

判別の難易度に基づく類似箇所検出の高速化

加納 政 芳[†] 加藤 昇 平^{††} 伊藤 英 則[†]

考古学分野において、土器の復元作業は大きな負担となっている。本研究ではその負担を軽減するために復元作業を計算機上で行うシステムの開発を進めている。既存の手法では、接合の判別対象となる破片の形状特徴量のある一定の精度で求めることにより接合箇所を特定していた。この接合判別処理は、入力された破片数が多くなるにつれて判別にかかるコストが増大するため、膨大な時間を必要とする。そこで本稿では、接合判別処理に探索制御技術の1つである反復深化を導入し、判別の難易度に応じて精度を動的に変化させながら判別処理を行う探索制御手法を提案する。本手法を用いることにより、土器画像の復元処理時間を大幅に削減することができた。

A Fast Joint Detection Method Based on Difficulty of Discrimination

MASAYOSHI KANO[†], SHOHEI KATO^{††} and HIDENORI ITO[†]

In the field of archaeology, reconstruction of earthenware imposes a heavy task on archaeologists. In order to reduce their task, we have developed a system, which can automatically reconstruct earthenware from given potsherds. The system is required to detect a segment to joint from potsherd correctly, by evaluation of salient values for shape of its contour lines. In existent method, the salient values are calculated with fixed precision. The calculation, thereby, makes the system computationally very expensive, when the number of potsherds increases. In this paper, we introduce search control, Iterative Deepening, into joint detection, and propose JDID (Joint Detection with Iterative Deepening), which can efficiently detect a segment to joint by dynamically changing its precision of salient value calculation; depending upon complexity of shape of potsherd. We have also implemented an earthenware reconstruction system and performed drastic speedup of the reconstruction.

1. はじめに

近年、非常に多くの土器が遺跡発掘現場から出土している。しかしながら、出土数が多いことや、破片の風化、欠落など、土器の復元作業は多くの困難をともなう。そのため、考古学者にとってこの作業は大きな負担となっており、多くの土器は復元がされないままとなっている。ところが、土器の形状や文様はその土器が使われていた時代を知るための手がかりとなるだけでなく、当時の生活様式や文化交流の様子を知る端緒となる。そのため、土器の復元作業は考古学分野において非常に重要である。

そこで本研究では、土器復元作業の負担を軽減するために、土器破片から得られた濃淡画像データを計算

機に与え、接合を行い、その復元結果を自動的に出力するシステムの開発を行っている。一般的に土器破片は三次元形状を持つため、三次元上で復元処理を行う必要がある。本稿では、まず、形状特徴量の計算や接合判別などシステムの中核となる処理を実現し、これらの処理の効率化のための要素技術を確立することを目的として、図1のような皿や蓋など平面的な形状を持つ土器破片を対象とし二次元上で土器を復元する場合について考える。

二次元上で破片群を再構成する問題としてジグソーパズルがあげられる。ジグソーパズルを計算機で解く場合には、ジグソーパズルに特化された、1) 各破片がはっきりとした凹凸を持つ、2) つねに輪郭が4分割される、などのパズル固有の性質をうまく利用した効率的な接合判別方法が提案されている(たとえば文献1), 2), 3)。しかしながら、土器の復元処理においては、破片形状が不規則なために上記のような問題固有の性質を得ることは困難であり、接合判別の計算量は膨大になる。そこで、問題固有の性質に依存しない接合判別の高速化手法が要求される。

[†] 名古屋工業大学知能情報システム学科

Department of Artificial Intelligence and Computer Science, Nagoya Institute of Technology

^{††} 豊田工業高等専門学校電気・電子システム工学科

Department of Electrical and Electronic Engineering, Toyota National College of Technology

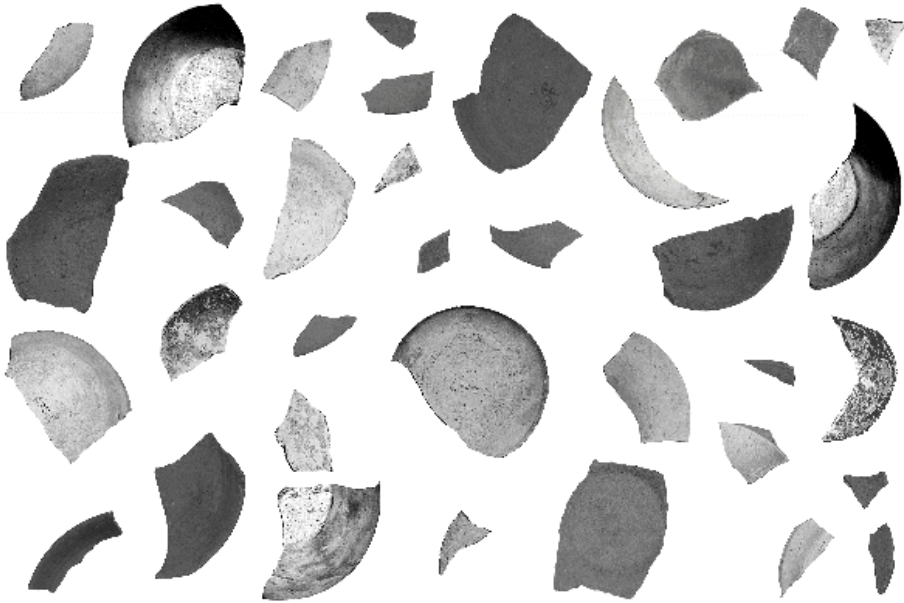


図1 発掘された土器破片
Fig.1 Potsherds excavated from ruins.

土器破片の輪郭形状を扱った接合箇所の検出法としては、文献4)があげられる。同文献では、Matching Score Array と呼ばれる、輪郭の一部分の類似度評価値を要素として持つ二次元配列が考えられ、クラスタリングによる破片固有の形状特徴に依存しない接合箇所検出の一手法が提案されている。同手法は1組の破片から接合可能な箇所を検出するものであり、多数の破片が与えられた場合の高速化は考慮されていない。

そこで本稿では、問題固有の性質に依存しない接合判別を効率的に行う手法として、探索制御技術の1つである反復深化^{5),6)}を導入したアルゴリズムを提案する⁷⁾。本アルゴリズムは、判別の難易度に応じて形状比較の精度を動的に変化させることにより、判別時の無駄な計算を回避する。本稿で提案するアルゴリズムを用いて土器復元システムを実装し、破片数が増加した場合においても高速な復元処理を実現した。

2. システムの概要

本研究では、遺跡発掘作業により出土した土器の復元作業の軽減を図るため、復元作業を計算機上で行うシステムを開発し、UNIX ワークステーション上に実装した。図2に本システムの概要を示す。

まず、輪郭抽出処理において、入力された複数の破片の濃淡画像から輪郭形状をそれぞれ取り出す。ここでは、濃淡画像から輪郭を抽出する手法の1つであるg-snakeモデル^{8),9)}を用いた。次に、特徴点抽出処理

において、輪郭の概形状を特徴づけている輪郭点(以下、特徴点)を抽出し、特徴点を用いて輪郭線をいくつかの開曲線(以下、部分輪郭)に分割する。これら部分輪郭が接合箇所の候補となる。そして、接合判別処理において、得られた部分輪郭すべてに対し形状特徴量を計算し、任意の2つの部分輪郭間の類似度を求め、最も類似した1組の部分輪郭対を選び出す。こうして得られた部分輪郭対の類似度がある条件を満たす場合には、接合処理において、これらの部分輪郭を持つ破片どうしを接合する。以上の処理を接合可能な破片の組がなくなるまで繰り返し、復元画像を出力する。

3. 特徴点抽出処理

輪郭抽出処理により得られた輪郭線を分割し、接合の候補となる部分輪郭を求める必要がある。システムの中核となる接合判別処理では、部分輪郭の形状が判別の対象となり、形状の類似度が評価されることにより接合の可否が判別される。したがって、本章で述べる輪郭線の分割処理はシステムの性能面からとらえて重要な役割となる。

復元された土器に注目してみると、接合箇所の多くは、大域的に鋭い角を持った輪郭点で挟まれている場合が多い。本システムでは、大域的な極小角を持つ点を抽出する手法¹⁰⁾を用いて、上記の性質を満足する輪郭点を自動抽出し、これらの特徴点として輪郭を分割している。特徴点抽出の方法を以下に述べる。

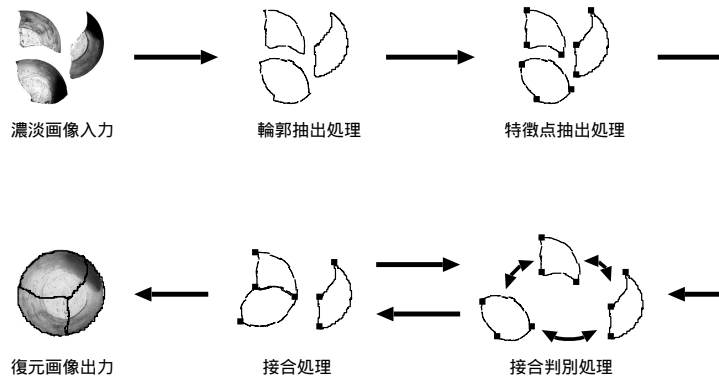


図2 土器復元システムの概略図
Fig. 2 An earthenware reconstruction system.



図3 輪郭画像
Fig. 3 A contour image.

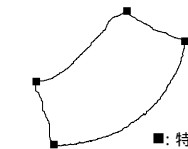


図4 特徴点による輪郭分割
Fig. 4 A divided contour by salient points.

まず、輪郭を構成する M 個の輪郭点 $p(i) = (x_i, y_i) (i = 0, \dots, M - 1)$ に対して k 次のベクトル $\vec{a}_{ik}, \vec{b}_{ik}$ を考える。ここで、 k は M を法とする整数である。

$$\vec{a}_{ik} = (x_i - x_{i+k}, y_i - y_{i+k}) \quad (1)$$

$$\vec{b}_{ik} = (x_i - x_{i-k}, y_i - y_{i-k}) \quad (2)$$

輪郭点 $p(i)$ における k 次の角度 θ_{ik} は、ベクトル $\vec{a}_{ik}, \vec{b}_{ik}$ のなす角として以下の式で求められる。

$$\theta_{ik} = \arccos \left(\frac{\vec{a}_{ik} \cdot \vec{b}_{ik}}{|\vec{a}_{ik}| |\vec{b}_{ik}|} \right) \quad (k > 0) \quad (3)$$

$$\theta_{i0} = \pi \quad (k = 0)$$

ここで、輪郭点 $p(i)$ における大域角 θ_i は、以下の式を満たす h 次の角度 θ_{ih} を持つ。

$$\theta_{il} > \theta_{i,l-1} > \dots > \theta_{ih} \leq \theta_{i,h-1} \quad (4)$$

本研究では、抽出すべき特徴点で大域角は極小になると考え、以下の条件をとともに満足する点 $p(i)$ を特徴点とする。

$$p(i) \text{ の大域角 } \theta_i \text{ は } h/2 - \text{近傍の} \\ \text{輪郭点において最小} \quad (5)$$

$$\theta_i < \Theta \quad (6)$$

上記の手法を用いることにより、たとえば、図3の破片輪郭からは、図4に示されるように4つの特徴点が抽出され、4本の部分輪郭が得られる。同図の例では、 $l = M/10, \Theta = \frac{3}{4}\pi$ とした。

4. 接合判別処理

本稿では、判別の難易度に応じた形状特徴量を活用した接合判別アルゴリズムを提案する。本アルゴリズムは接合判別処理の計算コストを大幅に削減し、多数破片からの復元を可能にする。ここでは、本稿で提案する接合判別アルゴリズムの評価値を計算するための形状特徴量および類似度評価法について説明し、次章で同アルゴリズムについて詳述する。同特徴量および評価法は文献4)を採用した。

4.1 形状特徴量

部分輪郭の形状特徴量には文献11)において提案されているP形フーリエ記述子を与える。P形フーリエ記述子は曲線をフーリエ展開して得られる記述子であり、以下のような特徴を持つ。

- (1) 開曲線に適用できる。
- (2) 再生曲線の端点が原曲線のそれとつねに一致する。
- (3) 原曲線の平行移動および拡大縮小に関して不変であり、回転移動を容易に表現できる。
- (4) 原曲線の概形を示す情報が低次の係数に集約される。

接合箇所の候補となる部分輪郭の形状は一般的に開曲線であり、同箇所の特定に必要な形状比較では、曲線間の幾何学的な関係よりむしろ曲率変化の周波数解析が必要となる。このため、部分輪郭の形状特徴量として上記(1)~(3)の特徴を持つP形フーリエ記述子を用いる必要がある。また、一般に、土器破片の輪郭形状は風化・侵食作用などにより細かな形状に誤差をとまなうことが多い。そのため、接合箇所を特定するためには、誤差の影響を抑えるべく、輪郭をある程度の概形でとらえた適切な形状比較が要求される。P形フーリエ記述子は、形状の「曲がり」の特徴をよく

とらえ、かつ、記述子のフーリエ係数の次数を調節することで形状比較において適切な概形レベルの設定が可能のため(特徴(4)), 土器破片の接合に関し良好な特徴量となる。部分輪郭 c の形状特徴量 $C(k)$ は以下のように求められる。

まず、部分輪郭 c を構成する輪郭点列 $c(l) = (x_l, y_l)$ ($l = 0, \dots, m-1$) を複素平面上の点列として $Z(l) = x_l + jy_l$ ($l = 0, \dots, m-1$) で表現する (j は虚数単位)。そして $Z(l)$ を等間隔な n 個の点列 $z(i)$ ($i = 0, \dots, n-1$) へ近似的に変換する(ただし、 $n = \alpha \times (m-1) + 1$ であり、 n は輪郭点数 m に対し十分大きな正整数)。次に、点列 $z(i)$ から部分輪郭 c の P 表現 $\omega(i)$ を以下のように求める。

$$\omega(i) = (z(i+1) - z(i))/\delta \quad (7)$$

$$(i = 0, \dots, n-1)$$

ただし、 $\delta = |z(i+1) - z(i)|$ である ($\delta = \text{一定}$)。このとき、部分輪郭 c の P 形フーリエ記述子は $\omega(i)$ に対する離散フーリエ変換として次式により求められる。

$$C(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \omega(i) \exp(-j2\pi ik/n) \quad (8)$$

$$(k = -n/2 + 1, \dots, n/2)$$

ここで、係数の集合 $\{C(k); k = -N, \dots, N\}$ を部分輪郭 c の N 次の P 形フーリエ記述子と呼び、これを c の形状特徴量 $C_N(k)$ とした。

4.2 類似度評価値

部分輪郭 a, b の形状特徴量 $A_N(k), B_N(k)$ を求めることにより、 a, b の相違度は以下の式で計算できる⁴⁾。

$$\varepsilon_{a,b}(\phi) = \sum_{k=-N}^N |A_N(k) - \exp(j\phi)B_N(k)|^2 \quad (9)$$

$$(\phi = 0, \dots, 2\pi)$$

P 形フーリエ記述子は、原曲線の平行移動および拡大縮小に関して不変な記述子である。また、同記述子は係数 $\exp(j\phi)$ をかけることにより回転移動された原曲線の形状特徴量を表す優れた特徴を持つ。式(9)において、 $\varepsilon_{a,b}(\phi)$ の値は、 a, b の形状が完全に一致する場合は 0 となり、0 に近いほど、 a, b の類似度は高い。そこで、 a, b の類似度評価値 $ss(a, b)$ を以下のように定義し、これを接合判別の基準とした。

$$ss(a, b) = \frac{1}{\min_{\phi} \varepsilon_{a,b}(\phi)} \quad (10)$$

$ss(a, b)$ の値が大きな場合ほど、 a, b の類似度は高いと評価され、 a, b の形状が完全に一致する場合は無限大の値をとる。

5. 反復深化を用いた接合判別の効率化

部分輪郭を構成する輪郭点からいくつかの点(以下、標本点)を選び出し、標本点を用いた折れ線図形を与えることで、同輪郭の簡単化された形状表現を考える。部分輪郭の形状特徴量の計算時において簡単化された形状表現を用いれば、形状特徴量の計算コストは軽減される。このとき、折れ線図形を構成する標本点の数(以下、標本数)が多いほど部分輪郭の形状は正確に表現され、形状特徴量の正確さ(以下、近似精度)は高い。そこで本研究では、できるだけ簡単な形状表現(すなわち低い近似精度)で部分輪郭間の形状比較を適切に行うことができれば、接合判別の効率化が可能と考えた。

ある部分輪郭に対して接合候補との類似度を評価する場合には、一般的に最も類似する候補(すなわち接合対)とそれ以外の候補の間に差異が生ずる程度の近似精度が要求される。またこの近似精度は、接合対との類似度評価値の算出には必要となるが、それ以外の候補との類似度評価値に関してはより低い精度(すなわち安価な計算コスト)で判別が可能である。以下の節では、この近似精度について議論する。

5.1 判別の難易度と近似精度

判別に必要な近似精度は、対象となる部分輪郭の形状、すなわち破片の形状に依存する。文献4)では判別に必要な近似精度に関しては言及されていない。そこで本節では、対象とする破片群において接合判別を正しく行うために必要十分な近似精度について考える。

定義 5.1 最適精度(optimal precision)

a_j (j は識別子)を部分輪郭、 S を部分輪郭の集合とする。 S より接合対 (a_j, a_k) を見つけ出す過程において、 $\forall a_j \in S$ に対して a_j を $2^i - 1$ 個の輪郭点で簡単化した折れ線図形 $s_i(a_j)$ を考える。ここで i を判別精度、簡単化に用いた輪郭点を標本点と呼ぶ。このとき、 S における最適精度は以下の条件を満たす最小の i として定義される。

a_k に対して、

$$ss(s_i(a_j), s_i(a_k)) \geq \beta$$

となり、かつ、それ以外の部分輪郭 a_l に対して、

$$ss(s_i(a_j), s_i(a_l)) < \beta$$

ここで、 $ss(a, b)$ は類似度評価値(式(10)参照)である。また、 β は類似度の閾値である。□

注 5.1 部分輪郭は有限の輪郭点列で形成されるため

ここでの折れ線図形の標本数は、4.1 節における等長化曲線の線分数 n とは異なることに注意されたい。

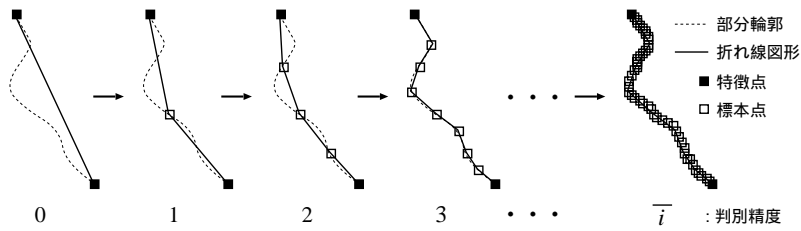


図5 判別精度と部分輪郭の折れ線図形

Fig. 5 Sequential lines which represent a sub-contour with different detectable precision.

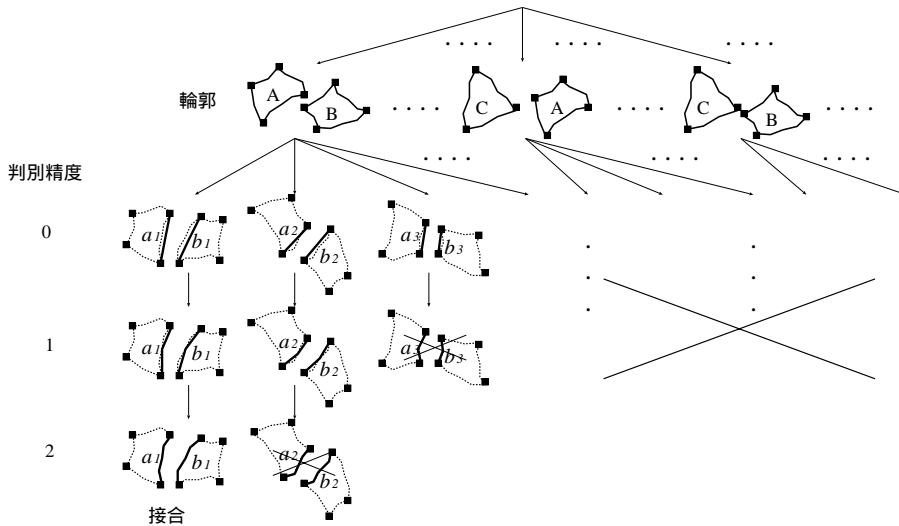


図6 接合判別における探索木

Fig. 6 A search tree on joint detection.

判別精度には上限値が存在する。部分輪郭の集合 S に含まれる部分輪郭の輪郭点数の最大値を m とすると、 $2^i - 1 \leq m < 2^{i+1} - 1$ を満足する i が判別精度の上限値 \bar{i} となる (図5 参照)。ここで、輪郭点数が $2^{\bar{i}} - 1$ 未満となるような部分輪郭については、無駄な標準化を避けるために $2^j - 1 \leq \text{輪郭点数} < 2^{j+1} - 1$ を満たす j を考え、 $2^j - 1$ 個の標本点を用いて折れ線近似を行っている。

ここで、判別精度 i と類似度評価値の関係について述べる。部分輪郭の集合 S に含まれる部分輪郭 a, b について、 S の判別精度が低い場合には a, b の概形が比較され、 a, b の類似度は高く評価される。判別精度が高くなるにつれて、 a, b の形状はより正確に比較され、 a, b の類似度は減少し、 a, b の類似度は真の類似度評価値に近づく。

このことから、以下のことがいえる。判別精度が低い段階ですでに類似度が低い (すなわち概形状が大きく異なる) ような部分輪郭対は、接合候補から削除することができる。

一般的に破片群が与えられるたびに最適精度をあら

かじめに求めることは難しい。また、この精度は最も類似する部分輪郭対をその次に類似する部分輪郭対と区別するために要求される判別精度であり、その他の輪郭対については、より低い精度で判別することが可能である。そこで、判別精度が低い状態から判別処理を開始し、同精度を上昇させていく過程で部分輪郭対ごとに適切な精度を発見しつつ、安価な計算コストで接合判別を行う手法を提案する。

5.2 反復深化の接合判別への応用

本節では、探索制御技術の1つである反復深化を判別処理に導入し、判別精度を動的に変化させることにより、部分輪郭対ごとに適切な計算コストで接合判別を行う手法を提案する⁷⁾。接合判別における探索木の概略を図6に示す。探索は、部分輪郭を単純化した形状、すなわち低い判別精度から開始される。探索木における深さ i ($i > 0$) のノードは、判別精度 $i - 1$ で近似された2つの折れ線図形を持つ。探索は幅優先の反復深化で進行し、直観的には、深さ i のノードに対して以下の処理がそれぞれ実行される。

- i) 類似度評価値 $ss(s_{i-1}(a), s_{i-1}(b))$ が算出され、

接合判別アルゴリズム JDID

```

入力  $S$  : 部分輪郭の集合
出力 判別結果  $ANS$  : ( $c1, c2$ )      (接合可能な場合)
                               :  $false$       (接合不可能な場合)

1 begin
2    $R := S$ ;
3    $Q := \phi$ ;
4   for each  $a \in S$ 
5     begin
6        $R := R \setminus \{a\}$ ;           %R から a を削除
7       for each  $b \in R$                %a, b の長さの差異が  $\gamma\%$  以内の
8         if  $(-\gamma \leq \frac{|b|-|a|}{|a|} \times 100 \leq \gamma)$  then  $Q := Q \cup \{(a, b)\}$ ; %場合は Q に (a, b) を追加
9     end
10   $i := 1$ ;
11   $escape := false$ ;
12  repeat
13    for each  $(a, b) \in Q$ 
14      begin
15         $a, b$  を判別精度  $i$  で折れ線近似し, それぞれ  $s_i(a), s_i(b)$  とする;
16         $score := ss(s_i(a), s_i(b))$ ;           %  $ss(a, b)$  は  $a, b$  の類似度評価値を算出する関数
17        if  $(score < \beta)$  then  $Q := Q \setminus \{(a, b)\}$ ;
18      end
19    if  $((s_i(a) = s_{i-1}(a)) \text{ and } (s_i(b) = s_{i-1}(b)))$  for all  $(a, b) \in Q$  then  $escape := true$ ;
20     $i := i + 1$ ;
21  until  $(escape \text{ or } |Q| \leq 1)$            %|Q| は Q の要素数
22  if  $(escape)$  then  $ANS := (c1, c2) \mid ss(c1, c2) \geq ss(a, b)$  for all  $(a, b) \in Q$ ; %成功して終了
23  if  $(|Q| = 1)$  then  $ANS := (c1, c2) \in Q$ ; %成功して終了
24  else  $ANS := false$ ;                    %失敗して終了
25 end.

```

図7 接合判別アルゴリズム JDID

Fig. 7 JDID: Joint detection with iterative deepening.

- 接合の可否が判別される。
- ii) 判別結果から、不整合と判定されたノードは削除される(同図中 \times 印が付けられたノード)。
 - iii) 深さ i に残されたノードの数から以下の処理が行われる。
 - 0: 探索は失敗する。
 - 1: 探索は成功し、そのノードが持つ部分輪郭対を接合対と判定する。
 - 1以上: 残されたそれぞれのノードに対し、保持する折れ線図形の判別精度を1上昇した折れ線図形を持つ子ノードを1つ生成する。

探索の深度を増しながら以上の処理を繰り返し行うことで探索は進行する。

5.3 接合判別アルゴリズム JDID

図7に反復深化を導入した接合判別アルゴリズム JDID (Joint Detection with Iterative Deepening) を示す。

同図において、 $|a|$ は部分輪郭 a の特徴点間の距離を表す。また、 $ss(a, b)$ は折れ線図形 a と b の類似度評価値を返す関数である(式(10)参照)。

本アルゴリズムは、判別精度 i を反復深化の閾値として変化させることで、与えられた部分輪郭の集合 S から最も類似する部分輪郭の組合せ $(c1, c2)$ を決定するものである。本アルゴリズムではまず、判別精度 0 の判別において、 S より長さの差異が $\gamma\%$ 以内であるような部分輪郭の組 (a, b) を取り出し、これを接合対の候補として集合 Q へ加える。この処理により、部分輪郭の長さが大きく異なるものを判別対象から棄却する(図7中2~9行参照)。次に、 Q 内の全要素 $\forall (a, b) \in Q$ について以下の処理が行われる。部分輪郭 a および b に対して判別精度 i の折れ線図形 $s_i(a), s_i(b)$ をそれぞれ生成し、 $s_i(a)$ と $s_i(b)$ の類似度評価値 $score$ を求める。ここで求めた $score$ が閾値 β より小さい場合は、 Q より (a, b) を削除する。以上の処理を判別精度を1ずつ上昇させながら反復する。この反復は、 i が判別精度の上界値に達する、あるいは、 Q の要素数 $|Q|$ が1以下となるまで行われる(図7中10~21行参照)。この結果、前者の場合

本稿で提案する探索手法では、深さ1以降のノード展開で生成される子ノード数は1に固定されており、幅優先によるノード生成の爆発は生じない。

は、類似度が最も高い組合せ $(c_1, c_2) \in Q$ が接合される (図 7 中 22 行参照). 後者の場合はさらに $|Q|$ の値を調べ, $|Q| = 1$ の場合には, 残された接合候補, すなわち最も類似した部分輪郭対 $(c_1, c_2) \in Q$ が接合される. $|Q| = 0$ の場合には集合 S 内には接合可能な部分輪郭の組が存在しないと判定され, 接合は行われない (図 7 中 23, 24 行参照).

ここで, 本アルゴリズムを用いた判別処理の計算コストについて簡単に考察する. 判別処理の計算コストに大きく影響するものとしては, 形状特徴量の計算コストとその計算回数があげられる. この特徴量の計算量は, 部分輪郭を表現する折れ線図形の標本数に応じて増加するため, その標本数が少ないほど形状特徴量の計算コストは減少する. 本アルゴリズムでは, 反復深化を導入しているため, 形状特徴量の計算回数は増加する. しかしながら, 反復回数が増加する初期の探索においては, 判別精度 i は低いため, 標本数は大幅に減少し, 形状特徴量の計算コストはきわめて小さい. したがって, 反復により効率的に探索空間を絞り込むことができれば, 判別処理にかかる計算コストを結果的に抑えることが可能となる.

6. 接合処理

考古学者の手作業により復元された土器の接合箇所注目すると, 接合箇所は必ずしも一対の破片から構成されない (たとえば, 図 8 中の b_1, b_2). 本システムにおける接合判別では, 与えられた破片群に対し, 各々の破片輪郭からそれぞれ切り出された部分輪郭の形状比較が行われる. 形状比較において扱われる形状特徴量の性質 (4.1 節式 (8) 参照) から, 接合判別の対象として, 部分輪郭の一部分どうしや, 一部分と全体の形状比較を考えることはできない. したがって, たとえば, 図 8 中の土器破片 B_1, B_3 が即座に接合することは判定できない. そこで本システムでは, 接合によって新たに接続する部分輪郭を 1 つの部分輪郭と考え, これを以降の接合判別の対象に加えることで, 複数の部分輪郭からなる接合箇所を特定している. たとえば, 図 8 中の土器においては, 破片 B_3, B_4, B_5 が接合された時点で, 図 9 で示される計 13 の部分輪郭が判別対象に加えられる. そして, 同様に破片 B_1, B_2 の接合により 8 本の輪郭が判別対象に加えられた後に, b_1, b_2 の部分輪郭を接合箇所として $B_1 \sim B_5$ の破片が接合する.

本システムでは FFT を用いてフーリエ展開を行っているが, 一般に, 信号長 $M (= 2^i)$ の FFT では $M \log_2 M$ 程度の演算が必要となる.

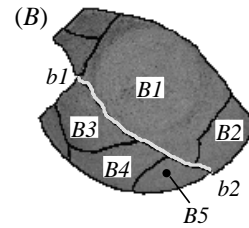


図 8 復元例

Fig. 8 An example of reconstruction.

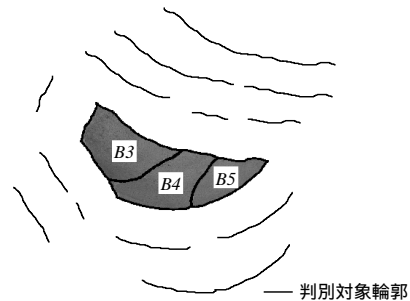


図 9 破片 B_3, B_4, B_5 の接合時に考慮される部分輪郭

Fig. 9 Sub-contours considered when potsherds B_3, B_4, B_5 are joined.

以上の処理により, 本システムでは, 接合すべき一対の破片間において, 接合箇所内の対応する 2 点で特徴点が抽出されない場合でも, それぞれが別の破片と接合を繰り返すことによって追加された部分輪郭の少なくとも一対において, 特徴点の位置が対応していれば, この破片対は周囲の破片を含めて 1 つに復元される. 上記の処理は, 入力破片数が増大した場合, 接合の繰返しによる部分輪郭の組合せ爆発を引き起こすが, これを回避する点においても, JDID による接合候補の絞り込みは効果的である.

7. 評価実験

本システムの実験の 1 つとして, 遺跡発掘現場から出土した土器破片の接合を行った. 図 1 の画像を入力として本システムを実行し, 土器の復元を行った結果, 図 10 に示すように (A) から (H) の 8 つの土器が復元された.

次に, 本稿で提案したアルゴリズム JDID の有効性を確認するために, 実行時間の比較実験を行った. 入力破片数を 3 から 35 枚と変化させながら復元処理の実行時間を測定した. 接合判別処理におけるパラメータ β, γ (図 7 参照) の値をそれぞれ 100, 5 とした. 比較対象としては, 反復処理を行わない接合判別方法を用いた (以下, 単純判別法). 単純判別法に用いる判

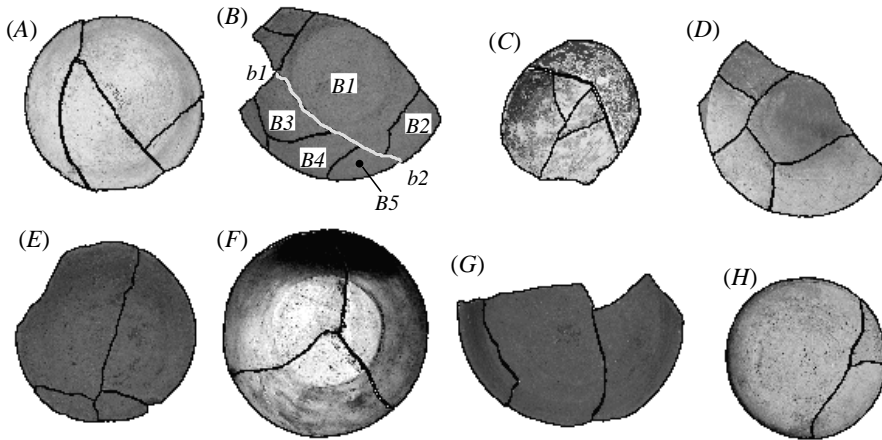
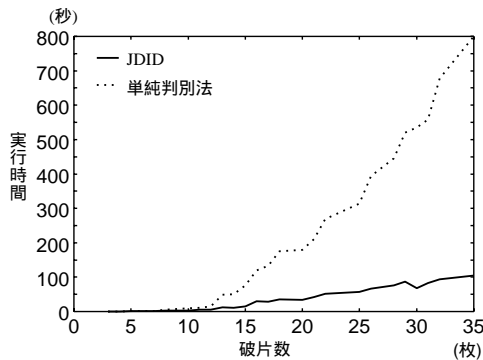
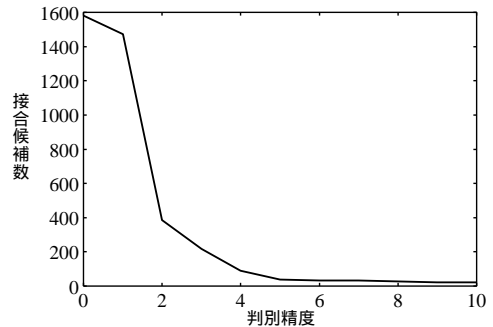


図 10 出力画像

Fig. 10 Output images.

図 11 処理時間の変化
Fig. 11 Runtimes.図 12 JDID の反復処理による接合候補数の変化 (破片数 35)
Fig. 12 The variation of number of candidates caused by iterations in JDID (35 pieces).

別精度は、その時点で対象としている部分輪郭の集合における最適精度を与えた。これにより、接合判別の結果および得られる復元結果は等しくなり、実行時間の比較が可能となる。また、両手法において、P形フォーエ記述子の算出時における n および次数 N (4.1 節参照) については、それぞれ $n = 64 \times 2^i + 1$ (i は判別精度), $N = 5$ とした。システムの実装は Pentium III 500 MHz の PC 上の Solaris5.7 で行い、C++言語を用いた。図 11 に実験結果を示す。同図において、実線は JDID の実行時間、破線は単純判別法の実行時間をそれぞれ示している。実験結果より、破

片数が増加するほど JDID は単純判別法に比べて処理時間が大幅に短縮されていることが分かる。特に破片数が 35 の場合には、約 104.9 秒で復元が行われ、単純判別法に対し約 7.6 倍の高速化が達成された。

ここで、JDID の反復による探索空間の絞り込みの効果について検証する。図 12 に破片数 35 の復元処理における接合候補数の推移を示す。同図から、判別精度 0 において 1582 対存在した接合候補が判別精度 4 の反復では 89 対に絞り込まれ、4 回の反復で接合候補数が初期の約 5.63% に削減されていることが分かる。JDID の反復処理にともなう判別精度の上昇により、各々の部分輪郭対の類似度はそれ自身が持つ真の類似度に近づくため、判別精度が高くなるにつれて各対の類似度評価値は低下する。反復の過程で類似度評価値の低下した候補が次々と棄却され、接合候補が絞り込まれることが確認された。またこのとき、4 回の反復に要した処理時間は約 11.3 秒であり、復元処理

最適精度を事前に求めることは困難であると 5.1 節でも述べたが、ここでは、JDID による復元処理過程から同精度を計測した。

従来手法⁴⁾では、判別精度についての考慮がなされておらず、すべての判別処理において判別精度を上界値に固定した形状比較が行われていると考える。しかしながら、この方法では、多くの場合で復元が途中で失敗し、実行時間を比較できなかった。

における接合判別の総処理時間の 13% 程度であった。このことから、JDID は安価なコストで効果的な絞り込みを行っていることが分かる。

8. おわりに

本稿では、輪郭固有の形状特徴に依存しない接合判別を効率的に行うアルゴリズム JDID (Joint Detection with Iterative Deepening) を提案した。JDID は探索制御技術の 1 つである反復深化を導入することにより、判別の難易度に応じて判別精度を動的に変化させ、判別処理の無駄な計算を回避するものである。本手法を用いた土器復元システムを実装し、遺跡発掘現場から出土した土器破片の濃淡画像を用いて復元処理の実験を行い、その有効性を確認した。本稿で提案した土器復元システムは、入力された破片群における準最適な接合の組合せを求めるものであり、復元結果は準最適な解となる。本研究で対象にしている破片群からの接合箇所検出の問題は、NP 困難なクラスであり、最適解を妥当な計算時間で求めるアルゴリズムを考案するのは困難と考えた。JDID は与えられた破片群に対して誤った接合を起こし難い程度の準最適な解を効率的に求めるアルゴリズムである。

また、考古学的な立場から考えて、本システムによる復元が困難な破片は以下のように分類される。

- (1) 風化などにより接合面が著しく摩耗している破片。
- (2) 他の破片との接合が繰り返されることにより追加された部分輪郭のいずれにおいても、対応する特徴点が得られない破片対。
- (3) 二次元画像では表現不可能な立体的形状を有する破片。
- (4) 風化、欠落などにより対応する接合面が存在しない破片(復元時に破片の周囲が石膏などで固定される破片)。

(1) については、破片表面の模様や色彩を考慮することで輪郭形状のみでは判別できない破片の接合を検討しており、良好な結果を得ている^{12),13)}。(2) についての対応は、破片輪郭を分割せずに破片全体の輪郭形状から部分的な類似性を判定できる形状比較方法について検討する予定である。(3)、(4) については三次元形状を扱う土器復元システムを現在開発中であり、三次元形状を認識・分析するための要素技術を考案している^{14),15)}。

謝辞 土器資料を提供していただいた名古屋市見晴台考古資料館に深謝いたします。なお、本研究は一部、日本学術振興会科学研究費奨励研究(A)(課題番号

12780297), および(財)内藤科学技術振興財団の助成により行われた。

参考文献

- 1) Kosiba, D.A., et al.: An Automatic Jigsaw Puzzle Solver, *Proc. 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, Vol.I, pp.616-618 (1994).
- 2) Wolfson, H., Schonberg, A.K.E. and Lamdan, Y.: Solving Jigsaw Puzzles by Computer, *Annals of Operations Research* (12), pp.51-64 (1988).
- 3) 宮道壽一, 村田真人: 輪郭線情報を用いた多数ピースジグソーパズルの計算機解法, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J70-D, No.6, pp.1210-1217 (1987).
- 4) Hori, K., Imai, M. and Ogasawara, T.: Joint Detection for Potsherds of Broken Earthenware, *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition '99*, Vol.2, pp.440-445 (1999).
- 5) Korf, R.E.: Depth-First Iterative-Deepening: An Optimal Admissible Tree Search, *Artif. Intell.*, Vol.27, pp.97-109 (1985).
- 6) Korf, R.E.: Iterative-Deepening-A*: An Optimal Admissible Tree Search, *Proc. 9th IJCAI*, pp.1034-1036 (1985).
- 7) Kanoh, M., Kato, S. and Itoh, H.: Efficient Joint Detection Considering Complexity of Contours, *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Vol.1886, pp.588-598 (2000).
- 8) Lai, K.F. and Chin, L.: On regularization, formulation, and initialization of the active contour models (snakes), *Proc. Asian Conference on Computer Vision*, pp.542-545 (1993).
- 9) Lai, K.F. and Chin, L.: Deformable Contours: Modeling and Extraction, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.17, No.11, pp.1084-1090 (1995).
- 10) Rosenfeld, A. and Johnston, E.: Angle Detection on Digital Curves, *IEEE Trans. Comp.*, Vol.C-22, pp.875-878 (1973).
- 11) 上坂吉則: 開曲線にも適用できる新しいフリー工記述子, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J67-A, No.3, pp.166-173 (1984).
- 12) Yasuhara, S., Kato, S. and Itoh, H.: A Joint Detection Method Considering Surface Pattern of Potsherds, *Proc. Image and Vision Computing '00*, New Zealand, pp.138-143 (2000).
- 13) Yasuhara, S., Kato, S., Kanoh, M. and Itoh, H.: A Joint Method Considering Color Pattern and Shape Similarities, *Proc. SNPD'01*, pp.670-676 (2001).
- 14) Kato, S., Shimai, K., Takayama, S. and Itoh, H.: Triangle Patch Synthesis for Detection of

Three Dimensional Character Surface of Potsherds, *Proc. Image and Vision Computing '00*, New Zealand, pp.138-143 (2000).

- 15) Shimai, K., Kato, S., Takayama, S. and Itoh, H.: Joint Detection Method based on Iterative Projecting, *Proc. 4th IASTED International Conference on Applied Infomatics (AI 2001)*, pp.19-22 (2000).

(平成 12 年 7 月 21 日受付)

(平成 13 年 9 月 12 日採録)



加納 政芳

1999 年名古屋工業大学工学部知能情報システム学科卒業。2001 年同大学院工学研究科博士前期課程電気情報工学専攻修了。同年シーキューブ株式会社入社。また、同大学院工学研究科博士後期課程に進学。現在に至る。パターン情報処理、画像処理、探索問題等に興味を持つ。



加藤 昇平(正会員)

1993 年名古屋工業大学工学部電気情報工学科卒業。1995 年同大学院工学研究科博士前期課程修了。1998 年同大学院工学研究科博士後期課程修了。同年豊田工業高等専門学校助手、現在同講師。工学博士。高次推論、論理プログラム、並列探索アルゴリズム、画像処理等に興味を持つ。人工知能学会、電子情報通信学会各会員。



伊藤 英則(正会員)

1974 年名古屋大学大学院工学研究科博士課程電気電子専攻満了。工学博士号取得。1974 年日本電信電話公社横須賀研究所勤務。1985 年(財)新世代コンピュータ技術開発機構出向。1989 年名古屋工業大学教授。知能情報システム学科。数理言語理論、計算機ネットワーク通信、OS、知識ベースシステム等の研究開発に従事。電子情報通信学会、人工知能学会、形の科学学会、日本フレンジ学会各会員。