

動的計画法に基づく単調連続2次元ワープ法の検討

内田 誠一[†] 迫江 博昭[†]

Monotonic and Continuous Two-Dimensional Warping Based on Dynamic Programming

Seiichi UCHIDA[†] and Hiroaki SAKOE[†]

あらまし 2画像間の最大一致を実現する画素間のマッピングとして定義される2次元ワープは、パターンに生じる変形に適応可能なテンプレートマッチング法とみなすことができる。本論文では新しい2次元ワープ法の枠組みを提案し、基礎的な考察を行う。本手法の第一の特徴は、2次元的自由度をもちながら、パターンの位相を保存するワープを構成できることである。この性質はワープに対する単調性および連続性制約により実現される。第2の特徴は、画像全体での最適性が保証されるように構成された動的計画法(DP)を、最大一致の探索法として用いる点である。DPの利用により、評価関数に対する微分可能性の制約がないなどの特長も生じる。実験により、提案した手法の基本的特性を確認した。

キーワード 2次元ワープ, 動的計画法, 変形モデル, 画像間距離, パターンマッチング, 構造解析手法

1. まえがき

2画像間の最大一致を実現する画素間のマッピング、あるいはその決定過程を、本論文では2次元ワープと呼ぶ。この2次元ワープは画像中に記述されたパターンの変形に適応可能なマッチング手法とみなすことができる。また一方のパターンを画素をプリミティブとするモデルと考えると、一種の構造解析手法にもなっている。2次元ワープ法の多くは、最大一致を探索する最適化手法として反復解法[1]~[4]、若しくは動的計画法(Dynamic Programming, 以下DP)を用いている。このうちDPに基づく手法は、1) 解の最適性を保証できる、2) 評価関数の微分可能性の制約がない、3) 隣接画素間の相互的な位置関係を不等式や等式の形で制約できる、4) 演算誤差の集積による不安定性がない、という特長をもつ。

DPに基づく2次元ワープ法は、これまでもいくつか検討されているが、予想されるアルゴリズムの複雑さ、または計算量の多さから、自由度若しくは解の最適性が不十分な方法となっており、確立された方法は知られていない。従来法の例として、縦横独立に1

次元DPを施す手法[5]、縦→横順に1次元DPを施す手法[6]、縦方向のDPの内部で横方向のDPを行う手法[7],[8]、対角方向に対応済みの方形領域を拡張していく手法[9]~[11]が挙げられる。これらの手法では特定方向の伸縮は吸収可能であるが、傾きや回転には対応できず、その意味で完全な2次元的自由度をもたない。このため、スペクトログラムのマッチング[7],[8]などの特殊な変形を扱う場合を除いて、一般的な画像マッチング問題への有効性はあまり期待できない。

2次元的自由度をもつワープ法としては、杉村らの手法[12]がある。この手法では、ある走査線のDPによる対応付けの結果を次の走査線での探索に利用することでパターンのもつ位相を保存するワープを実現している。しかし走査線に垂直な方向に関する最適性がなく、初期の段階での決定誤りが以後の探索に伝播する欠点をもつ。これは画像の周辺部にパターンの複雑な部分や雑音が多く存在する場合に特に不利である。西村らによる画像スポッティング法[13]も同様に局所最適手法となっている。

一方Levinら[14]は、2次元的自由度をもち、かつ画像全体で最適性が保証される、DPに基づくワープ法を提案した。しかしワープに対する制約条件が単調性だけであるために、予想される過変形や計算量の

[†]九州大学大学院システム情報科学研究科, 福岡市
Graduate School of Information Science and Electrical Engineering,
Kyushu University, Fukuoka-shi, 812-8581 Japan

点で非現実的な手法となっている。

本論文では、Levinらの手法[14]を出発点とし新たに連続性を導入した、単調連続性を保存する2次元ワーブ法の枠組みを提案し、基礎的な考察を行う。単調連続2次元ワーブ法では、隣接する2画素がワーブ後も上下左右関係と近傍関係を保つ単調連続条件が制約として用いられる。これにより2次的自由度をもちながら、パターンの位相も近似的に保存するワーブが実現される。もう一つの特長として、画像全体としての最適性が保証される点がある。本論文ではまず、最適な単調連続2次元ワーブを求めるアルゴリズムについて述べる。

このアルゴリズムの計算量は、連続性条件が考慮されていないLevinらの手法[14]よりも大幅に少ない。しかし依然として画像サイズについて指数オーダの計算量を要するため、現実的なサイズの画像を扱うことは困難である。そこで、ワーブの自由度を保ったまま計算量を低減するために、枝刈法の導入を検討する。この枝刈法により多項式時間で準最適解を求めることが可能になる。

2. 単調連続2次元ワーブ

2.1 2次元ワーブの定式化

以下はワーブの基本単位を画素として定式化を行う。2画像 $A = \{a(i, j)\}$ ($i, j = 1, \dots, N$), $B = \{b(x, y)\}$ ($x, y = 1, \dots, M$) を考える。2次元ワーブは、次の評価関数の最小値を与えるワーブ関数 $x(i, j)$, $y(i, j)$ により定義される (図1)。

$$D(A, B) = \min_{\substack{x(i, j) \\ y(i, j)}} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |a(i, j) - b(x(i, j), y(i, j))| \quad (1)$$

以後、 $\{b(x(i, j), y(i, j))\}$ を \tilde{B} と表す。

2.2 単調性および連続性条件

ワーブ関数に対する制約として単調連続性条件を用いる。ここでは単調性を画素の上下左右関係がワーブ後も保存されることと定義する (図2(a))。次に連続性を隣接する2画素のワーブ後の位置が図2(b)に示す近傍内にあることと定義する。この単調性および連続性を同時に満たすようなワーブを構成するために、ワーブ関数に次の条件を与える (図2(c))。

$$0 \leq x(i, j) - x(i-1, j) \leq 2 \quad (2)$$

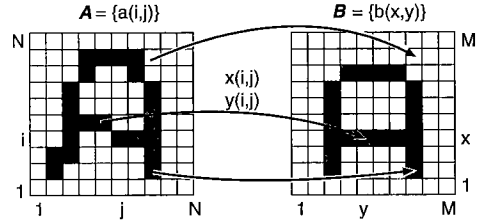


図1 2次元ワーブ問題
Fig.1 Two-dimensional warp.

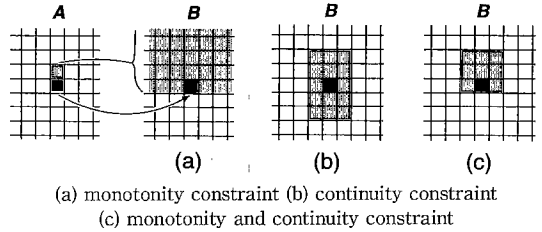


図2 単調性・連続性条件
Fig.2 Monotonicity and continuity constraint.

$$0 \leq y(i, j) - y(i, j-1) \leq 2 \quad (3)$$

$$|x(i, j) - x(i, j-1)| \leq 1 \quad (4)$$

$$|y(i, j) - y(i-1, j)| \leq 1 \quad (5)$$

ほかに境界条件

$$x(1, j) = y(i, 1) = 1, \quad x(N, j) = y(i, N) = M \quad (6)$$

と、必要に応じて整合窓条件 (窓幅 $w > 0$) を用いる。

$$|x(i, j) - i| \leq w, \quad |y(i, j) - j| \leq w \quad (7)$$

以上の条件(2)~(7)は等方向をもつ。すなわち、評価関数(1)が最小化される保証があれば、 A, B の縦横を同時に $i \leftrightarrow j, x \leftrightarrow y$ と交換しても原理的に同じワーブが求まる。

2.3 問題の分解

画像 A の第 i 行を

$$a(i) = (a(i, 1), \dots, a(i, j), \dots, a(i, N)) \quad (8)$$

と表す。 $a(i)$ の B 上での像を局所ひずみパターンと呼び、 $xy(i)$ で表す (図3(a))。

$$xy(i) = ((x(i, 1), y(i, 1)), \dots, (x(i, j), y(i, j)), \dots, (x(i, N), y(i, N))) \quad (9)$$

$xy(i)$ としては、単調連続性(3), (4), 境界条件(6), および整合窓条件(7)を満たす範囲でさまざまな形状が

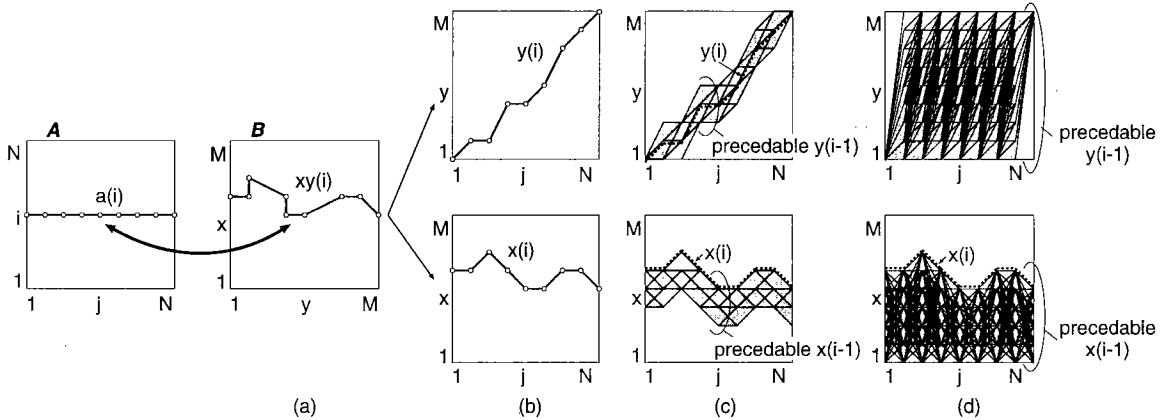


図3 単調連続2次元ワーブにおける、(a)局所ひずみパターン $xy(i)$ の例、(b)その x, y 方向への分解、(c) $XY'(xy(i))$ に含まれる $xy(i-1)$ の x, y 方向での領域、(d) および Levin らの手法 [14] での $XY'(xy(i))$

Fig.3 Local warp pattern $xy(i)$ and its precedings set $XY'(xy(i))$.

選べる。その集合を $XY(i) = \{xy(i)\}$ と表す。局所ひずみパターンの導入により、式 (1) の 2 次元的な組合せ最適化問題は、次のように $xy(i)$ の最適な 1 次元系列 $xy(1) \cdots xy(N)$ を求める問題に帰着される。

$$D(A, B) = \min_{xy(1) \cdots xy(N)} \sum_{i=1}^N d(i, xy(i)) \quad (10)$$

但し、

$$xy(i-1) \in XY'(xy(i)) \quad (11)$$

ここで $XY'(xy(i))$ は $xy(i)$ に隣接可能な $xy(i-1)$ の集合であり、その要素は $xy(i)$ と単調連続性 (2), (5) により決定される。例えば図 3(a) の $xy(i)$ に対する $XY'(xy(i))$ は、 $xy(i)$ を同図 (b) のように x および y 方向へ分解したものを $x(i), y(i)$ とすれば、同図 (c) の灰色の部分に含まれる $x(i-1), y(i-1)$ を x, y 成分とする $xy(i-1)$ の集合である。

$d(i, xy(i))$ は、 $a(i)$ を $xy(i)$ を用いて B 上へマッピングした場合の局所距離である。

$$d(i, xy(i)) = \sum_{j=1}^N |a(i, j) - b(x(i, j), y(i, j))| \quad (12)$$

2.4 動的計画法による解法 (基本アルゴリズム)

局所ひずみパターン $xy(i)$ の最適系列は、DP により厳密に求めることができる。Bellman 流の定式化 [15] では、 i が段階、 $xy(i)$ が状態、 $xy' \in XY'(xy(i)) \rightarrow xy(i)$ が状態遷移、 xy' の選択が決定に相当する。こ

れに基づいて構成した、画像全体として最適な単調連続2次元ワーブを求めるアルゴリズム (以後、基本アルゴリズム) を以下に示す。

(1) 初期状態

for all $xy \in XY(1)$

$$g(1, xy) = d(1, xy)$$

(2) DP 漸化式

for $i := 2$ to N

for all $xy \in XY(i)$

$$g(i, xy) = d(i, xy)$$

$$+ \min_{xy' \in XY'(xy)} g(i-1, xy') \quad (13)$$

(3) 終了

$$D(A, B) = \min_{xy \in XY(N)} g(N, xy)$$

終了後、バックトラックを行うことで最適な単調連続2次元ワーブが求まる。

2.5 Levin らの手法との比較

本手法と Levin らの手法 [14] の本質的な違いは連続性条件の有無である。すなわち Levin らの手法では単調性条件

$$x(i-1, j) \leq x(i, j) \quad (14)$$

$$y(i, j-1) \leq y(i, j) \quad (15)$$

のみが用いられ、連続性は考慮されていない。この違

いは以下に述べるようにワープの自由度，計算量およびメモリ量に影響する。

単調性条件 (14), (15) は A 上で隣接する画素のワープ後の相対的な位置関係を制限するものであるが，その間の距離は制限しない。すなわち Levin らの手法ではパターン A の位相が保存される保証がない。このため至るところで不連続なワープが起こり，過変形が生じる。例えば図 4 の A, B の場合，Levin らの手法ではすべて $D(A, B) = 0$ となる。一方，本手法では A と同様な右端の B 以外は $D(A, B) \neq 0$ となる。

次に両手法の計算量およびメモリ量を比較する。前節の基本アルゴリズムの漸化式計算回数は $\sum_i |XY(i)| = O(N|XY|)$ となる。ここで $XY = \bigcup_i XY(i)$ であり， $|\cdot|$ は集合の要素数を表す。Levin らの手法および本手法において， $N = M$ のとき， $|XY|$ はそれぞれ $O(N^{2N})$ ， $O(N \cdot 9^N)$ となる。図 5 に $M = N$ のときの両手法の $|XY|$ の数値シミュレーションによる測定値を示す。漸化式内部の計算量に比例する $|XY'(xy(i))|$ は，Levin らの手法 (図 3(d)) では $O(N^{2N})$ となり，本手法 (図 3(c)) では $O(9^N)$ となる。よって総計算量はそれぞれ $O(N^{4N})$ ， $O(N^2 \cdot 9^{2N})$ となり，依然として指数オーダーではあるが本手法の方が格段に少なくて済む。メモリ量も，Levin らの手法



図 4 Levin らの手法 [14] で距離 $D(A, B) = 0$ となる画像対の例

Fig. 4 Image pairs for which distance $D(A, B) = 0$ by Levin et al.'s method [14].

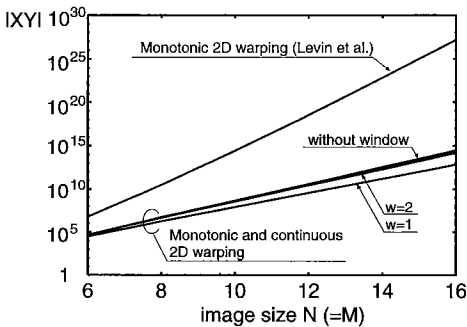


図 5 局所ひずみパターン A の総数 $|XY|$
Fig. 5 The number of local warp patterns.

が $2|XY(i)| = O(N^{2N})$ であるのに対し，本手法の方が $2|XY(i)| = O(N \cdot 9^N)$ と少ない。これらの差異はすべて連続性条件の有無による。

このように本論文の 2 次元ワープは，Levin らの手法に欠如していた重要な制約条件である連続性を組み込むことで，実用性を高め，計算量を低減している。

3. 枝刈りによる効率化

前節で述べたように，本手法でワープを求めるための計算量およびメモリ量は，Levin らの手法 [14] より大幅に少ないが，依然として N に関して指数オーダーで増加する。よって現実的なサイズの画像に本手法を適用するには更にそれらを低減する必要がある。この問題に対し本論文では枝刈り法 [16] の導入を検討する。枝刈り法は，最適経路としての可能性が低いと判断されたものを以後の処理から除外することで探索空間を圧縮し，計算量とメモリ量の低減を同時に実現できる効率化法である。以下では枝刈りの導入により多項式時間で準最適解が求まるアルゴリズムを説明する [17]。

単調連続性により， $xy(i-1)$ とそれに隣接可能な $xy(i)$ の j における差分 $(x(i, j) - x(i-1, j), y(i, j) - y(i-1, j))$ は， $xy(i-1)$ ， $xy(i)$ の形状とは無関係に $\{(2, 1, 0), (1, 0, -1)\}$ で表される 9 種類のいずれかとなる。逆にこの差分 N 個の列と $xy(i-1)$ を用意すれば，隣接可能な $xy(i)$ が一つ定まる。こうした差分の列の全部は，各ノードがそれぞれ 9 種類の差分の一つに対応する子ノードをもつような深さ N の 9 分木によって表現できる。すなわちこの 9 分木の根から葉までの 9^N 本の道により， $xy(i-1)$ に隣接可能な $xy(i)$ の全部が表現される。この 9 分木を各 $g(i-1, xy(i-1))$ を根としてそれぞれ駆動し，すべての木について並行的に枝を伸ばしていく (図 6)。そ

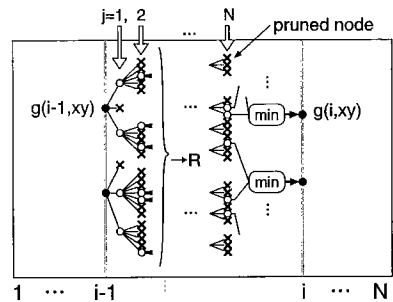


図 6 枝刈り法による多項式時間アルゴリズム
Fig. 6 Pruning technique.

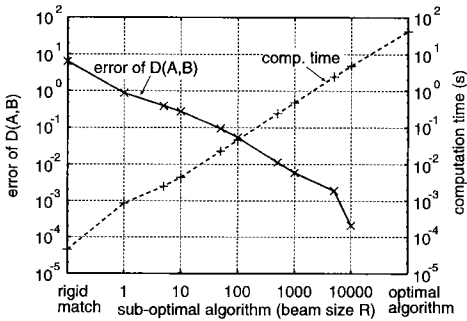


図7 枝刈による計算時間短縮効果および準最適な $D(A, B)$ の最適値との差の実測値

Fig.7 Effects of pruning. Reduction of computation time and error of $D(A, B)$.

ここで、木の深さ j を一つ増すごとに、累積距離値

$$g(i-1, \mathbf{xy}(i-1)) + \sum_{k=1}^j |a(i, k) - b(x(i, k), y(i, k))|$$

が最小の R 個のノードだけを残す枝刈処理を行う。この処理を $j = N$ まで繰り返した後、同じ $\mathbf{xy}(i)$ を表す葉のうち最小の累積距離をもつものを選択することで、第 i 段での処理が終了する。第 i 段での計算量は、画素間距離加算 $O(N \cdot R)$ 、枝刈基準決定 $O(N \cdot R)$ 、および $j = N$ での最小値選択 $O(N \cdot R^2)$ の和となる。画像全体ではこの処理が N 回繰り返され、結局 $O(N^2 \cdot R^2)$ で準最適な2次元ワーブが求まる。メモリ量も $O(N \cdot R)$ に改善される。

枝刈の効果を見るために、 $[0, 1)$ の一様乱数で作成した画像100対を対象として、準最適な $D(A, B)$ の最適値からのずれの大きさ、および準最適解を求めるための計算時間 (Sun Ultra1 使用) を実測した。最適解を求めるために $N = M = 6$ とした。結果を図7に示す。ビーム径 R を減少させれば計算時間を単調に短縮でき、逆に R を増加させれば近似精度を単調に向上できることがわかる。このように近似精度と計算時間はトレードオフの関係にあるので、タスクや実行環境に応じて R を適宜設定すればよい。

4. 実験および考察

4.1 実験 1

図8に5組の画像間の準最適な単調連続2次元ワーブを示す。図の各行は左より、 B 、 $(x(i, j), y(i, j))$ を表すメッシュを B 上に重ねたもの、 \tilde{B} 、 A である。

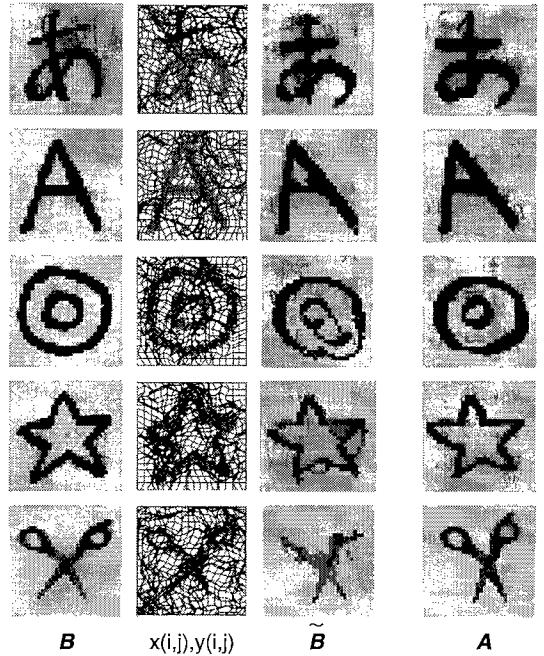


図8 単調連続2次元ワーブ例 (ペナルティなし)

Fig.8 Experimental results of monotonic and continuous warp without penalty.

サンプル画像はすべて $N = M = 32$, 256 階調である。ビーム径 R は計算時間の制約から 1000 とし、また $w = 5$ とした。このときの平均計算時間は約 280 秒であった。メッシュの様子より単調連続性をもつ2次元ワーブが実現していることがわかるが、部分的に極端な変形が起きていることもわかる。この原因には、1) 枝刈による最適解からのずれ、および 2) 局所的な制約条件と画素値に基づく評価関数だけではパターンの大局的構造を保存するには不十分なこと、が考えられる。

そこで A 上のパターンと B 上のパターンの大局的構造は似ており、そのため最適なワーブによる変形量は少ないと仮定する。この仮定をペナルティの形で評価関数に組み込めば、パターンの大局的構造を保存するワーブが求まりやすくなる。同時にそのようなワーブに対応する経路のコストが相対的に小さくなり、枝刈による最適解からのずれを抑えることができる。この考えは正則化 [18] の概念と類似するものである。ここでは次式をペナルティとして用いる。

$$P_1(\mathbf{xy}(i), \mathbf{xy}(i-1))$$

$$= \sum_{j=1}^N (|p_{i,j}^x| + |q_{i,j}^x - 1| + |p_{i,j}^y - 1| + |q_{i,j}^y|) \quad (16)$$

ここで、

$$\begin{aligned} p_{i,j}^x &= x(i,j) - x(i,j-1) \\ p_{i,j}^y &= y(i,j) - y(i,j-1) \\ q_{i,j}^x &= x(i,j) - x(i-1,j) \\ q_{i,j}^y &= y(i,j) - y(i-1,j) \end{aligned}$$

更に得られたワープの細部を観察すると、図 10 に示すような折返しが発生していることがわかる。これは現在用いている単調性条件が、本来すべての方向について満たされるべき単調性の局所的かつ離散的近似であることに起因する。この折返しを避けるために、4点 (i,j) , $(i-1,j)$, $(i-1,j-1)$, $(i,j-1)$ がワープ後に構成する四辺形の面の向きを判定し、反転と判断された場合は以後の探索から除外する方法が考えられる。しかしビーム径 R が小さい場合、残っている探索経路がこの判定ですべて除外されてしまう恐れがあり、枝刈とは相性が悪い。そこで四辺形の反転の度合を反転部分の面積で表し、それに応じたペナルティを課すことで反転を回避する。

$$\begin{aligned} P_2(\mathbf{xy}(i), \mathbf{xy}(i-1)) &= \sum_{j=2}^N \{ \kappa(q_{i,j}^x p_{i,j}^y - q_{i,j}^y p_{i,j}^x) \\ &+ \kappa(q_{i,j-1}^x p_{i,j}^y - q_{i,j-1}^y p_{i,j}^x) \\ &+ \kappa(q_{i,j}^x p_{i-1,j}^y - q_{i,j}^y p_{i-1,j}^x) \\ &+ \kappa(q_{i,j-1}^x p_{i-1,j}^y - q_{i,j-1}^y p_{i-1,j}^x) \} \quad (17) \end{aligned}$$

ここで

$$\kappa(n) = \begin{cases} 0 & \text{if } n \geq 0 \\ -n & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

以上のペナルティ P_1 , P_2 を導入すると、漸化式 (13) は次式のように変更される。

$$g(i, \mathbf{xy}) = \min_{\mathbf{xy}' \in XY'(\mathbf{xy})} (d(i, \mathbf{xy}) + \alpha P_1(\mathbf{xy}, \mathbf{xy}') + \beta P_2(\mathbf{xy}, \mathbf{xy}') + g(i-1, \mathbf{xy}')) \quad (19)$$

α , β は正定数とする。図 9 にこれらペナルティ ($\alpha = 10$, $\beta = 100$) を導入したときの結果を示す。ここで

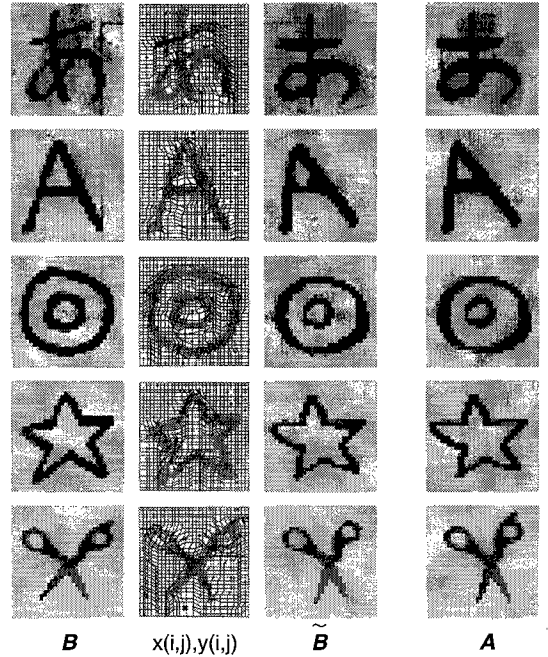


図9 単調連続2次元ワープ例 (ペナルティあり)
Fig.9 Experimental results of monotonic and continuous warp with penalties.

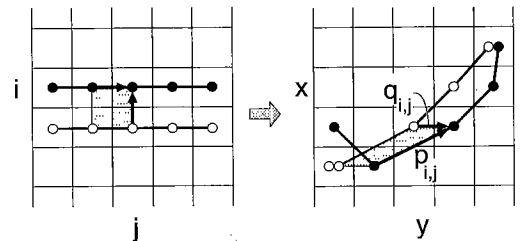


図10 単調性違反
Fig.10 Violation of monotonicity.

サンプル画像 A , B , および R , w は前実験と同じとした。すべてのサンプルについて \tilde{B} と A の形状はほぼ一致しており、大局的構造を保存しようとするペナルティ P_1 の有効性が示されている。また背景部などの画素値の微小な変動に不感となる効果があることもわかる。更にペナルティ P_2 の効果も加わって、細部での折返しもほとんど見られなくなっている。以上の結果から、枝刈により大幅に探索空間を圧縮しても、ペナルティの導入により精度良く単調連続2次元ワープが求まることが確認された。

4.2 実験 2

本節では本手法の変形追従能力を確認する実験を行

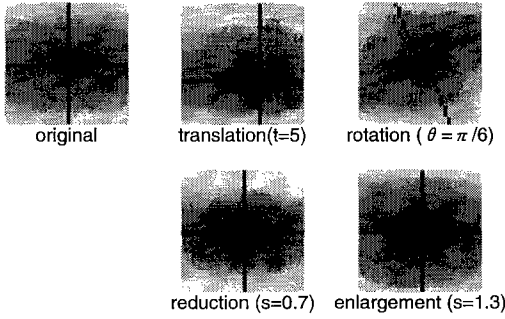


図11 実験2で用いた変形画像の例。中央で直交する線分の変形の様子を重ねて表示してある。
Fig.11 Deformed images used in Ex.2.

う。そのためあらかじめ画素の対応関係が既知の画像対を用いる。画像 B および A ($N = M = 32$) は次式を用いて生成した。

$$b(x, y) = C\sqrt{(x - M/2)^2 + (y - M/2)^2/4} \quad (20)$$

$$a(i, j) = b(\bar{x}(i, j), \bar{y}(i, j)) \quad (21)$$

ここで C は画素の輝度値を $[0, 255]$ の範囲に正規化するための正定数である。 \bar{x} , \bar{y} には次式を用いた。

$$\begin{cases} \bar{x}(i, j) = i - tf_i \\ \bar{y}(i, j) = j - tf_j \end{cases} \quad \text{平行移動}$$

$$\begin{cases} \bar{x}(i, j) = i - (i' \cos \theta - j' \sin \theta - i')f_i \\ \bar{y}(i, j) = j - (i' \sin \theta + j' \cos \theta - j')f_j \end{cases} \quad \text{回転}$$

$$\begin{cases} \bar{x}(i, j) = i - (i' - i'/s)f_i \\ \bar{y}(i, j) = j - (j' - j'/s)f_j \end{cases} \quad \text{拡大・縮小}$$

ここで $i' = i - N/2$, $j' = j - N/2$, $f_i = \sin(i\pi/N)$, $f_j = \sin(j\pi/N)$ である。 f_i , f_j は変形量を範囲内に収めるために用いた。 A の例を図11に示す。変形追従能力の評価基準として、変位抽出誤差 ε [1] を用いた。

$$\varepsilon = 1/N^2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sqrt{\{x(i, j) - \bar{x}(i, j)\}^2 + \{y(i, j) - \bar{y}(i, j)\}^2} \quad (22)$$

今回用いた変形パラメータの範囲では、 \bar{x} , \bar{y} は単調連続性(2)~(5)を満たしていた。すなわちすべての場合で $D(A, B) = 0$, $\varepsilon = 0$ となる最適ワーブが存在

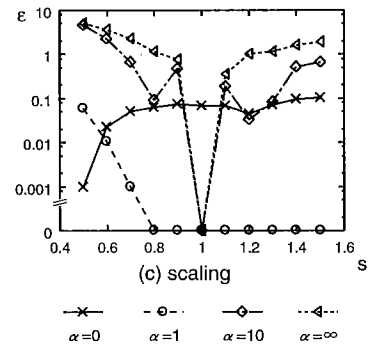
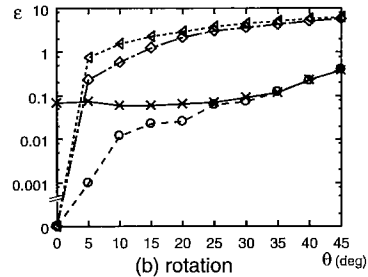
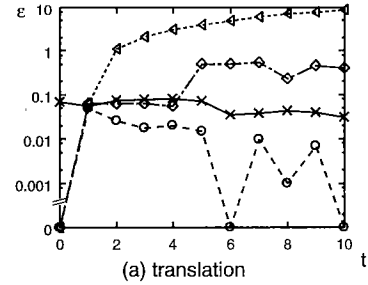


図12 変位抽出誤差 ε 測定結果
Fig.12 Spatial error of warping.

する。言い換えると本手法の基本アルゴリズムはこのような変形に追従する能力を理論上もっている。

図12に、 $R = 1000$, $w = \infty$, $\beta = 100$ という条件のもと、 α および変形パラメータ t , θ , s を変えながら、 ε を測定した結果を示す。 $\alpha = \infty$ は変形を行わないテンプレートマッチングに相当する。結果より、 $\alpha \leq 1$ のとき、平行移動、回転、拡大/縮小のほとんどの場合において変位抽出誤差 ε を平均1画素以下にできることがわかり、本手法の変形追従能力が実験的にも確認できた。 $\alpha = 10$ とすると、変形追従能力が落ちることがわかる。これはペナルティ P_1 がワーブの変形量を少なくするためのエネルギーであることから説明できる。なお $\alpha = 0$ のとき、変形を全く行わない場合でも $\varepsilon \neq 0$ となっているが、ともに評価関数

$D(A, B)$ の値は 0 であった。

5. む す び

本研究は、1次元-1次元 DP マッチングの2次元への拡張を目標として開始された。冒頭に述べたように、DP を用いた2次元画像間の非線形なワープの構成法としては、本手法以外にもいくつかの手法が提案されている。しかしそれらの多くは、ワープの自由度若しくは解の最適性が不十分な手法であった。これに対し本論文では、2次元的な自由度をもちながら画像全体としての解の最適性を保証でき、かつ単調連続性を保存する2次元ワープ法の基本アルゴリズムを示した。更に現実的なサイズの画像の取扱いを可能とするための枝刈法による計算量の大幅な低減法について述べた。また極端な変形を避けるためには、ペナルティの適用が有効なことを実験により示した。

本手法はさまざまな応用が考えられる。一般に2次元ワープを用いてマッチング系を構成する場合、その対象で自然に発生するパターンのさまざまな変形への追従能力を残したまま、いかに過変形を防ぐかが課題となる。これに対し DP に基づく本手法は、評価関数、特徴量、およびペナルティの選択の幅が広く、かなり細かい調整ができるため、この課題への対処が容易であると期待される。

文 献

- [1] 水上嘉樹, 古賀和利, 鳥岡豊士, “変位抽出を行う手書き文字認識システム,” 信学論 (D-II), vol.J80-D-II, no.1, pp.63-72, Jan. 1997.
- [2] 横矢直和, “多重スケールでの正則化によるステレオ画像からの不連続を保存した曲面再構成,” 信学論 (D-II), vol.J76-D-II, no.8, pp.1667-1675, Aug. 1993.
- [3] 山本和彦, 坂上勝彦, 積山洋子, “Active Net によるステレオマッチング,” 信学技報, PRU90-12, 1990.
- [4] A.K. Jain, Y. Zhong, and S. Lakshmanan, “Object matching using deformable templates,” IEEE Trans. PAMI, vol.18, no.3, pp.267-278, 1996.
- [5] 中野康明, 中田和男, 中島 晃, “周辺分布とそのスペクトルによる漢字認識の改良,” 信学論 (D), vol.57-D, no.1, pp.15-22, Jan. 1974.
- [6] 磯道義典, 小川辰男, “動的計画法によるパターン・マッチング,” 情報処理, vol.16, no.1, pp.15-22, 1975.
- [7] 松本 弘, 脇田 壽, “Frequency warping による話者の正規化,” 音講論, 3-2-6, pp.587-588, 6, 1979.
- [8] 三輪讓二, 小原政彦, 牧野正三, 城戸健一, “非線形スペクトルマッチングによる単語音声認識の一方式,” 信学論 (D), vol.J64-D, no.1, pp.46-53, Jan. 1981.
- [9] R.K. Moore, “A dynamic programming algorithm for the distance between two finite areas,” IEEE Trans. PAMI, vol.PAMI-1, no.1, pp.86-88, 1979.

- [10] 田中栄一, 菊池良昭, “図形間の距離,” 信学論 (D), vol.J63-D, no.12, pp.1018-1025, Dec. 1980.
- [11] C.M. Wu, R.M. Owens, and M.J. Irwin, “Distortion processing in image matching problems,” Proc. ICASSP, pp.2181-2184, 1990.
- [12] 杉村昌彦, 飯田洋二, 足立紀彦, “ツェルニケモーメントを特徴量とする2次元動的計画法を用いたイメージマッチング,” 信学論 (D-II), vol.J80-D-II, no.1, pp.101-108, Jan. 1997.
- [13] 西村拓一, 岡 隆一, “2次元連続 DP による画像のスポッティング認識,” 信学技報, PRMU97-55, 1997.
- [14] E. Levin and R. Pieraccini, “Dynamic planar warping for optical character recognition,” Proc. ICASSP, pp.III 149-152, 1992.
- [15] 鍋島一郎, “動的計画法,” 数学ライブラリー, 7, 森北出版, 1968.
- [16] 迫江博昭, 藤井浩美, 吉田和永, 互理誠夫, “フレーム同期化, ビームサーチ, ベクトル量子化の統合による DP マッチングの高速化,” 信学論 (D), vol.J71-D, no.9, pp.1650-1659, Sept. 1988.
- [17] 内田誠一, 迫江博昭, “単調連続2次元ワープの効率化と拡張,” 信学技報, PRMU97-18, 1997.
- [18] 坂上勝彦, 横矢直和, “弛緩法と正則化,” 情報処理, vol.30, no.9, pp.1047-1057, 1989.

(平成9年9月22日受付, 10年1月22日再受付)



内田 誠一 (学生員)

平2九大・工・電子卒。平4同大大学院修士課程(情報)了。同年セコム(株)入社。平8同大大学院システム情報科学研究科博士後期課程入学, 現在に至る。音声の認識・合成, 画像パターン解析に関する研究に従事。日本音響学会, 情報処理学会各

会員。



迫江 博昭 (正員)

昭41九工大・制御卒。昭43九州大学大学院修士課程(電子)了。同年日本電気株式会社入社。平1, 九大に移り, 現在システム情報科学研究科知能システム学専攻教授。工博。音声認識および画像パターン解析の研究に従事。IEEE ASSP Senior Award, 本会業績賞, 本会米沢ファウンダーズメダル受賞記念特別賞および論文賞, (社)日本発明協会・内閣総理大臣発明賞, 九工大嘉村記念賞各受賞。IEEE, 日本音響学会, 情報処理学会各会員。