走査型上限推定を用いた 高効率2値テンプレートマッチングアルゴリズム*

前 孝 宏** 金 子 俊 一*** 田 中 孝 之†

Efficient Template Matching Algorithm for Binary Image based on Scanning-type Upper Limit Estimation

Takahiro MAE, Shun'ichi KANEKO and Takayuki TANAKA

An efficient algorithm for binary template matching is proposed. For efficient search, object images to be checked is divided into two regions: R-region and P-region. In R-region, an upper limit of correlation coefficients can be derived as an interval estimation based on mathematical analysis of correlations of the object image and a pivot image. In P-region, another interval estimation is formalized based on the number of white and black pixels in a template and the object image. By use of these interval estimations, a scanning-type upper limit estimation of correlation coefficients can be formalized for the efficient search algorithm. Experiments show the effectiveness and efficiency of the proposed search algorithm.

Key words: efficient algorithm, correlation coefficient, upper limit estimation, binary image, template matching

1. 序 論

本論文は2値画像を対象とし、テンプレート画像の自己相関情報及び画素数比率という事前情報を有効に用いて、未知画像との相関係数値を評価値とするテンプレートマッチングを効率的に行う手法を開発することを目的とする。

2値画像を対象とした画像照手法は大きく2つにわけられる。1つは、画像より対象物体の形状などに基づいた特徴を抽出して照合を行う手法であり、もう1つは、画像同士を直接比較する手法である。前者の手法としてはフィルタリングの前処理を行って抽出されたエッジなどの特徴パターンに基づく手法としてGHT¹⁾、モーメントを特徴とした手法²⁾などが提案されている。これらの手法は、対象となる物体の拡大や回転などの問題に非常にロバストであるが、照合に有効な特徴量を設計するのが困難であるといった問題がある。一方、後者の手法では正規化相関³⁾などの手法が提案されている。これらの手法は回転などの問題に対しては前者の手法よりも劣るものの、特徴抽出のための前処理などを必要としないため実装が容易である。2値画像の直接比較を用いたマッチング技術は、指紋や静脈パターンを用いた個人認証⁴⁾やナンバープレートの数字認識⁵⁾といった分野で用いられており、高精度で効率的な照合手法が求められている。効率的に画像照合を行う手法としては計算過程において類似判定を行い、計算を途中で打ち切るSSDA法⁶⁾が提案されている。また、多重分解あるいはピラミッド戦略に基づく手法^{7,8)}が提案されているが、汎用画像に対しての照合精度は保証されていない。ハードウェア化による高速化⁹⁾なども有効な手段ではあるが、機能の追加や修正及び導入の際に要するコストが高いことが問題となる。また、予め計算した距離情報に基づいて照合を行うべき個所を絞り込む手法¹⁰⁾も提案されているが、注目領域の設定によって削減効果に変化するという問題がある。

本論文では2値画像を対象とし、筆者らが以前に導出した相関係数に基づいた区間推定¹¹⁾¹²⁾と今回新たに定式化した画素数比率に基づく区間推定の2種類の区間推定方式を用いて、シーン画像内を走査する際にシーン画像とテンプレート画像の相関係数値の上限値を算出する走査型上限推定¹³⁾を導出した。提案する手法はテンプレートのスケーリングや回転といった問題を特に考慮していない。走査型上限推定に基づいてシーン画像走査時に相関係数値の計算を行う個所を絞り込むことによって効率的にテンプレートマッチングを行うことができるアルゴリズムを設計し、実験を通して有効性を確認し、他の効率化手法との比較を行った。

2. 区間推定

本章では2値画像の相関係数値の定義式を述べ、未知の相関係数値を推定する2種類の区間推定の導出について述べる。1つは相関係数値に基づく区間推定であり、もう1つは画素数比率に基づく区間推定である。2種類の区間推定はどちらも真の相関係数値を厳密に推定することができ、本論文で提案する走査型上限推定の基礎として用いるものである。

2.1 相関係数値

同一サイズAの任意の2枚の2値画像（適当な並び替えにより1次元符号列としておく） $x = \{x_n\}_{n=1}^A$ 、 $y = \{y_n\}_{n=1}^A$ ($x_n, y_n \in \{0, 1\}$)の相関係数を次式で定義する。

$$r(x, y) = \frac{1}{A} \sum_{n=1}^A (x_n y_n + \bar{x}_n \bar{y}_n) \quad (1)$$

ここで、 $\bar{x} = 1 - x$ 、 $0 \leq r(x, y) \leq 1$ である。この定義式は、 $r(x, y) = 1/A \sum_{n=1}^A |x_n - \bar{y}_n| = 1/A \sum_{n=1}^A |\bar{x}_n - y_n| = 1 - 1/A \sum_{n=1}^A |x_n - y_n|$ と変形可能であり、後の定式化において使用していく。

2.2 相関係数値に基づく区間推定の上下限界値の導出

相関係数値に基づく区間推定は、2枚の画像x, Xの相関係数値の区間推定をピボット画像Zを用いて導出する推定方式である。ピボット画像とは画像x, Xの相関係数値の区間推定を導出する際に仲介の役割を果たす画像であり、区間推定の

* 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

上下限界値は画像 x とピボット画像 Z の相関係数値 $r(x, Z)$ とピボット画像と画像 X との相関係数値 $r(Z, X)$ を用いて導出することができる。この相関係数値 $r(x, Z)$ をピボット値と呼ぶ。まず、上限値について考える。相関係数の変形及び三角不等式より

$$\begin{aligned} r(x, X) &= 1 - \frac{1}{A} \sum_{n=1}^A |x_n - X_n| \\ &= 1 - \frac{1}{A} \sum_{n=1}^A |x_n - \bar{Z}_n + \bar{Z}_n - X_n| \\ &= 1 - \frac{1}{A} \sum_{n=1}^A (|x_n - \bar{Z}_n| + |\bar{Z}_n - X_n|) \\ &\leq 1 - \frac{1}{A} \sum_{n=1}^A (|x_n - \bar{Z}_n| - |\bar{Z}_n - X_n|) \\ &= 1 - |r(x, Z) - r(Z, X)| \end{aligned}$$

となることがわかる。これより上限値は次式で定義できる。

$$R^{p+} = 1 - |r(x, Z) - r(Z, X)| \quad (2)$$

次に下限値について考える。上限値と同様に三角不等式を用いると、相関係数値は次の2つの条件を同時に満たす。

$$\begin{aligned} r(x, X) &= 1 - \frac{1}{A} \sum_{n=1}^A |x_n - \bar{Z}_n + \bar{Z}_n - X_n| \\ &\geq 1 - \frac{1}{A} \sum_{n=1}^A (|x_n - \bar{Z}_n| + |\bar{Z}_n - X_n|) \\ &= 1 - (r(x, Z) + r(Z, X)) \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} r(x, X) &= 1 - \frac{1}{A} \sum_{n=1}^A |x_n - Z_n + Z_n - X_n| \\ &\geq 1 - \frac{1}{A} \sum_{n=1}^A (|x_n - Z_n| + |Z_n - X_n|) \\ &= r(x, Z) + r(Z, X) - 1 \end{aligned} \quad (4)$$

$r(x, Z) + r(Z, X) \leq 1$ のとき、上記の条件は次式の関係を満たす。

$$\begin{aligned} r(x, X) &\geq 1 - (r(x, Z) + r(Z, X)) \\ &\geq 0 \geq r(x, Z) + r(Z, X) - 1 \end{aligned} \quad (5)$$

また、 $r(x, Z) + r(Z, X) > 1$ のとき、次の関係を満たす。

$$\begin{aligned} r(x, X) &\geq r(x, Z) + r(Z, X) - 1 \\ &\geq 0 \geq 1 - (r(x, Z) + r(Z, X)) \end{aligned} \quad (6)$$

このことより、 $r(x, Z) + r(Z, X) \leq 1$ の場合は式(3)を、 $r(x, Z) + r(Z, X) > 1$ の場合は式(4)を有効な下限値として用いることができる。式(3)及び(4)をまとめて下限値を次式で定義する。

$$R^{p-} = |1 - (r(x, Z) + r(Z, X))| \quad (7)$$

2つの限界値による拘束をまとめて次式を得る。

$$R^{p-} \leq r(x, X) \leq R^{p+} \quad (8)$$

これは未知の相関係数値 $r(x, X)$ の区間推定を示していることになる。すなわち、画像 x と画像 X との未計算の相関係数値の存在範囲を厳密に与える区間推定式である。

Fig. 1 Upper limits of correlation coefficient

Fig. 2 Lower limits of correlation coefficient

2.3 画素数比率に基づく区間推定の上下限界値の導出

画像の白と黒の画素数比率に基づいた区間推定式を導出する。この区間推定式は相関係数値に基づく区間推定と同様に未知の相関係数値を厳密に推定することができる。また、相関係数値に基づく区間推定よりも推定精度が劣ると考えられるが、ピボット画像を必要としないため x と X から算出することができる。画像 x 及び X の白画素と黒画素の数をそれぞれ W_x, B_x, W_X, B_X とする。まず上限値について述べる。上限値はこの2枚の画像が最も重なる場合に成立する。図1は上限値が成立する場合の例であり、このような場合の2枚の画像の相関係数値を上限値として用いる。この場合の2枚の画像の相関係数値は黒画素の一致する個数と白画素の一致する個数の和であり、次式で定義される。 A は画素の総数である。

$$R^{p+}(x, X) = \frac{\min(B_x, B_X) + \min(W_x, W_X)}{A} \quad (9)$$

ここで $\min$ は与えられた引数の最小値を返す関数である。

一方、下限値は上限値とは反対に2枚の画像がもっとも重ならない場合に成立する。図2は下限値が成立する場合を示している。この場合の2枚の画像の相関係数値は画像の面積から B_x と W_X の一致数と W_x と B_X の一致数を引いた値となり次式で定義される。

$$R^{p-}(x, X) = \frac{A - (\min(B_x, W_X) + \min(W_x, B_X))}{A} \quad (10)$$

上記の上限値及び下限値を用いて画素数比率に基づく区間推定を次式で定めることができる。

$$R^{p-} \leq r(x, X) \leq R^{p+} \quad (11)$$

3. 走査型上限推定

3.1 走査型上限推定の定義

前章で述べた2種類の区間推定式を用いて、シーン画像 S (大きさ: $W \times H$) 内を走査して、テンプレート画像 T (大きさ: $M \times N$) に類似した個所を探索する問題において、相関計算を行う場所の限定に用いることができる走査型上限推定を導出した。

シーン画像 S 内で位置 (i, j) を基準位置として切り出した大きさ $M \times N$ の画像を $S_{i,j}$ とする。提案する走査型上限推定とは、 $S_{i,j}$ とテンプレート画像 T の相関係数値 $r(S_{i,j}, T)$ の計算を利用して、 $(i+k, j)$ における相関係数値 $r(S_{i+k,j}, T)$ の上限推定を行う手法である。図3は走査型上限推定の概要を

Fig. 3 Concept of scanning-type upper limit estimation

示している。図3中において $S_{i,j}$ はシーン上の細い実線で囲まれた領域であり、 $S_{i+k,j}$ はシーン上の太い実線で囲まれた領域である。中段の細い実線の正方形は位置 (i, j) にあわせたテンプレート画像 T を示している。また、上段の太い実線の正方形は位置 $(i+k, j)$ にあわせたテンプレート画像であり、これを T^k とする。上限値を算出するために $S_{i+k,j}$ と T^k を2つの領域に分割する。2つの領域とは相関係数値に基づく区間推定を用いて上限値を算出する領域（R-領域）と画素数比率に基づく区間推定を用いて上限値を算出する領域（P-領域）である。

提案手法では、相関係数値に基づく区間推定を行うための事前準備として T と $T^k (k = 1, 2, \dots, M-1)$ のR-領域の相関係数値である $r(T, T^1), r(T, T^2), \dots, r(T, T^{M-1})$ を計算しておき、この値を $r(S_{i+k,j}, T)$ の上限推定に利用する。

R-領域は、図3中の濃いグレーで塗られた部分であり、 $S_{i,j}$ と $S_{i+k,j}$ の共通部分である。この領域においては $S_{i,j}$ と T のR-領域同士の相関計算を行っている。この相関計算の結果と T と T^k のR-領域同士の相関係数値を用いれば、相関係数値に基づく区間推定により $S_{i+k,j}$ と T^k のR-領域の上限値を算出できる。一方P-領域は、図3中の薄いグレーで塗られた部分である。P-領域はR-領域と異なり、予備的な相関計算は行われていないため相関係数値に基づく区間推定を用いることができない。そこで、P-領域の上限値は $S_{i+k,j}$ と T^k のそれぞれのP-領域の画素数比率を算出し、画素数比率に基づく区間推定を用いて行う。R-領域とP-領域それぞれに区間推定を行った結果を、2つの領域の面積を考慮して足し合わせることで $r(S_{i+k,j}, T)$ の上限値を導出することができる。

まずR-領域における上限値の導出方法について述べる。シーン画像 $S_{i,j}$ とテンプレート画像 T のR-領域における相関係数値を $r_k(S_{i,j}, T)$ とする。 $r_k(S_{i,j}, T)$ は、 $S_{i,j}$ と T の画素の一致数 ($r(S_{i,j}, T)$ にテンプレート画像の面積を掛けたもの) から $S_{i,j}$ と T のR-領域ではない部分の一致数を引くことにより算出することができる。一方相関係数値 $r(T, T^k)$ は、先に述べたように事前に計算しておく。この2つの相関係数値を用いて $k < M$ の条件を満たす k に対して $S_{i+k,j}$ と T^k のR-領域における相関係数値の上限値 R_k^{p+} を次式で定めることができる。

$$R_k^{r+} = 1 - |r_k(S_{i,j}, T) - r(T, T^k)| \quad (12)$$

$k \geq M$ となる場合にはR-領域が存在しないため $R_k^{r+} = 0$ となる。

次に、P-領域の上限値を求める手段について述べる。 $S_{i,j}$ と T^k のP-領域に存在する黒画素と白画素の数をそれぞれ $B_{S_{i,j}}^k, W_{S_{i,j}}^k, B_T^k, W_T^k$ と表すと、 $k < M$ の条件を満たす場合のP-

領域における上限値 R_k^{p+} は次の式で算出することができる。

$$R_k^{p+} = \frac{\min(B_{S_{i,j}}^k, B_T^k) + \min(W_{S_{i,j}}^k, W_T^k)}{Nk} \quad (13)$$

$k \geq M$ となる場合では全てがP-領域となるため、上限値は次の式となる。

$$R_k^{p+} = \frac{\min(B_{S_{i,j}}^k, B_T^k) + \min(W_{S_{i,j}}^k, W_T^k)}{NM} \quad (14)$$

この2つの上限値を領域の面積比を考慮して足し合わせた値が $S_{i+k,j}$ におけるテンプレート画像とシーン画像の上限値となり、次式で表される。

$$R^+(S_{i+k,j}, T) = \begin{cases} \frac{M-k}{M} R_k^{r+} + \frac{k}{M} R_k^{p+} & (k < M) \\ R_k^{p+} & (k \geq M) \end{cases} \quad (15)$$

この上限値が任意の閾値以下になった場所においてはテンプレート画像との相関値計算を削減することができる。走査型上限推定の計算コストは相関係数値を計算するコストと比較してはるかに小さいため、この上限値を用いて相関値計算を削減することができれば照合に必要な計算時間を短縮することができる。また、この上限値は真の相関係数値を必ず含む区間推定を用いて算出したものであるため、走査型上限推定を用いて探索個所の絞り込みを行った場合に得られる回答はシーン画像中の全ての位置において相関計算を行った場合と同じであり、照合精度は正規化相関と同じである。

ここで述べた閾値とは利用者が回答の基準として提示する値である。この閾値を低く設定した場合では、上限値を用いて相関計算を行う個所の絞り込みをうまく行うことができない。しかし、閾値を高く設定した場合にはこの上限値による多くの個所との相関計算が削減され効率よく照合を行うことができる。また、特定の閾値を与えずにシーン画像中よりテンプレートと最も類似する個所を探索する問題の場合には、探索途中における最大の相関値を閾値とすることにより提案手法を用いることができる。しかしこのような探索の場合、削減効果はテンプレート画像と類似する位置がシーン画像中のどこに存在するかに大きく左右される。相関係数値が高い個所が探索の終了に近い位置にしか存在しない場合では、シーン画像中の大部分において低い閾値で絞り込みを行わなければならないため削減が行われにくく探索時間を削減する効果は低いと考えられる。しかし、相関係数値が高い個所を探索の初期段階で計算した場合には、提案手法を用いることにより、これ以降の相関計算を大幅に削減することができる。

3.2 高効率照合アルゴリズム

導出した走査型上限推定を用いた基本的な高効率照合アルゴリズムは次のようになる。前節で述べたようにテンプレートマッチングにはシーン画像中よりテンプレート画像と最も類似した個所を探索する問題と、シーン画像中においてテンプレート画像との相関係数値が任意の閾値以上となる個所を探索する問題がある。ここで述べるアルゴリズムは後者の問題に対応したアルゴリズムである。このアルゴリズムの基本的な働きは、シーン画像中においてテンプレート画像との相関係数値が計算されるごとに上限値を計算し、計算した上限値が閾値を下回る位置との相関計算をスキップして走査していくものである。

STEP1. [初期化].

S : シーン画像 ($W \times H$), T : テンプレート

Fig. 4 Introduction of SSDA

画像 ($M \times N$), r_T : 閾値, i, j : 走査位置,
 $f = \{f_{(1,1)}, f_{(1,2)}, \dots, f_{(W-M, H-N)}\}$: 計算除外
 フラグ (NEED: 相関係数を計算する, SKIP: 除外す
 る). すべての w, h に対して, $f_{(w,h)} = \text{NEED}$ とする.
 また, $i = 1, j = 1$ とする

STEP2. [相関係数値の計算判定].

$f_{(i,j)} = \text{NEED}$ ならば STEP3 へ. SKIP ならば STEP6
 へ.

STEP3. [相関係数値の計算].

$r(S_{i,j}, T)$ の計算を行う. $r(S_{i,j}, T) > r_T$ ならば回答
 する.

STEP4. [走査型上限推定の算出].

$f_{(i+k,j)} = \text{NEED}$, $1 < k < M$, $i+k < W$ となる k に
 対し, 上限値 $R^+(S_{i+k,j}, T)$ を計算する.

STEP5. [削減判定].

計算した上限値が $R^+(S_{i+k,j}, T) < r_T$ を満たすものに
 対して $f_{(i+k,j)} = \text{SKIP}$ とする

STEP6. [横方向走査の終了判定].

$i = W - M$ であれば STEP7 へ, そうでなければ $i = i + 1$
 として STEP2 へ.

STEP7. [縦方向走査の終了判定].

$j = H - N$ であれば終了, そうでなければ $j = j + 1$
 $i = 1$ として STEP2 へ.

3.3 打ち切り処理の導入

相関係数計算に中途打ち切り処理を導入することによりさら
 に照合を効率化することを試みた. 中途打ち切り処理とは, 相
 関係数計算の過程において相関係数が閾値を下回った場合, 相
 関計算を打ち切る処理のことである. この導入に伴い, 走査
 型上限推定の算出方法を若干拡張する. 図4は打ち切り処理導入
 に伴う R-領域と P-領域の変化を示している. 左側が導入前,
 右側は導入後の領域である. 図4中の斜線部分は相関計算が
 行われた部分を表しており, 図中の L は相関計算が打ち切ら
 れた位置を示している.

打ち切り処理導入前では $S_{i,j}$ 全てにおいて相関係数値を算
 出しているため, $S_{i,j}$ と $S_{i+k,j}$ の共通部分全てを R-領域と設
 定することができる. しかし, 打ち切り処理導入後では相関計
 算が L の位置において打ち切られているために R-領域は $S_{i,j}$
 と $S_{i+k,j}$ の共通部分のうち斜線部分と重なる領域にしか設定
 できない. 打ち切り処理導入により R-領域と設定できなくな
 った領域は, P-領域と設定し, 画素数比率を用いて上限値の算出

を行う. $L (L \geq M)$ において相関計算が打ち切られた場合の
 走査型上限推定は次式で表される.

$$R^+(S_{i+k,j}, T) = \begin{cases} \frac{L-k}{M} R_k^{r+} + \frac{M+k-L}{M} R_k^{p+} & (k < L) \\ R_k^{p+} & (k \geq L) \end{cases} \quad (16)$$

打ち切り処理の導入に伴い, R-領域が減少し P-領域が増加する.
 このため走査型上限推定の推定精度が下がり, 相関計算を行
 う回数が増加すると考えられる. しかし, 相関計算自体に要
 する時間が減少するために, 相関計算を行う回数が増加して
 も照合に要する計算時間は減少すると思われる.

この導入に伴う前節の照合アルゴリズムの変更点は, STEP3
 の相関計算に打ち切り処理を導入したこと, STEP4 の走査型上
 限推定の算出を打ち切り処理導入に対応した算出法に変更した
 ことである.

4. 照 合 実 験

図6に示した2値の文書画像をシーン画像として用い, 図5
 で示した文字画像18種をテンプレート画像として与えた照合
 実験を行った. 実験に用いた文書画像は印刷された文書を市
 販のスキナで取り込んだものをシーン画像として用い, 同じ
 スキナを用いて別に取り込んだ文書画像より文字部分を切り
 出してテンプレートとして用いた. この実験ではテンプレ
 ートとシーンの間の文字サイズは同じである. シーン画像の
 大きさは 1374×1522 pixel であり, テンプレート画像の大き
 さは最小のものが 43×38 pixel, 最大のものが 49×49 pixel
 である. 実験に用いた PC は CPU が Pentium-IV2.0GHz, メモ
 リは 512MByte である. シーン画像中よりテンプレート画像
 との相関係数値が 0.9 以上となる個所を回答するように設定し
 て実験を行い, 他の効率化手法の計算時間との比較を行った.

表1はこの実験の結果のうち4種類の文字の結果を示してい
 る. 表1中の上段は照合に要した計算時間であり, Conventional
 search とはシーン画像中全ての個所との相関計算を行った場
 合, SSDA は相関計算の中途打ち切り処理を行うことにより照
 合の効率化を行う手法を用いた場合である. Neglect by pixels
 はシーン画像走査を行う前に前処理として全ての $S_{i,j}$ に対し
 て画素数比率に基づく区間推定を用いて, 相関計算を行うべ
 き個所を絞り込むことによって効率化を行った場合, Propose-1
 は中途打ち切り処理を導入していない走査型上限推定を用
 いて探索を行った場合, Propose-2 は打ち切り処理を導入した
 走査型上限推定を用いた場合である. 下段は相関計算を行う
 回数を Conventional search を行った場合の計算回数を 100%
 とした場合の比率であり, Conventional search, Neglect by
 pixels, Propose-1, Propose-2 の4手法について示している.
 Propose-1 を用いた場合の相関計算の実行回数は全探索の
 実行回数の 2%程度である. また, 計算時間は全探索の 9 分
 の 1~3 分の 1 に短縮されており, 全ての文字において SSDA
 を用いた場合よりも計算時間が短縮されている. Neglect by
 pixels と比較した場合では「相」「関」のようにテンプレ
 ート中に黒画素の数が多く, 画素数比率に基づく区間推定
 のみで相関計算を削減しやすい場合には計算時間が Propose-1
 より短い. しかし, 相関計算を行っている回数は Propose-1
 のほうが Neglect by pixels よりも少ない. このような逆転
 が起こるのは, 画素数比率に基づく区間推定の算出コストは
 走査型上限推定の算出コストと比べて低いことと, 走査型
 上限推定では相関計算を削減できない個所に何度か推定を
 行う場合があるためと考えられる.

一方で、「の」「お」のようにテンプレート中に黒画素の数が少ない場合には、画素数比率による区間推定では相関計算の削減を行いにくく、Propose-1 の計算時間のほうが短い。これは、走査型上限推定では相関係数値に基づく区間推定を用いて上限値を推定する部分があるために、画素数比率を用いた区間推定では相関計算を削減できない個所を削減できているためである。Propose-2 は Propose-1 に打ち切り処理を導入したものであり、相関計算の計算回数は全ての場合において増加している。しかし照合に要する時間は Propose-1 よりも減少しており、Conventional search の 25 分の 1~5 分の 1 程度になっている。実験を行った文字画像のうち「関」の文字を除いて他の手法よりも計算時間は短縮されており、提案手法を用いることによって効率的な探索が行われているといえる。

図7 は Propose-2 を用いた場合にシーン画像の各画素が相関計算のために参照される回数を Conventional search を行った場合に参照される回数を 1 とした比で示したものである。図 7 の白い部分ほど相関計算の削減がされており、行間部分ではほとんど相関計算を削減できている。文書部分においては行間部分と比べて相関計算が行われているものの、相関計算のために画素が参照される回数は多い場所でも全探索の 5 分の 1 程度であり、提案手法によって相関計算が削減されているのがわかる。提案手法を用いて探索を行った場合に回答される個所は Conventional search において回答される個所と同じであり、提案手法を導入したことにより照合の信頼性は低下していない。シーン画像中にはテンプレートとして与えた文字が 107 箇所存在しているが、このうち正しく回答されたのは 105 箇所であった。また、本来はテンプレートとした文字が存在しない場所をテンプレートと一致すると回答した個所も 3 箇所存在した。

図8 は回答のための閾値が提案手法の削減効率に与える影響を図 6 を用いて検証したものである。テンプレート画像は表 1 に示した 4 種類の文字を用いた。横軸は与えた閾値であり、縦軸は Propose-2 を用いた場合に要した時間を全探索に要した時間との比で示したものである。高い閾値を与えたほうが削減効率が高いことがわかる。「の」「お」のような提案手法を用いても比較的照合に時間を要する文字は、低い閾値を与えた場合に削減効果を発揮しにくい傾向にある。一方で、「相」「関」のような提案手法を用いた場合に計算時間が少ない文字の場合では、低い閾値を与えることによる削減効率は上記の文字ほど減少していない。

図 5 のテンプレートを用いて同様な別のシーン画像に対して探索実験を行った。用いたシーン画像は図 6 と同じ論文の別ページより 12 枚作成した。図9 はこの実験の結果である。横軸は実験を行ったシーン画像であり、縦軸は Propose-2 を用いた場合の計算時間を全探索に要した時間との比であらわしたものであり、各テンプレート画像ごとに示している。計算時間はどのシーン画像でも全探索の 21 分の 1~5 分の 1 程度に削減されている。探索する文字画像が同じであれば異なる文書画像中を探索しても、削減効率はあまり変動していない。このことより、同種のシーン画像に対して探索を行うのであればシーン画像が変更されても計算時間の削減効率はほぼ同じになるといえる。

文書画像とは異なる画像として、図10 の画像を用いた照合実験を行った。この画像は和紙をデジタルカメラで撮影したものを 2 値化したものであり、文書画像よりもシーン画像とテン

Table 1 Experimental results of searching in document image

Template	‘相’	‘関’	‘の’	‘お’
Computing time [sec.]				
Conventional search	29.14	29.06	20.89	26.55
SSDA	13.94	10.66	11.59	16.64
Neglect by pixels	4.31	0.98	7.39	11.91
Propose-1	4.77	3.25	4.77	5.89
Propose-2	1.59	1.25	2.58	2.78
Calculation amount [%]				
Conventional search	100.0	100.0	100.0	100.0
Neglect by pixels	13.2	2.9	32.1	42.0
Propose-1	2.2	2.2	2.3	2.1
Propose-2	8.2	8.7	17.1	12.6

お 相 係 の 数 関 大 こ 画
あ 小 C 類 高 図 値 像 回

Fig. 5 Template images

プレート画像の画素数比率に近いものである。この画像に対して照合を行った場合の計算時間は Conventional search で 0.75 秒、SSDA で 0.28 秒、Neglect by pixels で 0.72 秒、Propose-2 で 0.17 秒であった。シーン画像中にテンプレート画像と画素数比率に近い個所が多数存在するために Neglect by pixels では計算時間がほとんど短縮できていないのに対し、Propose-2 では計算時間を全探索の 4 分の 1 に短縮できている。走査型上限推定は相関係数値に基づく上限推定を含んでいるため、画素数に基づく区間推定のみでは削減しにくい画像であっても相関計算を削減できるといえる。

5. 結 論

2 値画像を対象とした相関係数値に基づく区間推定と画素数比率に基づく区間推定を用いて、シーン画像走査時にシーン画像とテンプレート画像の相関係数値の持ちうる上限値を算出することができる走査型上限推定を導出した。導出した走査型上限推定を用いた高効率照合アルゴリズムを作成し、文書画像を用いて探索実験を行い全探索及び他の効率化手法を用いて照合の効率化を試みた結果と比較して提案手法の有効性を確認した。本論文で得られた結論は次の通りである。

- 画素数比率に基づく区間推定を定式化した。
- 2 種類の区間推定を利用した走査型上限推定を導出した。
- 走査型上限推定を用いた正規化相関と同じ照合精度を保証する高効率画像照合アルゴリズムを設計した。
- 文書画像などを用いた実験を行い、照合時間を全探索に要する時間と比較して最大で 25 分の 1、最小で 4 分の 1 に削減することに成功した。
- 画素数による前処理では相関計算を削減しにくい画像に対して、走査型上限推定が効率的に相関計算を削減できることを示した。

図4は判定条件の適用回数を示す。高速化アルゴリズムにおいては、ピボット値の大小によって相関係数計算の削減程度が異なることが予想される。従って、この図の横軸は対象画像と最も類似した登録画像との相関係数値を示している。先に述べた判定条件の性質から、判定条件C1はピボット値の大きい場合に効果的であるので、図4においても大きい相関係数値を解としてもつ対象画像の検索において適用回数が多い。反対に、判定条件C3は小さなピボット値がより大きい値に変化する場合に有効であるので、図4においても小さな相関係数値しかもたない（類似する解画像がない）対象画像の検索において適用回数が多くなっている。判定条件C2の適用回数は、他に比べると偏りは少なく、適度な相関係数の画像に対して多く適用されている様子がわかる。図5は高速化率の分布を示している。横軸は前図と同様である。縦軸は、全検索の計算時間に対する提案アルゴリズムによる検索の高速化率（対数表示）である。この図より、まずよく類似する登録画像が解として存在する場合には高速化において大きな効果がみられ、それほど似た画像のない場合には、高速化率は小さいことが確認される。計算時間における高速化率は平均で約8倍、最大で約32倍となった。

Fig. 6 Documents scene image

Fig. 7 Frequency of calculation

今後の課題として、大きさや形状の異なるテンプレート画像間の類似度に基づいた推定手法について検討を行う予定である。

参考文献

- 1) D.H.Ballard: Generalizing The Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes, Pattern Recognition, **13**, 2, (1981) 111.
- 2) S.X.Liao and M.Pawlak: On Image Analysis by Moments, IEEE Trans. on PAMI, **18**, 3, (1996) 254.
- 3) L.G.Brown: A Survey of Image Registration Techniques, ACM Computing Surveys, **24**, 4(1992) 325.
- 4) 三浦 直人, 長坂 晃朗, 宮武 孝文: 線追跡の反復試行に基づく指静脈パターンの抽出と個人認証への応用, 信学論, **J86-D-II**, 5(2003) 678.
- 5) 篠原陽介, 船曳信生, 川島 潤, 竹内 順一, 石崎 雅幸: クロスコラントとテンプレートマッチングによるナンバープレート認識法, 信学技法, **PRMU-170**, (2005)39.
- 6) 池田 光二, 吉田 昌司, 中島 啓介, 浜田 長晴, 依田 晴夫: 正規化相関演算の単調関数化による高速テンプレートマッチング, 信学論, **J83-D-II**, 9, (2002) 1861.
- 7) M.Hirooka, K.Sumii, M.Hashimoto, H.Okuda and S.Kuroda: Hiera

Fig. 8 Efficiency rate for several threshold values

Fig. 9 Efficiency rate of searching in documents images

Fig. 10 Non-document image

- rchical Distributed Template Matching, Proc. SPIE, (1997) 176.
- 8) S.L.Tanimoto: Template Matching in Pyramids, Computer Graphics and ImageProcessing, **16**, (1981) 356.
- 9) 村松 彰二, 小林 芳樹, 高橋 一哉, 清水 英志: テンプレートマッチングにおけるハードウェア化と高速化手法の開発, 信学論, **J83-D-II**, 7, (2002) 1667.
- 10) 川西 隆仁, 久野 和樹, 木村 昭悟, 黒住 隆行, 柏野 邦夫, 高木 茂: サブテンプレート間距離を用いた適応的ウィンドウスキップによる高速テンプレートマッチング法, 信学論, **J88-D-II**, 8, (2005) 1389.
- 11) 前 孝宏, 宮本 敦, 金子 俊一: 相関の区間推定に基づく高効率画像探索, 画像電子学会誌, **32**, 2, (2002) 153.
- 12) T.Mae, A.Miyamoto, S.Kaneko: Efficient Search Algorithm based on Constraint Inequality on Correlation Coefficients and its Applications, Proc. of SPIE, **5264**, (2003) 31.
- 13) 前 孝宏, 金子 俊一, 田中 孝之: 走査区間推定を用いた高効率画像照合法, 信学技報, **PRMU-130**, (2004) 43.