単調連続 2 次元ワープ法によるオフライン手書きひらがな認識

内田誠一　　迫江博昭

九州大学大学院システム情報科学研究科
〒 812-8581 福岡市東区箱崎 6-10-1
TEL:092-642-3886　　E-mail:uchida@human.is.kyushu-u.ac.jp

あらまし　　単純重ね合わせ法によるオフライン文字認識は，原理のわかりやすさと処理の単純さという利点を持つ反面，画像中の文字パターンの変形に弱いという欠点を持つ．そのため，2 画像の最大一致を与えるマッピングにより一方の画像を変形させ，その後で重ね合わせを行なう手法が検討されている．本報告では，文字画像の変形法として単調連続 2 次元ワープ法を用いた結果について報告する． 単調連続 2 次元ワープ法とは，単調連続性条件の下で 2 画像の最大一致を実現する画素間のマッピングを，動的計画法 (DP) に基づくアルゴリズムにより求める方法である．ETL8B のひらがな 46 文字種を対象として認識実験を行なった結果，単純重ね合わせ法 (93.9%) や各画素独立な摂動法 (94.3%) よりも高い認識率 (97.0%) が得られ，単調連続 2 次元ワープ法の手書き文字認識に対する有効性が確認された．
キーワード　　単調連続 2 次元ワープ　パターンマッチング　動的計画法　オフライン文字認識　変形

Handwritten Hiragana character recognition using monotonic and continuous two-dimensional warping

Seiichi UCHIDA and Hiroaki SAKOE

Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
6-10-1 Hakozaki, Higashi-ku, Fukuoka-shi, 812-8581 Japan
TEL:+81-92-642-3886　　E-mail:uchida@human.is.kyushu-u.ac.jp

Abstract　　Rigid template matching is one of the simplest techniques for off-line character recognition. The major drawback of the technique is its sensitivity to deformations of characters, such as translation, rotation and nonlinear deformation. In this paper, a handwritten Hiragana character recognition experiment using the monotonic and continuous two-dimensional warping algorithm previously reported by the authors is investigated. This warping algorithm is based on dynamic programming (DP) and searches for the optimal pixel-to-pixel mapping between given two images subject to the two-dimensional monotonicity and continuity constraints. Experimental comparisons with the rigid template matching and a local perturbation method show the superiority of the two-dimensional warping.
key words　　two-dimensional warping, pattern matching, dynamic programming, character recognition

1　まえがき

単純重ね合わせ法によるオフライン文字認識は，原理のわかりやすさと処理の単純さという利点を持つ反面，画像中の文字パターンの変形に弱いという欠点を持つ．そのため，2 画像の最大一致を与えるマッピングにより一方の画像を変形させ，その後で重ね合わせを行なう手法が検討されている．この最大一致の探索に従来用いられている最適化手法としては，摂動法，決定論的弛緩法などの反復法，および動的計画法が挙げられる．

摂動法 (ずらし) に基づく方法 [1]∼[3] では，各画素 (もしくは部分領域) 毎に独立に最も一致する画素を探索する．過変形を回避するために，探索範囲を制限したり，多重スケールを用いた階層的な探索法が用いられる．

決定論的弛緩法 [4] に基づく方法 [5], [6] では，文字画像の変形を R^2 から R^2 への連続関数によるものと考え，変分法の枠組でその関数を求める．計算機上では，オイラー・ラグランジュ方程式の差分近似により構成される大型の非線形連立方程式を Gauss-Seidel 法などの反復法により解くことになる．過変形を回避するために，正則化や多重スケールを用いた階層的な探索が用いられる．決定論的弛緩法以外の反復法としては，弾性膜のポテンシャル場への落ち込みを運動方程式で表現し，系が平衡状態に達するまで運動を続ける方法 [7] や，変形をパラメトリックに表現し，パラメータを反復推定する方法 [8] が提案されている．

動的計画法 (DP) [9] は，1) 解の最適性を保証できる，2) 目的関数が微分可能でなくてもよい，3) 制約条件の取り扱いが容易，4) 演算誤差の集積による不安定性がない，という特長を持つ最適化手法である．DP のオフライン文字認識における応用としては，文字線輪郭間の 1 次元-1 次元マッチング [10] や 1 次元-2 次元マッチング [11]∼[13] などが代表的である．しかし，本報告で議論する文字画像の 2 次元-2 次元マッチングに関しては，縦方向および横方向独立に 1 次元的な変形を行う手法 [14], [15] とその改良 [16] を除いては，筆者らの知る限り DP は利用されていない．この理由としては，DP が基本的に 1 次元系列を扱う手法であることや，2 次元への拡張時に予想される計算量の多さおよびアルゴリズムの複雑さが考えられる．

DP に基づく画像の変形法として，筆者らは単調連続 2 次元ワープ法 [17]∼[19] を提案し，これまで基礎的な検討を行なってきた．その第一の特徴として，単調連続性を制約条件として用いることで 2 次元的な自由度を持ちながら画像中のパターンの位相を近似的に保存する変形 (ワープ) を構成できる点が挙げられる．第二の特徴は，画像間距離を最小化する最適ワープが得られる点である．ただし，この最適ワープを求めるためには画像サイズに関して指数オーダーの計算量が必要となる．そこで DP アルゴリズムにビームサーチを導入した多項式時間近似アルゴリズムについても検討を行なってきた．

本報告では，単調連続 2 次元ワープ法をオフライン文字認識に応用した結果について述べる． 実験試料として ETL8B [20] の手書きひらがな (46 文字種) を用いた． 識別は上述の近似アルゴリズムで得た画像間距離を用いた最短距離法により行なった．ワープの精度を高めるための工夫として，ペナルティ，整合窓，線素方向特徴 [6] の利用を検討した．実験の結果，最高で 97.0%の認識率が得られた．この値は単純重ね合わせ法 (93.9%) や各画素独立な摂動法 (94.3%) による認識率よりも高く，手書き文字認識において単調連続 2 次元ワープ法を用いることの有効性が確認された．

2　単調連続 2 次元ワープ

2.1　単調連続 2 次元ワープ決定問題

2 画像 $\boldsymbol{A} = \{a(i,j) \mid i,j = 1,2,\ldots,N\}$ および $\boldsymbol{B} = \{b(x,y) \mid x,y = 1,2,\ldots,M\}$ を考える．ここで $a(i,j)$，$b(x,y)$ はそれぞれ画素 (i,j)，(x,y) の特徴量とする．画像 $\boldsymbol{A}$ から $\boldsymbol{B}$ への画素間のマッピングを表す関数 $x(i,j)$，$y(i,j)$ をワープ関数と呼ぶ (図 1)．このとき単調連続 2 次元ワープ決定問題は，後述する単調連続性条件の下で次の目的関数

$$\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\delta(a(i,j),\ b(x(i,j),y(i,j))) \qquad (1)$$

の最小値を与えるワープ関数の決定問題として定式化される[1]．ここで $\delta(\cdot,\cdot)$ は 2 つの画素特徴間の距離を与える関数である．目的関数 (1) の最小値を $D(\boldsymbol{A},\boldsymbol{B})$ と表す．パターンマッチングの立場から見ると，$D(\boldsymbol{A},\boldsymbol{B})$ は 2 次元ワープによって $\boldsymbol{B}$ を変形した画像のうちで $\boldsymbol{A}$ に最も近いものと画像 $\boldsymbol{A}$ との距離に相当する．

[1] 以下の議論の都合上，(1) 式は文献 [17]∼[19] の目的関数を一般化したものになっている．

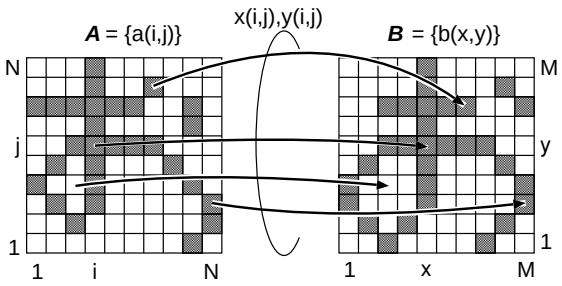

図 1: 2 次元ワープ

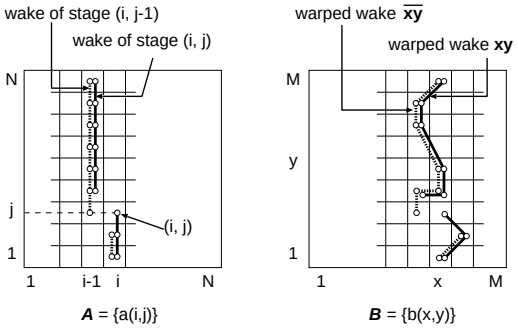

図 2: ウェイクとウェイク像

単調連続性条件および境界条件は次式で表される．

$$0 \le x(i,j) - x(i-1,j) \le 2 \tag{2}$$

$$0 \le y(i,j) - y(i,j-1) \le 2 \tag{3}$$

$$|x(i,j) - x(i,j-1)| \le 1 \tag{4}$$

$$|y(i,j) - y(i-1,j)| \le 1 \tag{5}$$

$$x(1,j) = y(i,1) = 1 \tag{6}$$

$$x(N,j) = y(i,N) = M \tag{7}$$

(1) 式の最小化問題は，この単調連続性条件 (2)-(5) がなければ摂動法 (ずらし) の枠組で各画素独立の最適化問題として高速に解けるが，変形量を制限するような条件を与えない限り過変形の問題が生じる．これに対し単調連続性条件の導入した場合，計算量的には困難な問題となるが，パターンの位相の保存という手書き文字認識に望ましい性質を持つワープが実現する．なお，この単調連続性の効果は **3.5**の認識実験の結果により確認される．

2.2 DP アルゴリズム

(1) 式の単調連続性制約付き最小化問題に対し，筆者らはこれまでに 2 種類の DP アルゴリズムを提案している．本節では計算量の少ない文献 [18] の DP アルゴリズムを説明し，次節ではその近似アルゴリズムを説明する．

今，画像$\boldsymbol{A}$のラスタスキャン順に，画素 (i,j) のマッピング $(x(i,j), y(i,j))$ を決定していく過程を考える．このような過程は多段決定過程 [9] と呼ばれる．その第 (i,j) 段における $(x(i,j), y(i,j))$ の決定に際しては，単調連続性条件により直前の $(i,j-1)$ 段での決定だけでなく N段前の $(i-1,j)$ 段の決定を参照する必要がある．この N次マルコフ性を扱うため，ウェイク (wake, 航跡) という概念を導入する．第 (i,j) 段のウェイクは $[(i-1,j+1),\ldots,(i-1,N),(i,1),\ldots,(i,j)]$ と表わされる (図 2(a))．

多段決定過程の各段にはいくつかの状態が属する．第 (i,j) 段に属する状態は，ウェイクの 1 つのマッピングに対応する．以後このマッピング $[(x(i-1,j+1),y(i-1,j+1)),\ldots,(x(i-1,N),y(i-1,N)),(x(i,1),y(i,1)),\ldots,(x(i,j),y(i,j))]$ のことをウェイク像と呼び，$\boldsymbol{xy}(i,j)$ もしくは単に$\boldsymbol{xy}$ と表記する (図 2(b))．以下，記号$\boldsymbol{xy}$により，$\boldsymbol{xy}$が対応する状態を指す場合もある．各ウェイク像は，単調連続性条件 (3)，(4) および境界条件 (6)，(7) を満たす必要がある．その条件を満たす第 (i,j) 段のウェイク像の集合，すなわち第 (i,j) 段に属する状態の集合を$\boldsymbol{XY}(i,j)$ と表記する．

例外的に第 $(1,N)$ 段では $(1,1)$ から $(1,N)$ までの N画素分のマッピングが一度に決定されると考える．よって段は第 $(1,N)$ 段から第 (N,N) 段まで存在し，$\boldsymbol{XY}(1,N)$ および$\boldsymbol{XY}(N,N)$ が初期状態集合および最終状態集合となる．

多段決定過程において状態遷移先は次段に属する状態に限られている．第 $(i,j-1)$ 段の 1 つの状態を$\overline{\boldsymbol{xy}}$で表すと，$\overline{\boldsymbol{xy}}$から$\boldsymbol{xy} \in \boldsymbol{XY}(i,j)$ に遷移できるためには，それらから端点 $(x(i-1,j),y(i-1,j))$ および $(x(i,j),y(i,j))$ を除いた部分は同一である必要があり，またその両端点は単調連続条件 (2)，(5) を満たす必要がある．図 2(b) の二つのウェイク像はこれら条件を満たす例となっている．以下，状態$\boldsymbol{xy}$に対しこれらの条件を満たす状態$\overline{\boldsymbol{xy}}$の集合を$\overline{\boldsymbol{XY}}(\boldsymbol{xy})$ と表記する．

状態$\boldsymbol{xy}$への遷移が $(x(i,j),y(i,j))$ の決定に相当す

ることから，状態$\boldsymbol{xy}$への遷移コストは

$$d(i,j,\boldsymbol{xy}) = \delta(a(i,j),\ b(x(i,j),y(i,j))) \qquad (8)$$

となる．

以上で定義される多段決定過程において，第$(1,N)$段から第(N,N)段までの状態遷移系列のうち最小の累積コストを持つものが最適2次元ワープに対応する．この最適状態遷移系列を探索するためにDPを用いる．そのDP漸化式は

$$g(i,j,\boldsymbol{xy}) = d(i,j,\boldsymbol{xy}) + \min_{\overline{\boldsymbol{xy}}\in\overline{\boldsymbol{XY}}(\boldsymbol{xy})} g(i,j-1,\overline{\boldsymbol{xy}}) \quad (9)$$

となる．$g(i,j,\boldsymbol{xy})$は，ある初期状態から状態$\boldsymbol{xy} \in \boldsymbol{XY}(i,j)$までの最適状態遷移系列に対する累積コストである．このDP漸化式を第$(2,1)$段からラスタスキャン順に第(N,N)段まですべての状態について計算していけば，$g(N,N,\boldsymbol{xy}(N,N))$の最小値として$D(\boldsymbol{A},\boldsymbol{B})$が求まる．さらにバックトラックを行なえば最適2次元ワープ関数が求まるが，本報告の実験のように$D(\boldsymbol{A},\boldsymbol{B})$のみを問題とする場合にはその必要は無い．なお初期値としての第$(1,N)$段の状態$\boldsymbol{xy} \in \boldsymbol{XY}(1,N)$に関するコストは

$$g(1,N,\boldsymbol{xy}) = \sum_{k=1}^{N} \delta(a(1,k),\ b(x(1,k),y(1,k))) \quad (10)$$

となる．このDPアルゴリズムの時間および空間計算量は，$N=M$の時，それぞれ$O(N^3 9^N)$，$O(N9^N)$となる．

2.3 近似アルゴリズム

前節のDPアルゴリズムに対しビームサーチを導入することで，多項式オーダーの計算量を持つ近似アルゴリズムを構成することができる．ビームサーチとは，各段で累積コストgに対するしきい値処理を行い最適解を与える可能性の低い探索経路を枝刈することで，計算量の低減を実現する効率化法である．ビームサーチの導入により解の最適性は保証できなくなるが，実用上は近似解で十分なことが多い[21]〜[23]．

ビームサーチを最も効率的なものとして実装するために，動的リストとビーム内データ駆動を用いる．動的リストとは，枝刈の結果残った状態だけを付随する累積コストgと共にメモリ上にリスト化して格納する方法で，これにより空間計算量を大幅に低減することができる．ビーム内データ駆動とは，リスト上に残った状態からDP漸化式を駆動する方法で，これによりオーバーヘッドを削減することができる．

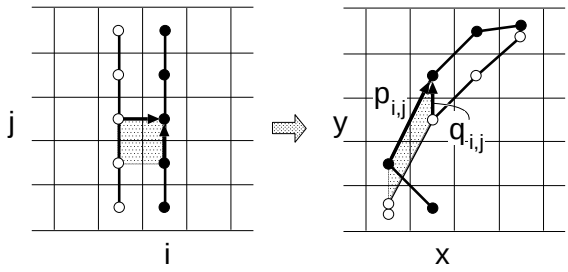

図 3: 単調連続性を満たす反転の例

本報告では，累積コスト$g(i,j,\boldsymbol{xy})$のうちR番めに小さな値を第(i,j)段のしきい値とする．このとき，近似アルゴリズムの時間および空間計算量はそれぞれ$O(N^3R)$，$O(NR)$となる．

2.4 ペナルティと整合窓

前節の近似アルゴリズムをそのまま実行すると，ビームサーチによる近似誤差や，単調連続性条件の局所性に起因して，不自然なワープが生じることがある．そこで，ペナルティおよび整合窓によりこの不自然なワープの回避を図る[17]．

ペナルティは一種の安定化汎関数であり，具体的にはワープの一様性を評価するペナルティP_1と，図3のような反転を回避するためのペナルティ関数P_2を用いる．これらペナルティを目的関数(1)に加えると，それに応じてDP漸化式(9)は次のように変更される．

$$\begin{aligned} g(i,j,\boldsymbol{xy}) &= d(i,j,\boldsymbol{xy}) + \min_{\overline{\boldsymbol{xy}}\in\overline{\boldsymbol{XY}}(\boldsymbol{xy})} \{g(i,j-1,\overline{\boldsymbol{xy}}) \\ &\quad + \alpha P_1(\boldsymbol{xy},\overline{\boldsymbol{xy}}) + \beta P_2(\boldsymbol{xy},\overline{\boldsymbol{xy}})\} \quad (11) \end{aligned}$$

ここで

$$\begin{aligned} P_1(\boldsymbol{xy},\overline{\boldsymbol{xy}}) &= |p^x_{i,j}| + |q^x_{i,j} - 1| + |p^y_{i,j} - 1| + |q^y_{i,j}| \\ P_2(\boldsymbol{xy},\overline{\boldsymbol{xy}}) &= \kappa(q^x_{i,j-1}p^y_{i-1,j} - q^y_{i,j-1}p^x_{i-1,j}) \\ &\quad + \kappa(q^x_{i,j-1}p^y_{i,j} - q^y_{i,j-1}p^x_{i,j}) \\ &\quad + \kappa(q^x_{i,j}p^y_{i-1,j} - q^y_{i,j}p^x_{i-1,j}) \\ &\quad + \kappa(q^x_{i,j}p^y_{i,j} - q^y_{i,j}p^x_{i,j}) \\ p^x_{i,j} &= x(i,j) - x(i,j-1) \\ q^x_{i,j} &= x(i,j) - x(i-1,j) \\ p^y_{i,j} &= y(i,j) - y(i,j-1) \end{aligned}$$

$$q^y_{i,j} = y(i,j) - y(i-1,j)$$

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

であり，α，βは非負の重み係数である．

整合窓はワープ関数に対する制約条件であり，$N = M$の場合，wを非負の整数として次式で表される．

$$|x(i,j) - i| \leq w, \quad |y(i,j) - j| \leq w \qquad (12)$$

3 手書きひらがなの認識実験

本節では，単純重ね合わせ法，単調連続 2 次元ワープ法，および摂動法による手書きひらがなの認識実験について述べ，それらの結果の比較により単調連続 2 次元ワープ法の有効性を示す．

3.1 実験試料

実験試料として手書き文字データベース ETL8B [20] に含まれるひらがな 46 カテゴリ (160 データセット) を用いた．各文字パターンについて文字の大きさを正規化した後，「└」「\」「|」「/」の 4 方向について線素方向特徴 [6] を抽出した． この結果，画素特徴は 1 画素あたり輝度値を含めて 5 次元ベクトルとなる．このように画素特徴を高次元化することで，ワープ精度の向上が期待できる．線素方向特徴の抽出後，縮小処理により画像サイズを $N = M = 16$ とした．以上の処理を図 4に示す．こうして得られた文字パターンのうち，偶数番 80 セットを入力パターン ($\boldsymbol{A}$，全 3680 文字) とした．残る奇数番の 80 セットについてはそれらを単純平均して各カテゴリにつき 1 つの標準パターン ($\boldsymbol{B}$) を作成した．

3.2 画素特徴間距離

実験では次式の画素特徴間距離δを用いた．

$$\begin{aligned} &\delta(a(i,j),\ b(x,y)) \\ &= |a_I(i,j) - b_I(x,y)| \\ &\quad + \eta \sum_{k=1}^{4} |a^k_D(i,j) - b^k_D(x,y)| \end{aligned} \qquad (13)$$

ここで $a_I(i,j)$，$b_I(x,y)$ はそれぞれ画素特徴 $a(i,j)$ と画素特徴 $b(x,y)$ の輝度値成分であり，$a^k_D(i,j)$，$b^k_D(x,y)$ $(k = 1,2,3,4)$ はそれらの線素方向特徴量成分である．$\eta(\geq 0)$ は線素方向特徴の重みを表す．

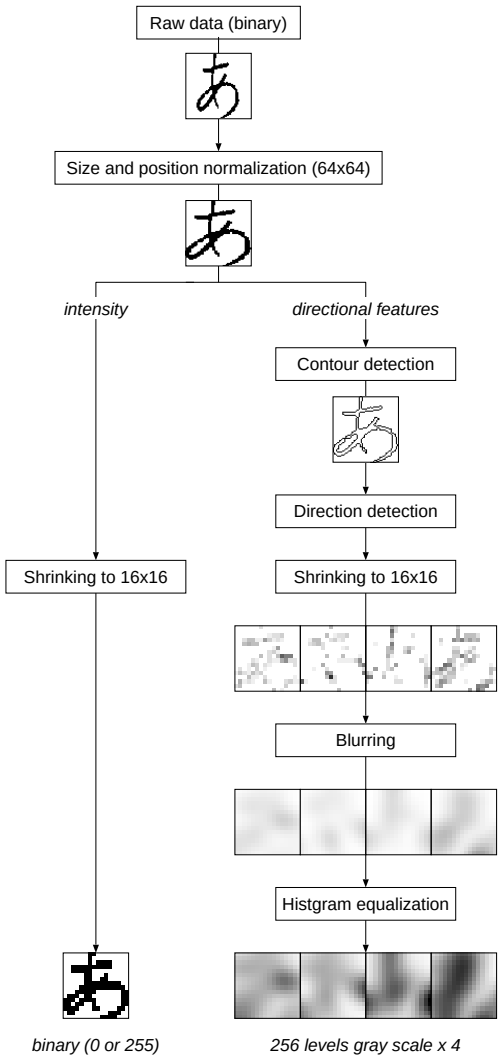

図 4: 文字パターンの前処理

3.3 単純重ね合わせ法による認識実験

まず単純重ね合わせ法による認識実験を行った．認識は，パターン間距離として

$$\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} \delta(a(i,j),\ b(i,j)) \qquad (14)$$

を用いた最短距離法に依った．線素方向特徴の重み η を変えながら認識率を求めた結果を図 5に示す．これから $\eta = 0.5$ の時に最高認識率 93.9%が得られたことがわかる．

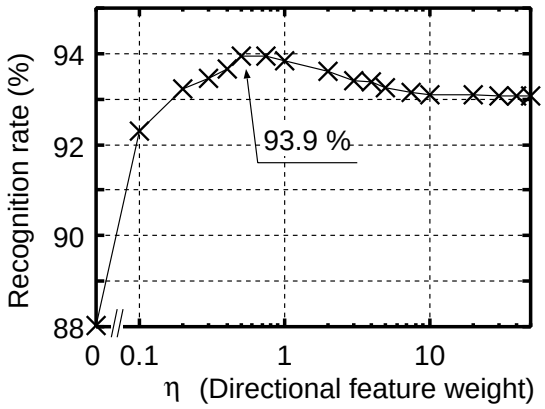

図 5: 単純重ね合わせ法による認識率

3.4 単調連続 2 次元ワープ法による認識実験

次に単調連続 2 次元ワープ法による認識実験を行なった．計算時間を考慮して，実験には **2.3**の近似アルゴリズム ($R = 1000$) を用いた．このとき一対の文字パターン間にワープを求めるための計算時間はおよそ 3 秒であった (Sun Ultra 2 ; SPECint_95: 12.3, SPECfp_95: 20.2)．前節の結果より線素方向特徴の重み η は 0.5 とした．**2.4**で述べたペナルティと整合窓の効果を確かめるために，ペナルティを用いた場合と用いない場合の両方について，それぞれ整合窓幅 wを変えながら実験を行なった．なお，ペナルティの重み $(\alpha = 20, \beta = 100)$ は予備実験により決定した．

結果を表 1に示す．表中の結果 1 とは，目的関数値 (ペナルティ分を含む) をそのままパターン間距離とした時の最短距離法による認識率である．結果 2 は，ワープを求めた時の目的関数値をそのまま用いずに，ペナルティの重み α と線素方向特徴の重み η を再設定してパターン間距離を計算した時の最高認識率である．よって結果 2 の認識率は結果 1 の認識率以上になる．表 1より，結果 1 で最高 96.8%，結果 2 で最高 97.0% の認識率が得られ，単純重ね合せ法と比べて結果 1 で 2.9% 結果 2 で 3.1%向上していることがわかる．

最高認識率を与えた場合について，単調連続 2 次元ワープ法 (結果 2) と単純重ね合わせ法で誤認識された文字パターンを比較すると，

1. 単純重ね合わせ法で誤認識，単調連続 2 次元ワープ法で認識 (改善)$\cdots$ 139 文字
2. 単純重ね合わせ法で認識，単調連続 2 次元ワープ法で誤認識 (改悪)$\cdots$ 26 文字
3. 単純重ね合わせ法，単調連続 2 次元ワープ法，共に誤認識 (不変)$\cdots$ 84 文字

であった．この 1.(改善) および 2.(改悪) に該当するマッチングの例をそれぞれ図 6，図 7に示す．図 6より，単純重ね合わせ法で誤認識の原因となっているストロークの位置ずれなどをワープによりうまく吸収できていることがわかる．一方，図 7を見ると，ワープにより新たに誤認識となる原因としては，同一カテゴリのパターンの不自然な変形よりも，異カテゴリのパターンの過変形が多いという傾向がわかる．

3.5 摂動法による認識実験

単調連続性の有効性を確認するための比較対象として，各画素独立な摂動法 (ずらし) [2] による認識実験を行なった．最大ずらし幅を vとすれば，各画素独立な摂動法によるパターン間距離は

$$\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\min_{\substack{|i-x(i,j)|\le v\\ |j-y(i,j)|\le v}}\delta(a(i,j),\ b(x(i,j),y(i,j))) \quad (15)$$

と表される．ここでワープ関数には境界条件 (6)，(7) が制約条件として与えられる．単調連続性制約が無いので，上式は各 (i,j) 独立の最小化問題として解くことができる．η は前節と同じく 0.5 とした．なお，摂動法では原理的にペナルティP_1 ，P_2を用いることはできない．

結果を表 2に示す．最大ずらし幅 $v = 1$ の時は単純重ね合わせ法よりも高い認識率 94.3%を得ているが，vの増加に対する認識率の低下は激しく，$v = 2$ の時にはすでに単純重ね合わせ法よりも低い認識率となっている．これらはずらし幅が大きくなったことによる変形吸収能力の向上よりも，過変形による性能劣化の方が大きいためと考えられる．

単調連続 2 次元ワープ法のペナルティを用いない場合の認識率 (結果 1) と摂動法による認識率を同じ w，vについて比べれば，厳密に単調連続性の効果だけを評価することができる．表 1と表 2より，$v = w = 1, 2, 3$ すべて場合について単調連続 2 次元ワープ法の方が認識率が高いことがわかる．さらに単調連続 2 次元ワープ法では wの増加に対し比較的安定した認識率を示している．この結果から，単調連続性を変形の制約条件として用いることにより過変形を押えながら手書き文字の変形をうまく吸収できることが確認できた．

表 1: 単調連続 2 次元ワープ法による手書きひらがなの認識率

ペナルティ		なし					あり ($\alpha = 20, \beta = 100$)				
整合窓幅 w		1	2	3	5	∞	1	2	3	5	∞
認識率	結果 1	94.8	96.0	95.9	95.2	94.5	95.6	96.5	96.8	96.3	96.2
	結果 2	95.5	96.4	96.2	95.4	94.7	96.2	96.9	97.0	96.4	96.3

表 2: 摂動法 (ずらし) による手書きひらがなの認識率

最大ずらし幅 v	1	2	3
認識率	94.3	92.8	90.0

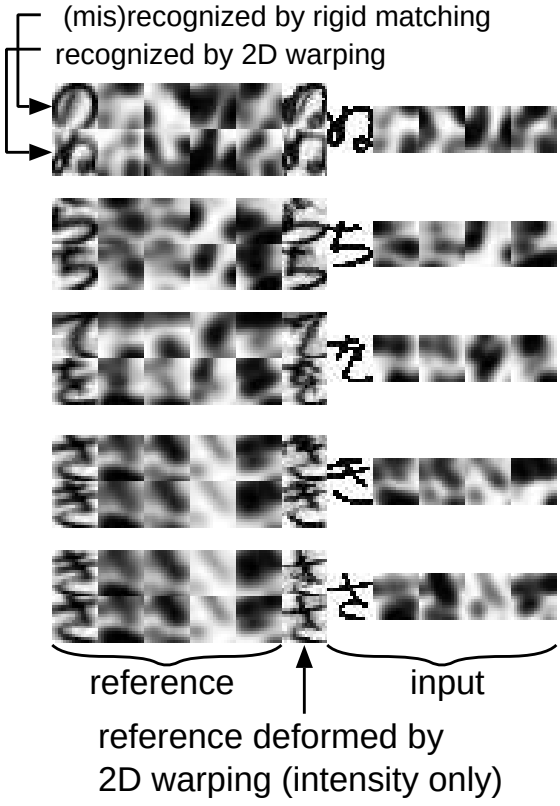

図 6: 単調連続 2 次元ワープ法による改善例

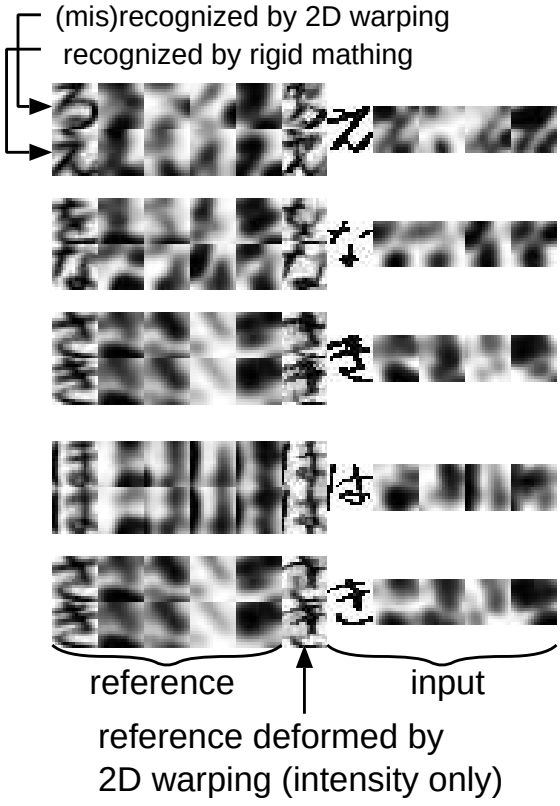

図 7: 単調連続 2 次元ワープ法による改悪例

4 むすび

DP に基づく画像の変形法である単調連続 2 次元ワープ法を手書きひらがな認識に応用した．その結果，単純重ね合わせ法において誤認識の原因となる位置ずれなどの変形を吸収でき，認識率を向上できることを確認した．一方，異カテゴリの文字パターンの過変形により新たに誤認識となる例があることも把握した．また，各画素独立な摂動法 (ずらし) による結果との比較により，手書き文字認識において単調連続性を変形の制約条件として用いることの有効性を確認した．

単調連続 2 次元ワープ法の文字認識への応用に関しては，未だ検討の余地は多く残されている．本報告で用いたワープの制約条件は画像全体で一様であり各文字の線素方向特徴とは無関係としたが，これは異カテゴリパターンの過変形の問題と関連していると考えら

れる．更に標準パターンの生成法や使用する特徴量の改良，文字パターン固有の特性を利用した計算量低減に関しても検討が必要と思われる．

謝辞

本研究を行なうにあたり，電子技術総合研究所の ETL8B を利用させて頂いた．ここに深く感謝する．なお，本研究の一部は文部省科学研究費 (基盤研究 C(2), No.10680385) によった．

参考文献

[1] 目黒眞一, 梅田三千雄. 階層的パターンマッチングによる手書き文字変形の抽出. 信学技報, PRL77-70, 1977.

[2] 山田博三, 斉藤泰一, 森　俊二. 類似度法の一改良 – ずらし類似度 –. 信学論, Vol. J64-D, No. 10, pp. 970–976, 1981.

[3] 泉井良夫, 原島　博, 宮川　洋. 階層的な辞書の変形を用いた手書き文字認識. 信学論, Vol. J68-D, No. 3, pp. 361–368, 1985.

[4] 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.

[5] 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, Vol. J80-D-II, No. 1, pp. 63–72, 1997.

[6] 水上嘉樹, 古賀和利. 線素方向特徴を用いた変位抽出を行う手書き漢字認識システム. 信学技報, PRU96-188, 1997.

[7] 柳田　正, 永崎　健, 中川正樹. 弾性膜モデルに基づくオフライン手書き文字認識. 信学技報, PRMU97-223, 2 1998.

[8] Anil K.Jain and Douglas Zongker. Representation and recognition of handwritten digits using deformable templates. *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 19, No. 12, pp. 1386–1391, 1997.

[9] 鍋島一郎. 動的計画法, 数学ライブラリー, 第 7 巻. 森北出版, 1968.

[10] 山田博三. 輪郭 DP 整合法と手書漢字認識への適用. 信学論, Vol. J67-D, No. 3, 1984.

[11] 迫江博昭. Rubber String Matching 法による手書き文字認識. 信学技報, PRL74-20, 1974.

[12] Hiroaki Sakoe, Muhammad Masroor Ali, and Yoshinori Katayama. One dimensional - two dimensional dynamic programming algorithm for character recognition. *IEICE Trans. Inf. & Syst.*, Vol. E77-D, No. 9, pp. 1047–1054, 1994.

[13] 永崎　健, 山本高義, 中川正樹. 力学的モデルに基づくオフライン手書き文字認識. 信学技報, PRMU96-185, 1997.

[14] 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, Vol. 57-D, No. 1, pp. 15–22, 1974.

[15] 田中直樹, 塩野　充, 真田英彦, 手塚慶一. 動的方向性整合法による手書き漢字認識. 信学論, Vol. J68-D, No. 1, pp. 56–63, 1985.

[16] 津雲　淳. 方向パタンマッチング法の改良と手書き漢字認識への応用. 信学技報, PRL90-20, 1990.

[17] 内田誠一, 迫江博昭. 動的計画法に基づく単調連続 2 次元ワープ法の検討. 信学論, Vol. J81-D-II, No. 6, pp. 1251–1258, 6 1998.

[18] 内田誠一, 迫江博昭. 単調連続 2 次元ワープ問題のマルコフモデル表現と動的計画法に よる解法. 信学技報, PRMU97-174, pp. 1–8, 12 1997.

[19] Seiichi Uchida and Hiroaki Sakoe. A monotonic and continuous two-dimensional warping based on dynamic programming. In *Proceedings of 14th ICPR*, Vol. 1 of 2, pp. 521–524, 8 1998.

[20] 森　俊二, 山本和彦, 山田博三, 斎藤泰一. 手書教育漢字のデータベースについて. 電子技術総合研究所彙報, Vol. 43, No. 11,12, pp. 60–81, 1979.

[21] 迫江博昭, 藤井浩美, 吉田和永, 亘理誠夫. 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, Vol. J71-D, No. 9, pp. 1650–1659, 9 1988.

[22] H. Ney, D. Mergel, A. Noll, and A. Paeseler. Data driven search organization for continuous speech recognition. *IEEE Trans. Sig. Proc.*, Vol. 40, No. 2, pp. 272–281, 2 1992.

[23] 迫江博昭, 片山喜規, 内田誠一. 文音声認識を目的とした CYK 解析アルゴリズムの効率化. 九州大学大学院システム情報科学研究科報告, Vol. 1, No. 1, pp. 95–100, 1996.