

局所的Affine変換を用いた 画像間のずれの検出

AN ITERATIVE IMAGE REGISTRATION TECHNIQUE
USING LOCAL AFFINE TRANSFORMATION

若原 徹

Toru WAKAHARA

NTTヒューマンインタフェース研究所
NTT Human Interface Laboratories

Abstract This paper addresses the problem of automatic registration of deformed images. It describes an iterative technique for gradually deforming a mask image using local affine transformation (LAT) so as to yield the best match to an input image. The method is cooperative in the sense that optimized LAT for each feature at one location is calculated using locations of other features by means of least-squares data fitting with Gaussian window functions. Tests are successfully made on dot images of handwritten characters. Also, the discrimination ability is discussed.

あらまし 本論文では、特徴点の集合で表現された2枚の画像間での robust なずれ検出法を提案する。処理は4段の構成で、①参照画像の各特徴点について、Gauss型窓関数で近傍の特徴点群をも含めて局所的Affine変換を施す。②最小二乗法に基づき、入力画像の特徴点群への重なりが最も良くなるように局所的Affine変換を最適化する。③最適化された局所的Affine変換を参照画像の各特徴点に施し、参照画像を変形する。④Gauss型窓関数の拡がりを漸減しながら上記①～③を反復し、入力画像に重ねて最終的な特徴点の対応づけを決定する。2値文字画像に適した実験結果、および画像識別の可能性、濃淡画像への拡張について述べる。

1. まえがき

画像間のずれの検出 (Image Registration) は、動画像解析、ステレオビジョン、またボタン認識など、応用範囲が広く、極めて基礎的な技術となっている。これは、動画像処理における速度場の抽出とステレオビジョンにおける奥行き情報の抽出が、時間的ないし三次元的に作られる2枚の画像間のずれの検出に帰着することに依る。同様に、文字あるいは線図形の変形も2枚の画像間でのずれの検出の問題として扱える。

この画像間のずれの検出方法には、大別して、

- 1) 追跡型ないし対応点探索型 : 対応点を捜してずれの量を決定する方法、
- 2) 場の変形解析型 : 不一致の度合いを近傍点での値の違いから判断してずれの量を求める方法、

の二種類の方法がある。

前者は画像上の特徴点の相対的位置関係を用いて組み合わせ論的に特徴点の対応づけを決定する。その際、通常 "micro" な観点に基づき、数理的に特徴点単位の対応づけを行い変形・変位の"結果"を抽出する。これはNP-完全問題に属するため、計算量を低減する様々な手法が提案されている。代表的な手法として弛緩法[1,2,3]や動的計画法[4,5]があり、他に探索木を枝刈りする手法[6]、発見法的に組み合わせ範囲を絞る手法[7]等が報告されている。また、"焼き鈍し"法[8]や"Hopfieldモデル"[9]の適用も考えられる。

一方、後者は画像の"Lagrangian"な時空間微分の局所連続性を用いて解析的に平均的なずれを決定する。その際、通常 "macro" な観点に基づき、局所領域を単位に対応づけを行い、局所的平均としての変形・変位の"場"[10,11]を抽出する。しかし、現状では"剛体"運動や"微小"変形の検出にとどまっている。

本論文では、1)、2)を融合したいわば"協調型" (cooperative) の観点を採用する。D.J.Burr の研究 [12] は、この考え方において先駆的である。しかし、本論文では"局所的Affine変換"[13]を最大限に駆使することにより、より robust で強力な手法を提案する。まず、"micro"な観点に基づき、参照および入力画像は特徴点の位置ベクトル集合で表現し、画像間で特徴点を単位とする対応づけを決定することを目的とする。次いで、"macro"な観点に基づき、Gauss型の窓関数を持つ Affine変換により特徴点群を単位に対応づけを行う。最後に、"cooperative"な観点に基づき、Gauss型窓関数の拡がりを漸減しながら局所的Affine変換を反復して、特徴点単位の対応づけを実現する。

上記アプローチには二つの長所がある。第一に、局所的Affine変換により、"微小でない変位"や"非剛体としての変形"をも扱うことができる。第二に、反復的に変形を抽出していくため、変形・変位のいわば生成過程も同時に得られる。

本手法の骨子は以下に示す4段の構成を取る。

- ① 参照画像の各特徴点について、Gauss型窓関数で近傍の特徴点群をも含めて局所的Affine変換を施す。
- ② 最小二乗法に基づき、参照画像の各特徴点毎に入力画像の特徴点群への重なりが最も良くなるように局所的Affine変換を最適化する。
- ③ 最適化された局所的Affine変換を参照画像の各特徴点毎に施して、参照画像を変形する。
- ④ Gauss型窓関数の拡がりを漸減しながら上記①～③を反復し、入力画像に重ねて最終的な特徴点単位の対応づけを決定する。

以下、2. で画像の表現、3. で局所的Affine変換、4. で反復型のずれ検出、5. で2値文字画像に適用した実験結果について述べ、6. では画像識別の可能性および濃淡画像への拡張について考察する。

2. 画像の表現

本論文では2値画像を扱うこととし、2値画像を画像上の"特徴点"の位置ベクトルの集合で表現する。ここで、"特徴"として edge, corner, skelton, あるいはすべての黒画素、等のいずれを選んでもよい。

2枚の画像を以下のように表現する。

まず、参照画像をRと記し、次式で表す。

$$R = (\vec{R}_1, \vec{R}_2, \dots, \vec{R}_i, \dots, \vec{R}_N) \quad (1)$$

$$1/N \cdot \sum_{i=1}^N \vec{R}_i = \vec{0} \quad (2)$$

$$\lambda = 1/N \cdot \sum_{i=1}^N \|\vec{R}_i\| \quad (3)$$

ここで、 $\vec{R}_i$ は第 i 特徴点の位置ベクトルであり、N は R の特徴点総数である。

同様に、入力画像をSと記し、次式で表す。

$$S = (\vec{S}_1, \vec{S}_2, \dots, \vec{S}_k, \dots, \vec{S}_{N'}) \quad (4)$$

$$1/N' \cdot \sum_{k=1}^{N'} \vec{S}_k = \vec{0} \quad (5)$$

$$\eta = 1/N' \cdot \sum_{k=1}^{N'} \|\vec{S}_k\| \quad (6)$$

ここで、 $\vec{S}_k$ は第 k 特徴点の位置ベクトルであり、N' は S の特徴点総数である。特徴点の並びは任意である。

式(2)、(5)により、R と S はそれぞれ重心が原点にくるように位置の正規化を施しておく。また、式(3)、(6)で求める λ と η は R、S の"半径"を与える。

図1に、「引」の2値画像の例を示す。図1(a)は参照画像で、4本の文字線(点線で記す)上に適当な間隔でサンプリングした特徴点(○で示す)から構成され、N=21、 $\lambda=20$ である。一方、図1(b)は入力画像で、文字芯線を成す点(○で示す)から構成され、N'=37、 $\eta=15$ である。図1(c)は、図1(a)と図1(b)を重ねた画像で、一致した特徴点を●で示してある。

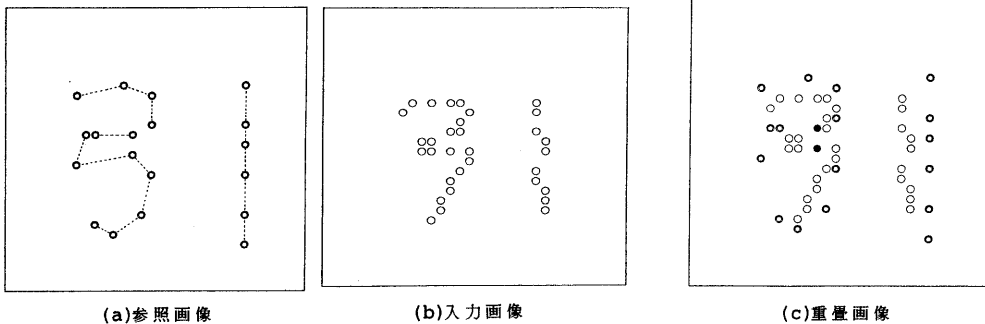


図1 ずれ検出に用いた2値画像の例「引」

3. 局所的Affine変換(LAT)

2枚の画像が同一対象に属するものであれば、その間の変形・変位は局所的に見れば連続的あるいは線形に変化していると予想される。この予想が有効であれば、2枚の画像間で最も良い重なりをもたらす最適な"局所的"Affine変換を決定することにより、ずれの検出を実現できる。特に、参照画像の一定近傍を入力画像の適当な近傍に重ねるためには、窓関数の導入が有効であろう。以上が、窓関数で制限した局所的Affine変換(Local Affine Transformation; LATと略す)を導入する狙いである。

LATの具体的な定義を以下に述べる。

まず、参照画像の各特徴点 $\vec{R}_i$ ($1 \leq i \leq N$) にAffine変換 $A_i, \vec{\beta}_i$ ($1 \leq i \leq N$) を施す。

$$\vec{R}'_i = A_i \vec{R}_i + \vec{\beta}_i \quad (1 \leq i \leq N) \quad (7)$$

ここで $A_i = (\alpha_{mn})$ ($m, n=1, 2$) は 2×2 の行列で回転・伸縮を表し、 $\vec{\beta}_i = (\beta_x, \beta_y)$ は並進成分を表すベクトルである。 $\vec{R}'_i$ は第 i 特徴点の新しい位置ベクトルであり、入力画像のいずれかの特徴点に十分近づく、すなわち $\min_k \|\vec{R}'_i - \vec{S}_k\|^2$ が小さいことが期待される。

同様に、 $\vec{R}_i$ について導入したAffine変換 $A_i, \vec{\beta}_i$ を他のすべての特徴点 $\vec{R}_j$ にも施す。

$$\vec{R}'_j = A_i \vec{R}_j + \vec{\beta}_i \quad (1 \leq j \leq N, j \neq i) \quad (8)$$

ここでも $\vec{R}'_j$ は入力画像のいずれかの特徴点に十分近づく、すなわち $\min_k \|\vec{R}'_j - \vec{S}_k\|^2$ が小さいことが期待される。

続いて、各特徴点に対する最適なAffine変換 $A_i, \vec{\beta}_i$ を決定するために目的関数を導入する。

最も自然な目的関数の形としては、 $\vec{R}_i$ の一定近傍に含まれる特徴点 $\vec{R}_j$ について $\min_k \|\vec{R}'_j - \vec{S}_k\|^2$ の和を取る、次式の Φ_i が考えられる。

$$\begin{aligned} \Phi_i &= \sum_j \omega_{ij} \min_k \|\vec{R}'_j - \vec{S}_k\|^2 \\ &= \sum_j \omega_{ij} \min_k \|A_i \vec{R}_j + \vec{\beta}_i - \vec{S}_k\|^2 \end{aligned}$$

ここで $\sum_j$ は $j=1, 2, \dots, N$ に関する和を表し、重み ω_{ij} は $\vec{R}_i$ の近傍を指定する窓関数で、 $\|\vec{R}_i - \vec{R}_j\|$ が大きくなる $\vec{R}_j$ に対して値が減少する。

しかし、上記 Φ_i は最小化操作 "min" を含むために $A_i, \vec{\beta}_i$ の関数として書き下せない。そこで、 $\min_k \|\vec{R}'_j - \vec{S}_k\|^2$ の代わりに、 $\vec{R}_j$ の近傍にある $\vec{S}_k$ について $\|\vec{R}'_j - \vec{S}_k\|^2$ の和を評価することにする。すなわち、次式で定義する目的関数 Ψ_i を採用する。

$$\begin{aligned} \Psi_i &= \sum_j \omega_{ij} \sum_k \rho_{jk} \|\vec{R}'_j - \vec{S}_k\|^2 \\ &= \sum_j \omega_{ij} \sum_k \rho_{jk} \|A_i \vec{R}_j + \vec{\beta}_i - \vec{S}_k\|^2 \end{aligned} \quad (9)$$

ここで $\sum_k$ は $k=1, 2, \dots, N'$ に関する和を表し、重み ρ_{jk} は $\vec{R}_j$ の近傍を指定する窓関数で、 $\|\vec{R}_j - \vec{S}_k\|$ が大きくなる $\vec{S}_k$ に対して値が減少する。

式(9)の Ψ_i を用いる利点は二つある。第1に、窓関数 ω_{ij}, ρ_{jk} の導入により、Affine変換の効果を局所領域で評価した"macro"な対応づけを実現できる。第2に、 Ψ_i が $A_i, \vec{\beta}_i$ の各成分について2次形式になっている点であり、後述のように最適な $A_i, \vec{\beta}_i$ を決定する手順が簡単に定式化できる。

さて、 ω_{ij}, ρ_{jk} の具体的な関数形を次式で与える。

$$\omega_{ij} = \exp(-\|\vec{R}_i - \vec{R}_j\|^2 / \theta s^2) \quad (10)$$

$$\rho_{jk} = \exp(-\|\vec{R}_j - \vec{S}_k\|^2 / \theta d^2)$$

ここで $\theta s, \theta d$ はそれぞれ参照画像、入力画像内でGauss型窓関数の拡がりを制御するパラメータ(window parameter)である。最終的に参照画像の各特徴点が入力画像中の唯一の特徴点に近づいていくために、 θd の値は θs の値より小さくすることとし、次式に示す比例関係を採用する。 γ は比例定数である。

$$\theta d = \gamma \cdot \theta s, \quad \gamma \in (0.0, 1.0) \quad (11)$$

最後に、 Ψ_i を $A_i, \vec{\beta}_i$ に関して最小化する条件は次式で与えられ、最小二乗法に帰着する。

$$\partial \Psi_i / \partial \alpha_{mn} = 0 \quad (m, n=1, 2) \quad (12)$$

$$\partial \Psi_i / \partial \beta_i = \vec{0}$$

図2に、局所的Affine変換の概念図を示す。

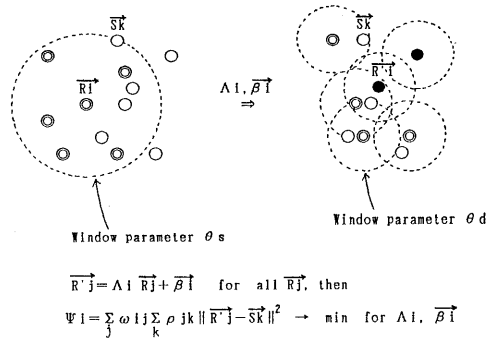


図2 局所的Affine変換の概念図

さて、式(9)の Ψi に式(12)の条件を適用すると、次式(13)に示す6元の連立一次方程式が得られる。但し、 $\vec{Rj}$, $\vec{Sk}$ の X, Y 座標をそれぞれ (Rjx , Rjy), (Skx , Sky) と記す。

$$\begin{aligned}\sum_j \omega_{ij} \sum_k \rho_{jk} (a_{11} Rjx + a_{12} Rjy + \beta x - Skx) &= 0 \quad (13) \\ \sum_j \omega_{ij} \sum_k \rho_{jk} (a_{21} Rjx + a_{22} Rjy + \beta y - Sky) &= 0 \\ \sum_j \omega_{ij} \sum_k \rho_{jk} Rjx (a_{11} Rjx + a_{12} Rjy + \beta x - Skx) &= 0 \\ \sum_j \omega_{ij} \sum_k \rho_{jk} Rjy (a_{11} Rjx + a_{12} Rjy + \beta x - Skx) &= 0 \\ \sum_j \omega_{ij} \sum_k \rho_{jk} Rjx (a_{21} Rjx + a_{22} Rjy + \beta y - Sky) &= 0 \\ \sum_j \omega_{ij} \sum_k \rho_{jk} Rjy (a_{21} Rjx + a_{22} Rjy + \beta y - Sky) &= 0\end{aligned}$$

式(13)は容易に解け、参照画像の各特徴点 $\vec{Ri}$ について最適な局所的Affine変換 Ai , $\vec{\beta i}$ が決定される。これを用いて、各特徴点 $\vec{Ri}$ を

$$\vec{R'i} = Ai \vec{Ri} + \vec{\beta i} \quad (1 \leq i \leq N)$$

により変形し、変形参照画像を生成する。

さて、参照-入力画像間で特徴点の対応関係を定義する写像 $\tau(i) (1 \leq i \leq N)$ 、および変形参照画像と入力画像間の相速度 D を導入しておく。

$$\tau(i) = m \text{ if } \|\vec{R'i} - \vec{Sm}\| = \min_k \|\vec{R'i} - \vec{Sk}\| \quad (14)$$

$$D = \sum_{i=1}^N \min_k \|\vec{R'i} - \vec{Sk}\| = \sum_{i=1}^N \|\vec{R'i} - \vec{S\tau(i)}\| \quad (15)$$

相速度 D の値は、参照-入力画像間の変形・変位が局所的Affine変換でどの程度近似できるかに依存して変化するようになる。

4. LATの反復適用によるずれの検出

前章で Gauss型窓関数の拡がりを制御するパラメータ θd , θs にかなり大きな値を用いると、LATは大局的あるいは "macro" な画像間のずれ検出を与える。本論文で狙うのは特徴点の対応づけ、すなわち "micro" なマッチングである。そこで、本章では、パラメータ θd , θs の値を漸減しながらLATを参照画像に反復適用することにより、いわば "対応点探索型" のアプローチへの展開を図る。窓関数の制御により "macro" から "micro" への対応づけを協調的かつ動的に達成する点に特長がある。

以下、具体的に定式化する。

3. の式(9)からの類推により、反復回数 $p (=1, 2, \dots)$ における最適なLATを $Ai(p)$, $\vec{\beta i}(p)$ と記すると、それらは次式(16)に示す目的関数 $\Psi i(p)$ を最小化することにより決定される。

$$\begin{aligned}\Psi i(p) &= \sum_j \omega_{ij}(p) \sum_k \rho_{jk}(p) \times \\ &\quad \|\vec{Ai}(p) \vec{Rj}(p-1) + \vec{\beta i}(p) - \vec{Sk}\|^2 \\ &\rightarrow \min \text{ for } Ai(p), \vec{\beta i}(p) \quad (16)\end{aligned}$$

その際、Gauss型窓関数も次式(17)により変化する。

$$\begin{aligned}\omega_{ij}(p) &= \exp(-\|\vec{Ri}(p-1) - \vec{Rj}(p-1)\|^2 / \theta s(p)^2) \\ \rho_{jk}(p) &= \exp(-\|\vec{Rj}(p-1) - \vec{Sk}\|^2 / \theta d(p)^2) \quad (17)\end{aligned}$$

また、 $\vec{Ri}(p)$, $\vec{Ri}(p-1)$, $Ai(p)$ および $\vec{\beta i}(p)$ の間には次の関係が成り立つ。

$$\begin{aligned}\vec{Ri}(p) &= Ai(p) \vec{Ri}(p-1) + \vec{\beta i}(p) \\ \text{但し, } \vec{Ri}(0) &= \vec{Ri}\end{aligned} \quad (18)$$

すなわち、参照画像 R は局所的Affine変換を逐次重畳されて変形していく。

さて、window parameter θd , θs を反復回数 p と共に漸減させるとして、実際どんな関数であれば良いのか？ この点は本手法における本質的課題である。ここでは試行的に次式(19)に示す形を採用する。

$$\theta s(p) = \theta s(0) / \sqrt{p} \quad (p = 1, 2, \dots) \quad (19)$$

$$\theta d(p) = \gamma \cdot \theta s(p), \quad \gamma \in (0.0, 1.0)$$

以上の準備をすれば、3. で述べたのと同様な手順で、反復回数 p での最適な $Ai(p)$, $\vec{\beta i}(p)$ は最小二乗法により代数的に容易に求めることができる。

さて、3. の式(15)からの類推により、反復回数 p での入力画像と変形参照画像の相速度 $D(p)$ を次式で定義する。

$$\begin{aligned}D(p) &= \sum_{i=1}^N \min_k \|\vec{Ri}(p) - \vec{Sk}\| \\ &= \sum_{i=1}^N \min_k \|\vec{Ri} + \sum_{q=1}^p \langle \vec{\epsilon i} \rangle(q) - \vec{Sk}\|\end{aligned} \quad (20)$$

但し、

$$\begin{aligned}\langle \vec{\epsilon i} \rangle(q) &= \vec{Ri}(q) - \vec{Ri}(q-1) \\ &= (Ai(q) \vec{Ri}(q-1) + \vec{\beta i}(q)) - \vec{Ri}(q-1)\end{aligned}$$

上式において、反復回数 p の増大と共に $D(p)$ の値が減少していけば、LATの反復適用により変形参照画像 R が入力画像 S に十分重なり、最終的なずれ検出が達成されることになる。その際、 $\langle \vec{\epsilon i} \rangle(p)$ のノルムが反復回数 p の増大と共に減少することが収束の条件となる。

5. 実験結果

本章では、文字ボタンに本手法を適用して得られたずれ検出の実験結果を述べる。参照および入力画像に現れる文字ボタンは同一カテゴリに属するものとし、また文字の"半径"(2. の式(3), (6)参照)がかなり異なる場合と等しい場合とについて示す。

参照画像Rとしては、漢字1,945字種の各々について同一字種に属する楷書体筆記の40サンプルの平均化操作により得られる平均ボタンを用いた。各文字サンプルはデータタブレットから入力し、特徴点は筆点系列から一定距離間隔でサンプリングした。これを分解能 60×60 の2値画像とした。

一方、入力画像Sとしては、「貴方が普段ノートに書く字体と速度で」と指示した自然筆記の文字ボタンを用いた。参照画像Rと同様、特徴点は筆点系列から一定距離間隔でサンプリングしたが、その順序情報は全く利用しない。

今回の実験では、データタブレット入力によるため、いわば skelton ボタンを対象としているが、線幅のあるドット文字ボタンを対象としてもアルゴリズムの上で全く問題はない。

ボタンの大きさは、2. の式(2), (5)により"半径" λ および η として与えられる。参照画像Rについては、全ての字種共通に半径 $\lambda = 20$ となるように各平均ボタンを重心の回りに一様に拡大・縮小した。一方、入力画像Sの半径 η の値は任意であるが、Rの半径 λ と大きく離れることはないものとする。

4. で述べた画像のずれ検出手法を、図1(a)を参照画像R、図1(b)を入力画像Sとして適用した。

表1は、window parameter θd の初期値 $\theta d(0)$ 、および θs と θd の比例定数 γ に対して、"ずれ検出に必要なLATの反復回数"がどのように変化するかを示したものである。但し、"ずれ検出に必要なLATの反復回数"として、変形参照画像の全特徴点の70%が入力画像のいずれかの特徴点に正確に重なった時点の反復回数を選んだ。

表1 ずれ検出に必要なLATの反復回数

(半径比 $\eta/\lambda = 0.75$)

window parameter $\theta s(0)$	比例定数 $\gamma (= \theta d(p)/\theta s(p))$								
	.1	.2	.3	.4	.5	.6	.7	.8	.9
10	73	4	10	9	11	9	24	45	44
20	*	22	16	35	56	87	*	*	*
30	*	25	91	98	*	*	*	*	*
60	*	*	*	*	*	*	*	*	*

但し、RとSの半径は $\lambda = 20$ および $\eta = 15$ 。

また * は p が 100 を越えたことを示す。

表1より、最適な γ の値としてはかなり小さな値 $\gamma = 0.2$ が得られた。また、 $\theta d(0)$ の値が大きいほど、ずれ検出への収束速度が遅くなることが判る。

図3は、 $\theta d(0) = 10$ 、 $\gamma = 0.2$ とした場合のずれ検出の過程を示す。

図3より、特徴点の対応づけは反復回数 $p = 10$ で完了していることが判る。しかし、画像間の相違度の

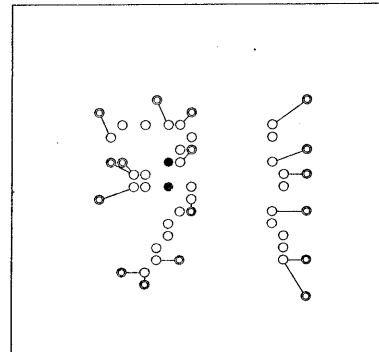


図4 ずれ検出の結果

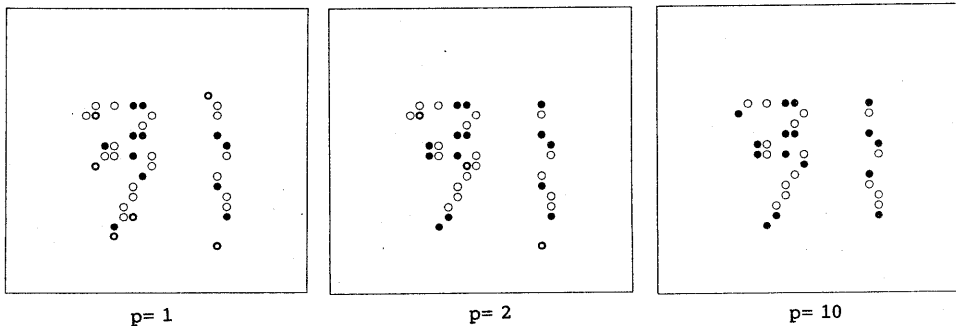


図3 LATの反復適用によるずれ検出の過程

値は $D(10)=4.0$ であり、零に至っていない。完全に重なる、すなわち相速度 $D(p)=0$ となった反復回数は $p=38$ であった。

図4は、ずれ検出結果を示す。RとSの半径の比 $\eta/\lambda=0.75$ を考慮すると良好な結果である。

図5は、反復回数 p と相速度 $D(p)$ の関係を示す。

図5より、 $D(p)$ の値は p の増加と共に減少している。しかし、厳密な意味で単調減少にはなっていない。

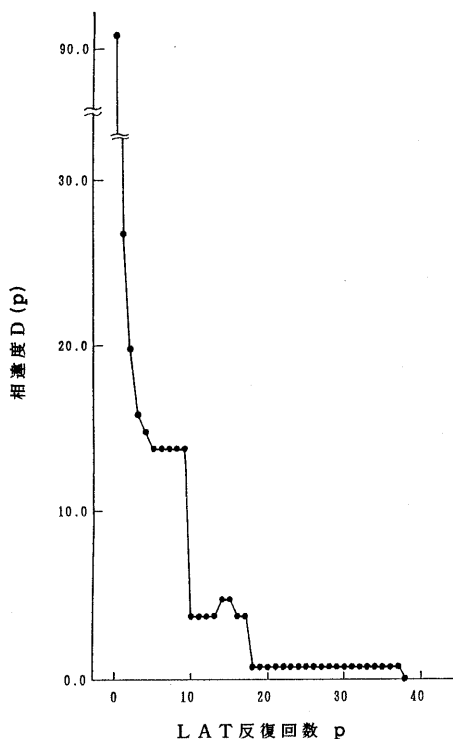


図5 LAT反復回数 p と相速度 $D(p)$ の関係

表2 ずれ検出に必要なLATの反復回数
(半径比 $\eta/\lambda=1.0$)

window parameter $\theta s(0)$	比例定数 $\gamma (= \theta d(p)/\theta s(p))$								
	.1	.2	.3	.4	.5	.6	.7	.8	.9
10	11	3	3	7	11	10	20	26	44
20	35	6	16	26	58	43	73	95	*
30	65	16	34	50	*	*	*	*	*
60	*	*	*	*	*	*	*	*	*

但し、RとSの半径は $\lambda=20$ および $\eta=20$ 。
また * は p が 100 を越えたことを示す。

表2は、入力画像Sである図1(b)の半径を $\eta=20$ に拡大した場合について、表1と同様に"ずれ検出に必要なLATの反復回数"を調べた結果を示す。

表2を表1と比較すると、 $\eta/\lambda=1.0$ の場合には収束速度が格段に向上することが判る。

6. 考察

前章では同一カテゴリに属する参照-入力画像間でずれ検出を行った実験結果を示したが、本章ではさらに、本手法を類似画像間の識別に用いる可能性、および濃淡画像への拡張について考察する。

6.1 類似画像識別の可能性

本手法を識別に用いる場合、参照画像Rと入力画像Sの間で形状に差のある領域で特徴点の重なりが進むが"遅い"あるいは"こわばる"という状況が望ましい。この効果は、window parameter θs の初期値を大きく選び、LATの"剛性"を増すことで実現できる。

図6に、実験に用いた画像を示す。図6(a)と(b)が参照画像であり、図6(c)は入力画像である。特徴点総数は順に24, 25, および29であった。文字パターの半径は全て等しく $\eta=\lambda=20$ である。

図7に、LATを $p=10$ で打ち切った際の各特徴点の移動結果(矢印→)を示す。図7(a), (b)がそれぞれ参照画像「午」、「牛」に対応する。但し、 $\theta d(0)=20.0$, $\gamma=0.2$ とした。

図7から、カテゴリを識別できるであろうか。

本手法を識別に適用する際、次に示す三種類の情報が活用できると考えられる。

第一に、相速度 $D(p)$ の値がある。図6で、参照画像「午」と「牛」に対する入力画像の相速度 $D(0)$ の値はそれぞれ79.4, 78.2であった。従って、この時点では入力画像のカテゴリは「牛」と誤判定される。しかし、図7において、LATを10回反復した状態で相速度 $D(10)$ を比較すると、変形参照画像「午」と「牛」に対してそれぞれ27.2, 39.3であり、正しい識別が可能となる。

第二に、LATを表現する $A_i, \vec{\beta i}$ の"ノルム"および"位相"がある。もし参照画像と入力画像とが異なるカテゴリに属するのであれば、 $A_i, \vec{\beta i}$ のノルムは大きくなり、近傍特徴点での $\{A_i\}, \{\vec{\beta i}\}$ の位相は不揃いとなろう。ノルムや位相をどう定義するかが課題であるが、相速度 $D(p)$ と相補的に画像間の識別尺度を与えるものと期待される。

第三に、構造情報の保存がある。参照画像にあらかじめ構造情報(ex. 部分パター、ストローク)が付与されていれば、LATの反復適用により変形参照画像を逐次生成していく過程でそれらが保存されているか

調べる事ができる。例えば、図7(b)において、参照画像「牛」の縦ストロークの上部が、入力画像のどこに対応すべきか定まらず右往左往している。これを不自然であると検出できればよい。

6. 2 濃淡画像への拡張

2値画像を対象にした本手法を濃淡画像に拡張するには、3. で導入した式(9)の目的関数 Ψ_i の見直しが必要となる。その際、次の2点に注意すべきである。

- ① Affine変換は本質的に空間領域に作用するものであるから、濃淡情報には作用しない。
- ② しかし、濃淡値の類似性は、画像間の空間領域で実行されるずれ検出を促進すべきである。

①より、 Ψ_i の定義式(9)で、 $\|\vec{R'_j} - \vec{S_k}\|^2$ の部分に濃淡情報を入れることはできない。従って、②の効果は、 $\|\vec{R'_j} - \vec{S_k}\|^2$ の重み係数に工夫を加える方法により実現することになる。

具体的には次のように定式化できる。

式(9)の Ψ_i の類推から、新しい目的関数 Ψ'_i は空間領域および濃淡領域での近傍性を評価する重みを持つ $\|\vec{R'_j} - \vec{S_k}\|^2$ の和として、次式(21)で定義する。但し、特徴点 $\vec{R'_j}$, $\vec{S_k}$ での濃淡値をそれぞれ F_j , G_k と記し、濃淡領域での近傍性は $F_j - G_k$ の Gauss型関数 ξ_{jk} (次式(22)参照)で評価する。

$$\begin{aligned}\Psi'_i &= \sum_j \omega_{ij} \sum_k \rho_{jk} \xi_{jk} \|\vec{R'_j} - \vec{S_k}\|^2 \quad (21) \\ &= \sum_j \omega_{ij} \sum_k \rho_{jk} \xi_{jk} \times \\ &\quad \|\vec{A_i} \vec{R'_j} + \vec{\beta_i} - \vec{S_k}\|^2\end{aligned}$$

$$\xi_{jk} = \exp(-(F_j - G_k)^2 / \sigma^2) \quad (22)$$

但し、 σ は濃淡領域での window parameter である。

上記の Ψ'_i を $\vec{A_i}$, $\vec{\beta_i}$ に関して最小化する手順は3.の式(12)と同様であり、次式となる。

$$\partial \Psi'_i / \partial \alpha_{mn} = 0 \quad (m, n = 1, 2) \quad (23)$$

$$\partial \Psi'_i / \partial \vec{\beta_i} = \vec{0}$$

さらに、LATの反復適用によるずれ検出の手順も4.で記述したものと同様であり、式(16)の $\rho_{jk}(p)$ の代わりに、 $\rho_{jk}(p)$ と $\xi_{jk}(p)$ を用いればよい。但し、 $\xi_{jk}(p) = \xi_{jk}(0)$ とする。

以上より、本手法の濃淡画像への拡張は容易である。

7. むすび

2枚の画像間で如何に特徴の変位や変形を抽出するかは汎用的かつ困難な問題である。

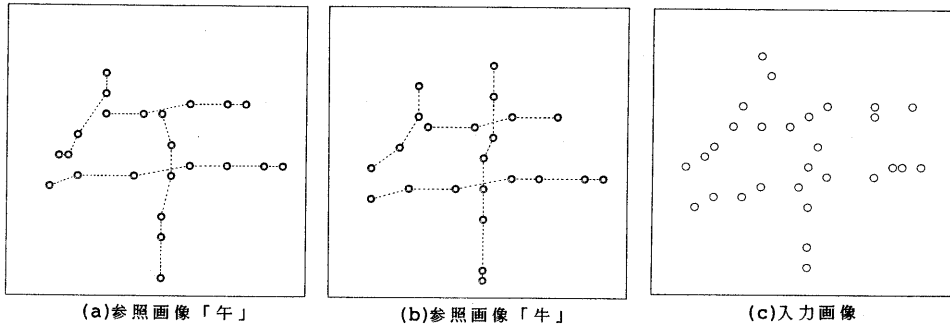


図6 識別に用いた2値画像の例

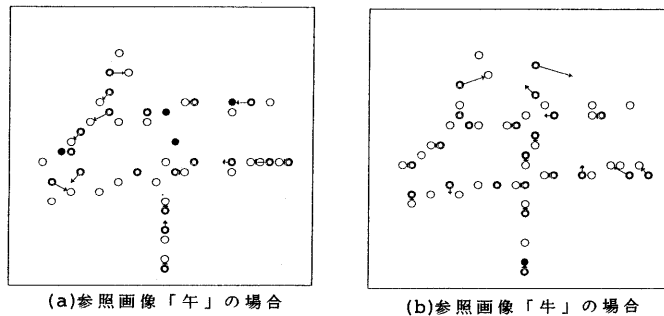


図7 LAT反復回数 $p=10$ での特徴点の移動結果

本論文では、従来の対応点探索型と場の変形解析型のアプローチを融合した、協調型の画像間のずれ検出法を提案した。特に、Gauss型窓関数で近傍領域を制御する局所的Affine変換の導入により、一般的な変形・変位をも扱える枠組みを示した。また、最小二乗法の活用により、最適な局所的Affine変換を単純な代数演算により決定することができた。

2値文字画像に本手法を適用してずれ検出能力を評価した結果、同一カテゴリに属するボタン間では、窓関数の拡がりを比較的小さく選ぶことにより良好なずれ検出が達成できた。

また、本手法による類似画像識別の可能性について考察し、窓関数の拡がりを比較的大きく設定してずれ検出の収束速度や構造の保存性に着目することが有効であるとの見通しを得た。

さらに、濃淡画像のずれ検出へ拡張するには、空間領域での近傍性のみでなく濃淡領域での近傍性をも評価する窓関数を導入すればよいことを示し、具体的に定式化した。

以上述べたように、LATの反復適用によりずれ検出を行う本手法は、広範囲の画像の変形・変位を扱う汎用的かつ強力な道具になる可能性が大きい。

今後は、適用対象を拡大して本手法の能力および限界を評価すると共に、窓関数の拡がりを変形の程度に応じて最適に制御する方法について検討を進めたい。

参考文献

- [1]L.Davis : "Shape matching using relaxation techniques," IEEE Trans. PAMI, 1, pp.60-72, 1979.
- [2]D.Marr and T.Poggio : "Cooperative computation of stereo disparity," Science, 194, pp.283-287, 1976.
- [3]K.Yamamoto and A.Rosenfeld : "Recognition of hand-printed Kanji characters by a relaxation method," Proc. 6ICPR, pp.395-398, 1982.
- [4]V.A.Kovalevsky : "Sequential optimization in pattern recognition and pattern description," Proc. IFIP, pp.1603-1607, 1968.
- [5]U.Montanari : "On the optimal detection of curves in noisy pictures," CACM, 14, pp.335-345, 1971.
- [6]梅山, T.Kasvand : "点パターンマッチングアルゴリズム", 信学技報, PRU87-100, pp.9-16 (昭63-02).
- [7]若原徹 : "発見的組み合わせ探索による点对応の決定", 昭63信学会春季全大, D-460 (昭63-03).
- [8]S.Kirkpatrick, C.D.Gelatt,Jr., and M.P.Vecchi : "Optimization by simulated annealing," Science, 220, pp.671-680, 1983.
- [9]J.J.Hopfield and D.W.Tank : "'Neural" computation of decisions in optimization problems," Biological Cybernetics, 52, pp.141-152, 1985.
- [10]B.K.P.Horn and B.G.Schunck : "Determining optical flow," Artificial Intelligence, 17, pp.185-203, 1981.
- [11]安藤繁 : "画像の時空間微分算法を用いた速度ベクトル分布計測システム", 計測自動制御学会論文集, 22, 12, pp.1330-1336 (昭61-12).
- [12]D.J.Burr : "A dynamic model for image registration," Proc. PRIP, pp.17-24, 1979.
- [13]若原徹 : "局所的Affine変換を用いたオンライン手書き文字認識", 信学論(D), J71-D, 2, pp.379-386 (昭63-02).