, N-1$) を「有効符号」と呼ぶことにする。従来のロバスタギングにおける特徴領域抽出では、無効符号 N に符号化される画素を多く含み、有効符号 ($i = 0, 1, \dots, N-1$) が少ない領域が抽出される。これは局所領域に含まれる方向符号の分布のみを評価し、有効符号数を考慮していないからである。有効符号が少ない領域は利用できる情報が少ないため、対象画像から対応する領域を方向符号照合法を用いて探索する場合に誤照合を起しやすい。

図 2 は図 3 上の画素 $(x, y) = (170, 30)$, $(500, 50)$, $(500, 110)$ を中心とする大きさ 25×25 画素の局所領域に含

Fig. 4 Coded images (effective code = white, futile code = black)

Table 1 Joint probabilities of event I where the code becomes i , and event J where it is effective or futile

$P_{xy}^{\rho}(i, j)$	I	J		$P_{xy}^{\rho}(i)$
		Effective code	Futile code	
	0	$\frac{h_{xy}(0)}{M^2}$	0	$\frac{h_{xy}(0)}{M^2}$
	1	$\frac{h_{xy}(1)}{M^2}$	0	$\frac{h_{xy}(1)}{M^2}$
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
	$N-1$	$\frac{h_{xy}(N-1)}{M^2}$	0	$\frac{h_{xy}(N-1)}{M^2}$
	N	0	$\frac{h_{xy}(N)}{M^2}$	$\frac{h_{xy}(N)}{M^2}$
$Q_{xy}^{\rho}(j)$		$\frac{M^2 - h_{xy}(N)}{M^2}$	$\frac{h_{xy}(N)}{M^2}$	1

まれる有効符号 ($i = 0, 1, \dots, 15$) の出現頻度 $h_{xy}(i)$ である。ここでは、エントロピーを求める際の計算コストを考慮し、方向符号数として $N = 16$ を用いた。(a) 壁に貼り付けたポスター領域や (b) 飾り領域は方向符号の分布が多様であり、エントロピー E_{xy} はそれぞれ、 $E_{170,30} = 3.97$, $E_{500,50} = 3.91$ と高い値になる。一方、(c) 机の端のエッジ部分では、同一の方向符号が多く含まれるためエントロピーは $E_{500,110} = 2.15$ と低い値になる。(a) と (b) のエントロピーは共に高く、エントロピー、すなわち方向符号の分布に基づく評価では、これらは同様に情報が豊富であると判断される。図 4 は有効符号を白色、無効符号を黒色（ただし黒の外枠を除く）で表示した (a), (b), (c) それぞれの符号化画像である。これを見ると (a) に含まれる無効符号数は $h_{170,30}(N) = 13$ であり、(b) では $h_{500,50}(N) = 404$ とコントラストが低い画素を多く含み、情報量の豊富さという観点からすると (a) の方が相応しいと考えられる。これらの違いを評価するため、ここでは有効符号数を後述する方向符号化密度 ρ_{xy} として考慮した豊富度を新たに定義する。

画素 (x, y) を中心とする大きさ $M \times M$ の局所領域において、方向符号が i ($i = 0, 1, \dots, N$) となる事象 I を考え、その出現頻度を $h_{xy}(i)$ とすると、無効符号 N を含めた場合の相対度数は

$$P_{xy}^{\rho}(i) = \frac{h_{xy}(i)}{M^2} \quad (\text{ただし, } i = 0, 1, \dots, N) \quad (3)$$

となる。次に方向符号が有効 ($j = 0, 1, \dots, N-1$) か無効 ($j = N$) かを意味する新たな事象 J を導入すると、その相対度数 $Q_{xy}^{\rho}(j)$ は次式となる。

$$Q_{xy}^{\rho}(j) = \begin{cases} \frac{M^2 - h_{xy}(N)}{M^2} & \text{if } j = \text{Effective code} \\ \frac{h_{xy}(N)}{M^2} & \text{if } j = \text{Futile code} \end{cases} \quad (4)$$

提案手法では条件付きエントロピーの定義に基づき有効符号数を考慮する。事象 I と事象 J の結合確率は表 1 となり、条件付き確率 $P_{xy}^{\rho}(I|J) = P_{xy}^{\rho}(I, J)/Q_{xy}^{\rho}(J)$ は表 2 で表せ

Table 2 Conditional probabilities of event I given J

$P_{xy}^{\rho}(i j)$	I	J	
		Effective code	Futile code
	0	$\frac{h_{xy}(0)}{M^2 - h_{xy}(N)}$	0
	1	$\frac{h_{xy}(1)}{M^2 - h_{xy}(N)}$	0
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
	$N-1$	$\frac{h_{xy}(N-1)}{M^2 - h_{xy}(N)}$	0
	N	0	1

Fig. 5 A richness image based on orientation code density ($M = 25$, $\alpha_e = 0.65$)

る。したがって、条件付きエントロピーは次式で求まる。

$$\begin{aligned} E_{xy}^{\rho} &= \sum_j Q_{xy}^{\rho}(j) \sum_{i=0}^N \{-P_{xy}^{\rho}(i|j) \log_2 P_{xy}^{\rho}(i|j)\} \\ &= -\frac{M^2 - h_{xy}(N)}{M^2} \sum_{i=0}^{N-1} P_{xy}(i) \log_2 P_{xy}(i) \\ &\quad \text{ただし, } P_{xy}(i) = \frac{h_{xy}(i)}{M^2 - h_{xy}(N)} \\ &= \frac{M^2 - h_{xy}(N)}{M^2} E_{xy} \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、局所領域内における有効符号の密度を表した

$$\rho_{xy} = \frac{M^2 - h_{xy}(N)}{M^2} \quad (6)$$

を「方向符号化密度」と呼ぶことにすると、方向符号化密度を考慮した条件付きエントロピー E_{xy}^{ρ} は方向符号化密度 ρ_{xy} と従来のエントロピー E_{xy} との積で表現される。 E_{xy}^{ρ} の最大値 $E_{\max}^{\rho}$ は局所領域に無効符号を含まず ($h_{xy}(N) = 0$)、有効符号の分布が一様分布 $P_{xy}^{\rho}(i) = 1/N$ ($i = 0, 1, \dots, N-1$) に従うとき次式により得られる。

$$E_{\max}^{\rho} = -\sum_{i=0}^{N-1} \frac{1}{N} \log_2 \frac{1}{N} = \log_2 N \quad (7)$$

ここで、しきい値 α_e ($0 < \alpha_e < 1$) を設定し、 $\alpha_e E_{\max}^{\rho}$ 以上の画素の集まりを特徴領域の候補として考える。 $\alpha_e E_{\max}^{\rho}$ 以上の値を 0 ~ 1 に正規化し、それ以下の値を 0 と設定し、方向符号化密度を考慮した豊富度 R_{xy}^{ρ} を次式によって定義する。

$$R_{xy}^{\rho} = \begin{cases} \frac{E_{xy}^{\rho} - \alpha_e E_{\max}^{\rho}}{E_{\max}^{\rho} - \alpha_e E_{\max}^{\rho}} & \text{if } E_{xy}^{\rho} \geq \alpha_e E_{\max}^{\rho} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

図 5 は図 3 に対応する方向符号化密度を考慮した豊富度画像であり、 α_e として高いしきい値 (0.65) を設定している。(b) では符号化密度が $\rho_{500,50} = (25 \cdot 25 - 404)/(25 \cdot 25) = 0.35$ と低い値のため、評価値が $E_{500,50} = 3.91$ から $E_{500,50}^{\rho} = 0.35 \cdot 3.91 = 1.38$ と低くなる。(a) は方向符号化密度も $\rho_{130,70} =$

Fig. 6 Feature areas based on orientation code entropy and density

Fig. 7 Scale estimation based on orientation code density

0.98 と高く、評価値は $E_{130,70}^{\rho} = 3.62$ と高い値のままであり、豊富度画像上で明領域として表示される。また、(c) は方向符号化密度が $\rho_{500,110} = 0.88$ とある程度高いが、符号の分布の偏りのために評価値は $E_{500,110}^{\rho} = 1.90$ と低い値に留まり、豊富度画像上で黒で表示される。図 6 は R_{xy}^{ρ} が局所領域において最大となる位置を特徴領域として抽出した結果である。図 1 に示した従来の抽出領域と比較すると、(b) のように、方向符号化密度が低く誤照合を起こしやすい領域が抽出されなくなっている。

4. 方向符号化密度を利用したスケール推定

3. では未知の対象画像から特徴量の豊富な領域を自律的に抽出できることを示した。本節では、このようにある程度特徴量の豊富な画像パターンを参照画像とする場合において、方向符号化密度を利用したスケール推定法を提案する。図 6 を見ると、机上の置物やソファに置かれた人形、壁掛け時計などの背景とは区別可能な孤立した対象物を特徴領域として抽出している。以下ではこれを「孤立対象物」と呼ぶことにする。孤立対象物が抽出されるのは、その周囲縁の方向符号が領域全体の方向符号の多様性に強く寄与し、結果として豊富度が高くなるからである。また、方向符号化密度の導入により、領域の中心に対象物を捕らえやすくなっている。そこで、本論文では固定サイズの領域内に含まれる孤立対象物の有効符号の割合、すなわち方向符号化密度がスケール変化と相関関係をもつことをスケール推定に利用する。まず、孤立対象物のモデル化を行う。モデルとして孤立対象物を正方形とし、特徴領域が対象物を完全に囲むとした正方領域モデルと、対象物を長方形とし、その 2 つの短い辺が領域からはみ出した長方領域モデルの 2 つに分けてスケール推定をする。図 7(a) に正方領域モデル、図 7(b) に長方領域モデルを示す。更に複雑な形状にモデル化することでスケール推定精度を向上させることも可能であるが、本論文におけるスケール推定は、正確な値を求めること自体が目的ではなく、スケール推定値を用いることで、照合率を高めることを目的とする。したがって、

Fig. 8 Selecting template images suitable for scale estimation

モデル化に要する計算コストも考慮し、提案手法では照合に十分な推定値が得られる簡単なモデル化に留めた。正方領域モデルは $M \times M$ の領域内の孤立対象物を $m_T \times m_T$ の有効符号で満たされた正方形であるとモデル化し、これが対象画像上で $m_S \times m_S$ にスケール変化した場合を考える。この時スケール変化は $s_s = m_S / m_T$ で表される。方向符号化密度はそれぞれ、 $\rho_T = m_T^2 / M^2$ 、 $\rho_S = m_S^2 / M^2$ となるため、スケール変化は方向符号化密度を用いて次式で推定できる。

$$s_s = \frac{m_S}{m_T} = \sqrt{\frac{\rho_S}{\rho_T}} \quad (9)$$

ここで注意すべきことは、スケール推定には、モデル化の際に用いた形状特徴量 m_T 、 m_S ではなく、無効符号数 $h_{xy}^T(N)$ 、 $h_{xy}^S(N)$ から算出される方向符号化密度 $\rho_T = \{M^2 - h_{xy}^T(N)\} / M^2$ 、 $\rho_S = \{M^2 - h_{xy}^S(N)\} / M^2$ を用いることである。長方領域モデルにおいても同様に、方向符号化密度がそれぞれ、 $\rho_T = m_T M / M^2 = m_T / M$ 、 $\rho_S = m_S M / M^2 = m_S / M$ となるため、スケール変化 s_r は次式で推定できる。

$$s_r = \frac{m_S}{m_T} = \frac{\rho_S}{\rho_T} \quad (10)$$

方向符号化密度を利用したスケール推定ができるのは孤立対象物を捕らえた特徴領域である。したがって、3. で例として挙げたポスターの一部分を捕らえた領域のように領域全体が有効符号で満たされた領域は利用できない。提案手法では参照画像（テンプレート画像） $T_T = \{t_T(k) | k = 0, 1, \dots, K_T - 1\}$ （ただし、 K_T は参照画像数）を、その周辺部の方向符号化密度により、正方領域モデル、長方領域モデル、推定に不向きな領域の 3 つに分類後スケール推定を行った。図 8 に分類の流れを示す。まず、 $t_T(k)$ の方向符号化密度 $\rho_T(k)$ が、ある決められたしきい値 ρ_{TH} 以下である領域を選択する。次に、 $t_T(k)$ の上端、下端、左端、右端の方向符号化密度をそれぞれ $\rho_t(k)$ 、 $\rho_b(k)$ 、 $\rho_l(k)$ 、 $\rho_r(k)$ とすると、これらすべてがしきい値 ρ_{th} 以下の場合には正方領域モデルに分類し、 $\rho_t(k)$ 、 $\rho_b(k)$ のみ、もしくは $\rho_l(k)$ 、 $\rho_r(k)$ のみが ρ_{th} 以下の場合には長方領域モデルに分類しスケール推定を行い、これを用いてサイズを変更した参照画像を照合に利用する。その他の場合はスケール推定に不向きな領域としてスケール推定から除外し、これらの領域の照合には他の領域からの推定値を利用することにした。実験では $\rho_t(k)$ 、 $\rho_b(k)$ 、 $\rho_l(k)$ 、 $\rho_r(k)$ の領域サイズとして $M \times M/10$ を用いた。

5. 探索範囲の限定による高速探索

3. で述べた方向符号化密度を考慮した豊富さに基づき抽出した特徴領域を参照画像とし、これをスケール変化した対象画像から探索する場合の高速化について述べる。方向符号化密度を利用したスケール推定により、拡大縮小版の参照画像を用いた走査処理が省略でき、探索の高速化ができる。本節では更に探索範囲の限定による高速化を行う。ここでは、一般的な場合として、複数の参照画像を同時に探索する場合について考える。参照画像 $T_T = \{t_T(k) | k = 0, 1, \dots, K_T - 1\}$ を対象画像 S から探索する場合、 S の全範囲を走査する全探索を行ったのでは、探索に多くの計算コストを必要とする。そこで、参照画像が持つ特徴領域としての性質を利用して探索範囲の限定を行う。

まず、 T_T を正方領域モデル及び長方領域モデルにモデル化できる孤立対象物を捕らえた参照画像 $T_{T1} = \{t_{T1}(k) | k = 0, 1, \dots, K_{T1} - 1\}$ と、その他の $T_{T2} = \{t_{T2}(k) | k = 0, 1, \dots, K_{T2} - 1\}$ (ただし、 $K_{T1} + K_{T2} = K_T$) に分けて探索範囲の限定をする。 T_{T1} は特徴領域として抽出された領域であり、抽出時に利用した特徴量である方向符号の多様性は S でも変わらず保存される。また、孤立対象物の場合、方向符号化密度が局所領域で最大となる位置はスケール変化に対して極端に変化しない。したがって、エントロピーと方向符号化密度に基づいた孤立対象物抽出はスケール変化に対して安定に行える。そこで、 T_{T1} 抽出時と同様の方法で S から $M \times M$ の特徴領域 $T_{S1} = \{t_{S1}(u) | u = 0, 1, \dots, U_{S1} - 1\}$ を抽出し、 T_{T1} の探索は T_{S1} の近傍 $L_{S1} = \{l_{S1}(u) | u = 0, 1, \dots, U_{S1} - 1\}$ のみに限定し探索を高速化する。今回の実験では、孤立対象物抽出時の位置誤差を考慮し、 $l_{S1}(u)$ として $t_{S1}(u)$ の $1/4$ サイズ ($M/2 \times M/2$) を探索範囲とした。

次に、 T_{T2} では4. で述べたように、方向符号化密度を利用したスケール推定が行えない。 T_{T2} の探索には T_{T1} を探索した際に照合誤差が最小となるスケール推定値 $s_{\min}$ を利用して T_{T2} のサイズを変更することになる。孤立対象物以外の領域では、サイズの固定された領域に含まれる方向符号はスケール変化により変わってしまう。このためスケールの異なる S に対し、領域サイズが T_{T2} 抽出時と同じ $M \times M$ を用いたのでは、孤立対象物以外の領域で異なる領域が抽出される可能性がある。そこで、 T_{T2} の探索では、領域サイズを S のスケールに合わせ $s_{\min} M \times s_{\min} M$ として特徴領域 $T_{S2} = \{t_{S2}(u) | u = 0, 1, \dots, U_{S2} - 1\}$ を抽出し、探索範囲を T_{S2} の近傍 $L_{S2} = \{l_{S2}(u) | u = 0, 1, \dots, U_{S2} - 1\}$ に限定し高速化する。 $l_{S2}(u)$ として $t_{S2}(u)$ の $1/4$ サイズを探索範囲とした。特徴領域抽出には計算時間を必要とするが複数の参照画像を探索する場合でも、対象画像を用いたこの処理はサイズが $M \times M$ と $s_{\min} M \times s_{\min} M$ の2回行えば良く、1枚の画像から複数の参照画像を探索する場合に特に探索範囲限定の効果が大きく表れる。

6. 実験と考察

6.1 スケール推定実験

方向符号化密度を利用したスケール推定実験を行った。実験にはカメラから対象物までの距離を 50cm から 70cm まで 1cm 間隔で変化させて撮影した画像を用いた。図 9 に実験に用いた孤立対象物 (a1) 人形, (b1) 写真, (c1) IC, (d1) チューブを 60cm の距離から撮影した原画像とその符号化画像を示

Fig. 9 Template and coded images used for scaling estimation

Fig. 10 Scaled images for camera distances 50[cm] through 70[cm]

Fig. 11 Experimental results of scale estimation

す。図 10 は $M = 60$ として (d1) を用いて特徴領域を抽出した結果である。枠で囲んだ領域が抽出領域であり、スケール変化に対して安定しているのがわかる。実験では $\rho_{TH} = 0.8$, $\rho_{th} = 0.4$ として分類した結果、(a1), (b1) は正方領域モデル, (c1), (d1) は長方領域モデルを仮定してスケール推定を行った。図 11 に実験結果を示す。図 11(a) は距離が 70cm の時のスケール値を 1.0 と基準に取った場合のスケール変化であり、拡大率の推定結果である。また、図 11(b) は距離が 50cm の時を基準に取った縮小率の推定結果である。いずれの実験の場合も、ある基準物を各距離から撮影し、その幅の画素数を目視で数えて求めたスケール値を真値としている。

実験結果から真値との相関係数を求めると (a1) 0.999, (b1) 0.995, (c1) 0.997, (d1) 0.999 といずれも高いものの、対象物によっては真値との誤差が存在する。この誤差の原因は、スケール推定の際に仮定したモデル化の誤差にある。正方形と長方形を仮定した形状誤差に加え、スケール推定の際に有効符号で満たされたモデルを仮定したが、図 9 の実際の符号化画像を見ると無効符号 (黒色) を含んでいるのがわかる。これらが原因となり真値との誤差を生じている。しかし前述したように、本論文におけるスケール推定は、探索時の照合率を高めることが目的である。図 12 と図 13 に各画像と基準画像 (70cm もしくは 50cm から撮影) を用いて方向符号照合法により照合を行った際の照合誤差を示す。ここで照合誤差とは各画素における方向符号の差の平均値である。実験では方向符号数として $N = 16$ を用いた。(a) がスケール推定を行わない場合、(b) がスケール推定を行い、画像間のスケールを合わせた結果である。(b) において照合誤差が抑えられていることからスケール推定の有効性が見て取れる。図 12(b) を詳しく見ると、(d1) の照合誤差がスケール推定後もあまり改善され

Fig. 12 Comparison of dissimilarity between Orientation code matching and scalable matching (enlargement)

Fig. 13 Comparison of dissimilarity between Orientation code matching and scalable matching (reduction)

Fig. 14 Template images (a1)-(d1) and searched locations in the scene

ていない。図 11(a) を見るとスケールは比較的正確に推定されていることから、これはスケール推定の問題ではなく、解像度が低い画像では細部の濃淡情報が劣化してしまうことに原因がある。これは参照画像を利用した画像照合をスケール変化に対応させる際の問題の一つであると考えている。また、対象物が領域サイズに対して大きくなると前述のポスターの例のように領域全体が有効符号で満たされた状態になり、仮定したモデルが成り立たなくなる。したがって、提案手法では領域サイズを越えるような拡大方向の大きな変化に対し、スケール推定が有効ではないことを記しておく。

6.2 探索高速化実験

高速化の効果を調べるために探索時間の比較を行った (Pentium M 1.8 GHz Linux)。図 14 が計測に使用した 640×480 画素の対象画像であり、6.1 のスケール推定実験に用いた 60×60 画素の参照画像 (孤立対象物) を画像中から探索する。参照画像と対象画像とではスケールが異なり、また、対象画像には局所的な照明変動を加えている。比較した探索方法は以下の 4 通りである。(1) スケールを 0.6 から 1.4 まで 0.2 間隔で拡大縮小させた 5 枚の参照画像を予め用意し全探索。(2) (1) の探索処理に SSDA (Sequential Similarity Detection Algorithm) による打ち切り処理を導入。(3) 予め 5 枚の参照画像を用意し、

Table 3 Experimental results of searching time [sec.]

Searching method	Figure	Photo	IC	Tube
(1)Conventional search + Scaled offline images	25.20	33.94	35.00	32.75
(2)SSDA + Scaled offline images	17.69	22.32	25.60	24.11
(3)Quick search + Scaled offline images	3.51	3.83	4.49	4.25
(4)Quick search + Scale estimation	2.42	2.34	2.48	2.48

Fig. 15 (a2) is a template image which picks up an isolated object and used to estimate a scaling factor. (b2), (c2), (d2) are searched using the scaling factor in a corridor environmental scene image

5. で述べた、特徴領域としての性質に基づき限定した探索範囲を探索。(4) 4. で述べた方向符号化密度を利用したスケール推定を行い、限定した探索範囲を探索。表 3 に探索時間を示す。図 14 の破線で囲んだ 29 個の領域が限定した探索範囲である。全探索の場合、今回の実験では参照画像 1 枚に対して 27 万点以上の位置で照合を行う必要があるのに対し、探索範囲を 29 個の領域に限定することで、約 23000 点 (8.5%) に削減できる。これにより、(3) の平均探索時間は (1) の 12.8% となることから、探索範囲を限定することの有効性が確認できる。(4) の探索は推定したスケール値を基にサイズを変更した 1 枚の画像で済むため、(3) の 5 枚の画像の場合と比較し探索時間を更に 1 ~ 2 秒程度短縮でき、平均探索時間は (1) の 7.8% に抑えることができた。また、(3)、(4) の探索時間のうち、探索範囲限定のための特徴領域抽出処理に約 1.7 秒を要するが、これは複数枚の参照画像を探索する場合、本来であれば 1 回行えば良い処理である。したがって、複数枚の総探索時間の比較では、探索範囲限定の効果が大きくなる。これを考慮すると、(3)、(4) の探索時間はそれぞれ (1) の 8.7%、3.6% になる。実験で用いた参照画像と対象画像とのスケール変化値は 1.20 であり、方向符号化密度による推定値はそれぞれ、(a1) 1.20, (b1) 1.17, (c1) 1.09, (d1) 1.16 となり正しい照合が行える範囲内であった。(c1) の推定値の誤差が大きい原因は、領域内に無効符号を多く含み、他と比較してモデル化誤差が大きいためである。

次に、孤立対象物以外の参照画像の探索例を示す。図 15 が廊下で撮影した 640×480 画素の対象画像であり、ロボットビジョンにおけるランドマーク探索などを想定した例である。実験では 60×60 画素の孤立対象物として (a2) 非常誘導灯を用いてスケールを推定し、これを利用し孤立対象物以外の 60×60 画素の参照画像 (b2) ポスター 1, (c2) 傘, (d2) ポスター 2 を画像中から探索する。表 4 に探索時間を示す。ただし、(3) の (d2) ポスター 2 で誤照合が生じている。これは探索範囲限定

Table 4 Searching time using the scene shown in Fig. 15

Searching method	Lamp	Poster1	Umbrella	Poster2
(1)Conventional search + Scaled offline images	30.70	42.83	44.02	44.77
(2)SSDA + Scaled offline images	15.57	24.96	27.81	31.82
(3)Quick search + Scaled offline images	2.20	2.68	2.82	3.29 fault
(4)Quick search + Scale estimation	1.80	1.35	1.40	1.39

の際の領域サイズとして 60×60 画素を用いたため、スケール変化により異なる領域が抽出され、正照合位置が探索範囲から外れたことによる。実験で用いた参照画像と対象画像とのスケール変化値は 0.76 であり、(4)において (a2) の長方領域モデルによる推定値は 0.71 であった。(4)の (b2), (c2), (d2) の探索にはこの推定値を用いた $0.71 \cdot 60 \times 0.71 \cdot 60 = 43 \times 43$ 画素の領域サイズで特徴領域抽出を行い探索範囲を限定している。図 15 の破線で囲んだ 25 個の領域が探索範囲である。推定値により領域サイズをあわせることで (3) の (d2) で生じた正照合位置の欠落が防止できている。この実験において (4) の平均探索時間は (1) の 5.2% であり、複数枚の総探索時間の比較では 2.1% と高速化が実現できた。

7. 結 論

従来のエントロピーのみに基づいた特徴領域抽出の問題点として、誤照合を起こしやすい無効符号を多く含む領域が抽出される問題を指摘し、その解決方法として条件付きエントロピーの定義に基づき有効符号数を方向符号化密度として考慮し、照合時の更なる精度向上を目的とした特徴領域抽出法を提案した。また、画像特徴のひとつである方向符号化密度によりスケール推定が可能であることを示し、局所的な照明変動、遮蔽、ハイライトなどの不良条件に対するロバスト性を維持しつつ、スケール変化のある実画像に対応可能なテンプレート照合法を実現した。更に、抽出した特徴領域を参照画

像とし、これをスケール変化した対象画像から探索する場合、方向符号化密度に基づいたスケール推定と特徴領域としての性質を利用した探索範囲の限定により探索を高速化できることを示し、実験により全探索と比較し探索時間を 3.6% 以下に短縮できることを確認した。

今後の課題は特徴領域サイズの検討、アフィン変換や透視的歪みへの対応などである。

参 考 文 献

- 1) H.Moravec: Towards Automatic Visual Obstacle Avoidance, Proc. 5th Int. Joint Conf. Art. Intell., (1977) 584.
- 2) S.M.Smith and J.M.Brady: SUSAN-A New Approach to Low Level Image Processing, Int. J. of Comput. Vision, **23**, 1, (1997) 45.
- 3) C.Harris and M.Stephens: A combined corner and edge detector, Proc. 4th Alvey Vision Conf., (1988) 147.
- 4) C.Tomasi and T.Kanade: Detection and Tracking of Point Features, CMU Tech. Rep. CMU-CS-91-132, (1991)
- 5) J.Shi and C.Tomasi: Good Features to Track, Proc. IEEE Conf. Comput. Vision Patt. Recogn., (1994) 593.
- 6) 森 武俊, 松本吉央, 柴田智広, 稲葉雅幸, 井上博允: 相関値分布の分類に基づく追跡注視点生成, 日本機械学会 ロボティクス・メカトロニクス講演会'95 講演論文集, **B**, (1995) 1076.
- 7) F.Ullah, S.Kaneko and S.Igarashi: Orientation Code Matching for Robust Object Search, IEICE Trans. on Inf. & Sys., **E84-D**, 8, (2001) 999.
- 8) F.Ullah and S.Kaneko: Using orientation codes for rotation-invariant template matching, Pattern Recognition, **37**, 2, (2004) 201.
- 9) 高氏秀則, 金子俊一, 田中孝之: 未知環境におけるロバスタギング, 電学論誌 (C), **125**, 6, (2005) 926.
- 10) D.Ballard: Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes, Pattern Recognition, **13**, 2, (1981) 111.
- 11) 坂井 厚, 野村由司彦: ハフ変換平面を利用した相似変換画像のマッチング, 信学論, **J80-D-II**, 11, (1997) 2969.
- 12) 木村彰男, 渡辺孝志: アフィン変換に不変な任意図形検出法として拡張された一般化ハフ変換, 信学論, **J84-D-II**, 5, (2001) 789.
- 13) D.M.Zhao and J.Chen: Affine Curve Moment Invariants for Shape Recognition, Pattern Recognition, **30**, 6, (1997) 895.
- 14) 金子俊一, 大町洋正, 本多庸悟: 両眼視奥行き計算への顕著度エントロピーに基づくエッジセグメントグループの構造化の導入, 信学論, **J75-D-II**, 10, (1992) 1649.