

博士論文

自動復元のための  
遺物破片間の接合箇所検出

堀 謙太

2000年 3月 24日

奈良先端科学技術大学院大学  
情報科学研究科 情報システム学専攻

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に  
博士(工学) 授与の要件として提出した博士論文である。

論文番号： NAIST-IS-DT9761020

提出者： 堀 謙太

審査委員： 小笠原 司 教授  
千原 國宏 教授  
横矢 直和 教授  
木戸出 正継 教授  
今井 正和 助教授

提出日： 2000年 3月 24日

---

# 自動復元のための 遺物破片間の接合箇所検出\*

堀 謙太

内容梗概

考古学は遺物や遺跡の発掘調査および分析を通して歴史を明らかにする学問であり，出土遺物を復元することは遺物本来の姿を知る上で非常に重要である．出土遺物の復元は，ピースの欠損があり，かつ，本来の姿が未知の立体ジグソーパズルにも例えられるような，大変手間のかかる作業である．出土する遺物破片の数量についても，遺跡の発掘件数自体が近年になって急増していることから，膨大な量になる．このように，出土遺物の復元作業は大変な人手と時間を要する作業であり，考古学者に対する負担は非常に大きい．一方，近年のコンピュータ関連技術の発達により，考古学における遺跡や遺物のデータの整理や分析に対して情報科学の技術を応用する，いわゆる情報考古学と呼ばれる分野の研究が盛んに行われるようになってきた．本来，考古学は遺物や遺跡の調査，分析が主な研究である．情報考古学においても，遺物・遺跡データのデータベース構築や統計解析に関する研究が主な研究であり，出土遺物の復元作業支援に関する研究はほとんどなされていない．本論文では，遺跡から出土した遺物破片の復元における破片間の接合箇所検出を形状認識により自動化することを目的とする．

本論文では，まず遺物破片接合の基本戦略として，局所的な位置関係を考慮した曲線不変量による接合箇所検出法について議論する．曲線不変量は従来，輪郭曲線の全体形状を表現するために使用されており，接合箇所検出のような物体輪郭の部分的な形状照合には不向きであるとされている．しかし，破片輪郭をあらかじめ複数のセグメントに分割することで，遺物破片輪郭の部分的な照合に曲線

---

\*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 情報システム学専攻 博士論文, NAIST-IS-DT9761020, 2000年3月24日.

---

不変量を適用することが可能となる．破片間の接合箇所は，輪郭分割において複数のセグメントに分割される可能性がある．接合箇所が複数のセグメントで構成されることを考慮した接合箇所候補の検出手法として Matching Score Array(MSA)を用いる手法が提案されている．本論文では従来手法による接合箇所検出の問題点を指摘し，隣接するセグメント同士の関連性を考慮した接合箇所検出手法を提案する．隣接するセグメント同士の関連性は，セグメント照合におけるセグメント同士の位置関係をもとに評価する．実験により，考古学の遺物復元のような，複雑な形状を有する破片同士の接合箇所検出に対して，曲線不変量および隣接セグメント間の関連性の適用が有効であることが確認されたが，輪郭の分割結果が接合箇所検出の成否に強く影響することも確認された．

次に，遺物破片のような複雑な形状を有する破片輪郭について，部分的形状を柔軟に表現するための破片輪郭の表現モデル，および，その表現モデルを用いた接合箇所検出法について議論する．破片輪郭の表現モデルとして，グラフモデルに階層構造を付加することで各セグメントを階層的に表現することを考慮した，いわゆる階層グラフモデルを用いる．接合箇所検出の方法として，階層グラフモデルの階層構造に着目し，セグメント間の大きさと形状の類似性を評価することで接合箇所を探索するアプローチを提示する．遺物破片の2次元輪郭に対する実験結果から，階層構造の適用により，輪郭分割における細かいパラメータ調整が不要な接合箇所検出の実現が可能であること，および，破片群からの接合箇所検出の可能性について確認した．

## キーワード

情報考古学，遺物復元，接合箇所検出，曲線不変量，輪郭表現モデル，階層グラフモデル

---

# Joint Detection of Potsherds for Automatic Reconstruction of Broken Relics\*

Kenta Hori

## Abstract

Archaeology is an academic discipline that makes history clear by excavation of historical sites and analysis of excavated relics. Reconstruction of broken relics is very important to obtain the original shape of broken relics. The reconstruction of broken relics is often likened to assembling of a three-dimensional (3-D) jigsaw puzzle with damage and lack of pieces. The original shape of broken relics is unknown. Reconstruction of broken relics is very difficult. In addition, many historical sites are excavated frequently in recent years, and many broken relics are excavated. Much human resources, time, and money are required to reconstruct broken relics. On the other hand, computer technologies are rapidly developed in recent years. The computer aided analysis and arrangement of historical sites and excavated relics have been researched. A field of such researches is called *computer archaeology*. In *computer archaeology*, most issue of the researches are statistical analysis or construction of database for information of historical sites and excavated relics. In this paper, the author discusses the automatic joint detection of potsherds for reconstruction of excavated broken relics applying shape recognition technique.

The author discusses joint detection by curve invariance with consideration of the local relationship of positions. The joint detection process is an important

---

\*Doctor's Thesis, Department of Information Systems, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-DT9761020, March 24, 2000.

---

process for jointing of potsherds. A curve invariance is an Affine invariant description that describes the whole shape of a curve. To describe partial shapes of a contour, the contour of a piece is segmented at first, and then the shape of each segment should be described by a curve invariance. The true joint is represented with one or more segments by contour segmentation. The Matching Score Array (MSA) was proposed for detecting a joint that consists of pairs of segments. This paper points out the problems of the joint detection method using the MSA. The author proposes the joint detection method using the relationship of positions among neighboring segments. Experimental results show the effectiveness of a curve invariance for shape representation and the relationship of positions among neighboring segments for making the joint candidates. Experiments also show the effectiveness of applying a curve invariance as the segment description.

The author also discusses a contour description model and a joint detection strategy for this model. The contour description model, that is proposed in this paper, is a hierarchical graph model that is a mixed model of a graph model and a tree model. A hierarchical graph model is independent of the special target and is adaptable to describe the partial shape of a piece. The proposed joint detection strategy uses the hierarchy of a hierarchical graph model. Experimental results for two dimensional (2-D) contours of potsherds show that the hierarchy of a hierarchical graph model enables to detect the joint between pieces without exact adjustment of parameters in contour segmentation. Experiments also show the possibility of joint detection for a set of potsherds.

**Keywords:**

Computer archaeology, Reconstruction of relics, Joint detection, Curve invariant, Contour description model, Hierarchical graph model

---

# 目次

<b>1</b>	<b>序論</b>	<b>1</b>
1.1.	遺物復元の意義と問題	1
1.1.1	考古学における遺物の扱い	1
1.1.2	遺物復元における問題	3
1.2.	本論文における研究の目的	5
<b>2</b>	<b>本研究の位置付け</b>	<b>7</b>
2.1.	情報考古学と遺物復元	7
2.2.	形状認識と接合箇所検出	10
2.2.1	位置・姿勢検出と接合箇所検出	10
2.2.2	ジグソーパズル組み立て問題における接合箇所検出	13
2.3.	本論文のアプローチ	16
<b>3</b>	<b>局所的な位置関係を考慮した曲線不変量による接合箇所検出</b>	<b>19</b>
3.1.	はじめに	19
3.2.	遺物破片に対する接合箇所検出の基本戦略	20
3.3.	Matching Score Array を用いた接合箇所検出とその問題点	24
3.3.1	Matching Score Array	24
3.3.2	MSA を用いた接合箇所検出	27
3.3.3	鈴江の手法における接合箇所特定の問題点	31
3.3.4	問題点の検証実験	34
3.4.	回転角の類似を考慮した接合部位の特定	38
3.4.1	回転角による隣接セグメントの関連性評価	38
3.4.2	輪郭分割	41

## 目次

---

3.4.3	セグメントの形状表現および照合	41
3.4.4	接合箇所候補の作成	41
3.4.5	接合箇所候補の評価	42
3.5.	実験	43
3.5.1	検証実験との比較	43
3.5.2	土器破片画像に対する適用結果	46
3.6.	考察	50
3.6.1	実験結果に関する考察	50
3.6.2	計算量に関する考察	51
3.7.	まとめ	52
4	階層型輪郭表現を用いた接合箇所検出	55
4.1.	はじめに	55
4.2.	階層構造を持つ破片輪郭表現	56
4.2.1	接合箇所検出を考慮した破片輪郭分割	56
4.2.2	階層グラフモデル	58
4.2.3	階層グラフモデルの2次元輪郭への適用	59
4.3.	階層グラフモデルを用いた接合箇所検出	63
4.3.1	基準破片からの基準パターンの選択	64
4.3.2	基準パターンに対する類似箇所検出	65
4.3.3	接合箇所候補の検証	66
4.4.	実験	67
4.4.1	階層環状リストモデルによる破片輪郭の表現	68
4.4.2	階層環状リストを用いた接合箇所検出	70
4.5.	考察	81
4.5.1	実験結果に関する考察	81
4.5.2	計算量に関する考察	82
4.6.	まとめ	83
5	結論	87
	謝辞	89



---

参考文献	91
研究業績	95
付録	97
A. 実験に用いた輪郭分割手法 . . . . .	97
A.1 Rosenfeld–Johnston の手法 . . . . .	97
A.2 Zhu–Chirlian の手法 . . . . .	99
B. 実験に用いた形状特徴量 . . . . .	100



## 図目次

1.1	日本国内での発掘届等件数の推移 . . . . .	4
2.1	遺物破片の組み立て例 . . . . .	13
2.2	峡部 (isthmus) . . . . .	15
3.1	破片輪郭の表現 . . . . .	21
3.2	提案手法の処理の流れ . . . . .	23
3.3	Matching Score Array と境界の繋がり . . . . .	25
3.4	輪郭の裏表による違い . . . . .	26
3.5	注目セルと $a_0, a_1, b_0, b_1$ の点 . . . . .	30
3.6	MSA と接合箇所候補 (形状類似度のみ) . . . . .	33
3.7	評価実験に使用した破片データ . . . . .	34
3.8	分割された破片輪郭 . . . . .	35
3.9	MSA と接合箇所候補 (形状類似度, 回転角) . . . . .	40
3.10	検証実験における接合箇所検出結果 . . . . .	45
3.11	土器破片の取り込み画像 1 . . . . .	46
3.12	土器破片の画像 1 から切り出した破片画像 . . . . .	46
3.13	輪郭の分割結果 . . . . .	47
3.14	土器破片画像からの接合箇所検出結果 1 . . . . .	49
3.15	土器破片画像からの接合箇所検出結果 2 . . . . .	50
4.1	グラフモデルによる破片輪郭の表現 . . . . .	58
4.2	グラフモデルにおいて各ノードが持つ情報 . . . . .	58
4.3	階層グラフモデルによる破片輪郭の表現 . . . . .	60
4.4	階層グラフモデルにおいて各ノードが持つ情報 . . . . .	60

## 目 次

---

4.5	環状リストモデルによる 2 次元破片輪郭の表現 . . . . .	61
4.6	環状リストモデルにおいて各ノードが持つ情報 . . . . .	61
4.7	階層環状リストによる 2 次元破片輪郭の表現 . . . . .	62
4.8	階層環状リストモデルにおいて各ノードが持つ情報 . . . . .	62
4.9	基準セグメント選択の順序 . . . . .	64
4.10	階層環状リストによる破片輪郭の表現例 . . . . .	69
4.11	2 破片間の接合箇所検出の成功例 . . . . .	71
4.12	2 破片間の接合箇所検出の失敗例 . . . . .	72
4.13	破片群 1 からの接合箇所検出 (基準破片:5) . . . . .	74
4.14	土器破片画像 2 . . . . .	74
4.15	土器破片画像 3 . . . . .	75
4.16	デジタルカメラで撮影した土器破片 . . . . .	77
4.17	撮影画像から切り出した土器破片 . . . . .	78
A.1	曲線の大域的な角度 . . . . .	98
B.2	曲線の近似折れ線における偏角 $\alpha(j)$ . . . . .	101

## 表目次

3.1	検証実験におけるパラメータ	35
3.2	Matching Score Array(横軸:破片 1, 縦軸:破片 2)	36
3.3	しきい値処理後(横軸:破片 1, 縦軸:破片 2)	37
3.4	$Judgement[i, j]$ (横軸:破片 1, 縦軸:破片 2)	37
3.5	最終結果(横軸:破片 1, 縦軸:破片 2)	38
3.6	Matching Score Array(横軸:破片 1, 縦軸:破片 2)	44
3.7	照合における回転角(横軸:破片 1, 縦軸:破片 2, 単位:[°])	44
3.8	土器破片の画像 1 における各破片の輪郭点数	47
3.9	曲線不変量を用いた接合箇所検出実験に使用したパラメータ	48
4.1	階層環状リストに対する接合箇所検出実験で適用したパラメータ	70
4.2	破片群 1 からの接合箇所検出結果	73
4.3	土器破片の画像 2 における各破片の輪郭点数	74
4.4	土器破片の画像 3 における各破片の輪郭点数	75
4.5	破片群 2 からの接合箇所検出結果	76
4.6	破片群 3 からの接合箇所検出結果	76
4.7	撮影画像から切り出した各破片の輪郭点数	78
4.8	撮影画像から切り出した破片群からの接合箇所検出結果	78
4.9	複数の土器が含まれる破片群からの接合箇所検出結果	80



# 第 1 章

## 序論

### 1.1. 遺物復元の意義と問題

#### 1.1.1 考古学における遺物の扱い

考古学は、過去の人類の残した物的証拠である遺物、遺跡を手がかりに、人類のたどってきた道のを復元する、広い意味での歴史学である [31]。考古学においては、人々が作り出してきた遺物や遺跡を発掘調査し、人間がどのように生きてきたかを明らかにすることが主な研究となる。特に、文字の存在しない古代の歴史を知るためには、考古学的研究が唯一の研究手段となる。

考古学における研究は発掘が中心となるが、発掘により出土する遺物自体は単に掘り出されたものであり、そのままでは全く意味をなさない。出土する遺物を考古学的資料として活かすには正しく整理する必要がある。出土する遺物の整理は以下の手順で行われる。

1. 出土した遺物の記録
2. 出土した遺物の洗浄，登録
3. 遺物の分類
4. 遺物の接合，復元
5. 復元された遺物の計測，記録
6. 出土した遺物に関する報告書の作成

以下，各手順について述べる。

### 出土した遺物の記録

発掘において遺物が出土した時点で、まず出土状況を記録する。遺物が埋没していた位置の情報は、考古学において重要な情報の1つである。例えば、土器破片が貝塚から出土した場合はその土器が何らかの理由により廃棄されたと推測できる。また、同一土器を構成する破片の分布状況から、その土器が破損してから捨てられたか、あるいは、捨てられて破損したかを推測することができる。

### 出土した遺物の洗浄，登録

出土した遺物の多くは泥が付着しており、そのままでは考古学的資料としては扱えないので、洗浄する必要がある。海底から発掘した遺物については脱塩処理を行う必要がある。金属でできた遺物については泥を落した後に錆落としが必要となることもある。洗浄された遺物については、出土状況の記録との対応を遺物自体に記入する。このとき、遺物自体の情報を損なわないように、略号を用いて白または黒のポスターカラーで小さく注記する。さらに、保管中にこの記録が失われないように、クリアラッカー等でコーティングする。

### 遺物の分類

洗浄，登録の終了した遺物を、材質や用途に応じて分類する。発掘により出土した遺物は一旦この状態で保管される。発掘記録や出土記録もこの時点で分類，整理する。

### 遺物の接合，復元

出土遺物の本来の形状を知るために、遺物破片を接合し、復元を行う。出土した遺物のほとんどは破損しており、本来の形状とは大きく異なる。また、打製石器は1つの石を叩き割ることにより製作されるので、逆に、出土した石器を集めて元の石を復元することで、その石器の製作過程を知ることができる。

### 復元された遺物の計測，記録

復元された遺物の撮影，計測を行い、写真や実測図に記録する。考古学研究における遺物の分析，分類においては、遺物の大きさ，形状，表面の模様などが重



要な特徴となる．特に実測図は考古学資料の基本的なカタログのようなものであり，これに基づいて資料の集成，比較等の研究が行われる．

#### 出土した遺物に関する報告書の作成

以上の整理作業から得られた各種発掘資料をまとめ，報告書を作成する．この報告書は発掘された遺物に関する公式の資料であり，実際の遺物がなくても報告書に基づいて，ある程度は資料の分析を行うことが可能である．特に，工事現場で発見された遺跡については発掘調査後に破壊されるのがほとんどであり，このような遺跡に関する報告書は，その遺跡に関する唯一の資料となる．

出土した遺物や復元された遺物については，文化財として保存され，一部は博物館等での展示に用いられる．

### 1.1.2 遺物復元における問題

考古学において遺物の接合，復元作業は，その遺物の本来の形状を知るための，非常に重要な作業である．遺物の復元作業では，無数の遺物破片から1つの遺物を構成する可能性のある破片選択し，丹念に接合し，場合によっては足りない部分を石膏で補い，元の遺物の形に復元する．この作業は一見，立体のジグソーパズル組み立て作業に類するものと考えられるが，ジグソーパズルの場合と異なり，全てのピースが存在する保証がなく，復元結果も未知である．破片形状が3次元であるため，遺物復元においてはジグソーパズルとは異なり，復元作業中の破片を固定するための治具が必要となる場合がある．土器，須恵器，陶磁器など，遺物破片には破損しやすいものも多く存在する．染料や顔料のような色に関する物質に関しては，科学反応による変質も問題となる．実際，発掘された布の表面に描かれていた紋様が，空気に触れて染料が変質したことにより，一夜にして消失してしまったこともある．このように，遺物の復元は大変な時間と労力が必要とされる作業である．

多くの場合，発掘で出土する遺物は非常に大量である．前節でも述べたように，発掘で出土した遺物は出土状態の記録，洗浄，分類，登録を行った後に一旦保管される．分類された遺物は通常はプレハブ小屋に保管されるが，大きな遺跡の場

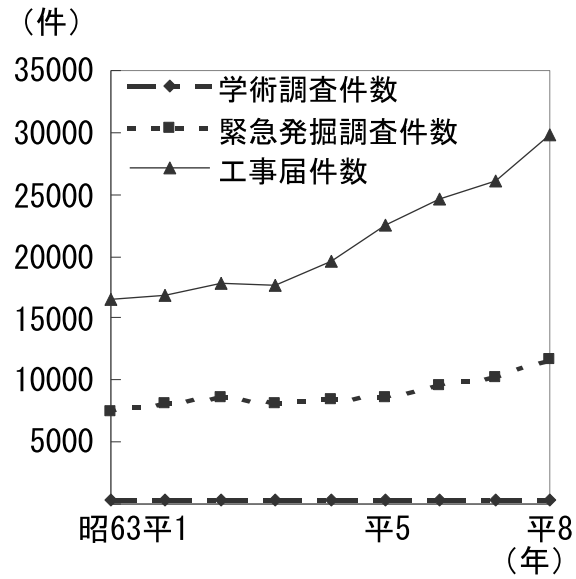


図 1.1 日本国内での発掘届等件数の推移 [32]

合、そのプレハブ小屋が発掘された遺物でいっぱいになることもある。前述のように遺物の復元自体が大変な時間と労力を要する作業であるので、出土した遺物全てを復元するには、莫大な時間を要する。以上より、発掘における遺物の復元作業は考古学研究者にとって大きな負担となる。

また、近年の発掘ブームが遺物の復元をより困難なものにしている。考古学における発掘には、学術発掘と緊急発掘の2種類がある。学術発掘は、過去に得られた資料や研究成果を詳細に検討し、実地調査を行った上で遺跡の位置を特定し、行う発掘である。緊急発掘は、工事中に遺物や遺構が偶然に出土した場合に、緊急に行われる発掘である。ダム建設、鉄道や道路の建設、大規模な農地改良、大型住宅団地の建設などの開発による工事が、高度成長期以降、全国的に急増するにつれ、緊急発掘の件数も増加の一途をたどっている。近年では、いわゆるバブル経済の崩壊が原因でほぼ横ばいになっているものの、年間1万数千件程度の発掘調査が行われており、そのほとんどは緊急発掘である。それぞれの発掘調査ごとに出土遺物の整理を行う必要があるので、発掘調査1件あたりの出土遺物整理の負担も大きくなっている。実際、出土した遺物のうち復元されるものはごく一

部であり、大部分の遺物破片は出土状況の記録、洗浄、分類、登録の後、倉庫に保管されたままになっている。過去の発掘調査による出土遺物量の累計は平成9年10月の段階で約500万箱以上(1箱の寸法は約350mm×550mm×150mm)にもおよぶ[33]。出土遺物量は増えることはあっても減ることはなく、未復元遺物の扱いは今後、長きに渡って問題であり続けることが予想される。

## 1.2. 本論文における研究の目的

考古学において遺物の復元作業は大変な時間と労力要する作業であり、遺物の復元作業の支援・自動化は、考古学研究において非常に大きな助けとなり得る。

遺物復元は非常にヒューリスティックな作業であり、遺物の取扱における破損の危険性等もあるため、遺物復元の工学技術による支援、自動化は困難であると考えられてきた。しかし、近年の計測技術の発達やコンピュータにおける計算能力の向上、メモリ、ハードディスク等の記憶装置の高速化、大容量化および低価格化に伴い、大量の遺物破片をコンピュータで扱うことが技術的に不可能ではなくなってきた。コンピュータによる遺物の復元が現実味を帯びてきたといえる。

遺物破片をコンピュータで扱う場合、遺物破片を直接扱うのではなく、各種計測装置を介して入力された、遺物破片に関する各種情報が処理の対象となる。コンピュータ上で遺物復元を行ったとしても、復元された遺物の実物が得られるわけではない。しかし、考古学研究において重要なのは遺物そのものではなく、遺物に関する様々な記録であり、遺物について必要かつ十分な精度で計測を一度行うことにより、実際の遺物を持ち出す必要がなくなる。実際の遺物を直接扱う必要がないので、遺物復元作業における遺物の破損や固定などの問題が解消される。コンピュータ上に蓄えられた遺物破片の情報のみを元にして復元を行うことにより復元された遺物は直接コンピュータ上の情報として得られるので復元後の計測が不要となり、遺物に関する情報の分析、分類、記録もそのままコンピュータ上で行うことができる。最近ではコンピュータネットワークが急速に普及しており、ネットワークを介することで、遺物に関する情報を遠隔地間で共有することができる。さらに、ネットワークとともに近年急速に発達しているバーチャルリアリティ(VR、仮想現実感)技術を用いることで、非常に自由度の高い遺物の展示も

可能となる．このように，コンピュータによる遺物の復元，管理は非常に大きな可能性を秘めている．

手作業による遺物復元では，破片群から接合する可能性のある破片を取り出し，実際に破断面で摺合わせ，よく噛み合う箇所で破片を接合する．遺物復元の作業は立体ジグソーパズルの組み立てに例えられることが多い．コンピュータによるジグソーパズルの組み立てに関する研究は，コンピュータビジョンやパターン認識の分野で古くから研究されている [18]–[23] ．

本論文では，コンピュータを用いた遺物の破片群からの復元作業の実現を目標とし，コンピュータによる遺物復元における遺物破片の接合箇所の検出を形状認識技術を用いて実現する方法について述べる．本論文の構成を以下に示す．

第2章では，考古学におけるコンピュータによる遺物復元支援の現状，および，形状認識分野において接合箇所検出に関連する研究について述べる．その上で，本研究の位置づけと本論文における接合箇所検出に対するアプローチについて述べる．

第3章および第4章で，本論文で提案する接合箇所検出法について詳しく述べる．

第3章では，鈴江により提案された，遺物復元における，曲線不変量を用いた接合箇所検出 [11] の問題点を指摘し，その問題点を考慮した接合箇所検出法を提案する．実際の遺物破片輪郭に対して提案手法を適用した実験の結果を示し，提案手法の有効性および問題点について議論する．

第4章では，破片輪郭の階層構造を持つ表現モデルおよびそのモデルを適用した場合の接合箇所検出について述べる．本論文で提案する階層グラフモデルと接合箇所検出を実際の土器画像に適用した結果を示し，その有効性および問題点について議論する．

第5章で，本論文を結論づける．

## 第 2 章

# 本研究の位置付け

本章では、関連する研究の紹介を通して本研究の位置付けについて述べる。第 1 に、考古学分野における、コンピュータを用いた遺物の復元支援に関する研究について述べる。第 2 に、形状認識の分野において、接合箇所検出に関連した研究について紹介し、接合箇所検出問題の特殊性を示す。また、コンピュータによる接合箇所検出の実例として、コンピュータによるジグソーパズル組み立てに関する研究について述べる。最後に、遺物復元における接合箇所検出に対する、本論文のアプローチについて述べる。

### 2.1. 情報考古学と遺物復元

近年のコンピュータ技術の発達および普及により、情報関連技術の、遺物や遺跡に関するデータ処理への応用についての研究が多く行われるようになってきた。これらの研究分野は情報考古学と呼ばれ、遺物データのデータベース構築や統計的解析などに関して、活発に研究が行われている。

第 1 章でも述べた通り、遺物復元は考古学において重要な作業の一つである。情報考古学においても、重要な研究テーマとして取り上げられており、3次元計測技術を用いてデジタル化された遺物破片を、コンピュータグラフィックス(CG)技術やヒューマンインタフェース技術などのバーチャルリアリティ(VR, 仮想現実感)技術を応用して、コンピュータ上に作られた仮想空間内で復元する、遺物復元システムに関する研究が行われている [12]–[14]。

金谷らの手法 [12] では、まず、レーザレンジファインダを用いて遺物破片の 3次元形状を計測する。破片表面の光学特性 (鏡面反射係数や拡散反射係数の分布)

および模様も同時に計測する．計測した 3 次元形状データを元にポリゴンモデルを作成する．作成されたポリゴンモデルに対して，形状データと同時に計測された破片表面の光学特性および模様をマッピングすることで，遺物破片の，リアルな 3 次元 CG での再現を可能としている．最後に，3 次元 CG で再現された遺物破片（仮想遺物）を仮想空間内に配置し，大型の高画質ステレオモニタを通してユーザに提示し．GUI およびマウスにより，仮想空間に対する視点および視線の変更，および，仮想遺物の操作のためのインタフェースを提供している．

鄭らの手法 [13] も金谷らの手法と同様，レーザレンジファインダを用いて遺物破片の 3 次元形状を計測し，計測結果から遺物破片を 3 次元 CG で再現して仮想空間上に配置し，ユーザに提示している．金谷らの手法が仮想遺物のよりリアルな再現を目指しているのに対し，鄭らの手法では，遺物の発掘から復元までの作業をより迅速に行うことと，より低いコストでシステムを構築することに主眼が置かれている．例えば遺物破片の計測においては，発掘された遺物をその場で計測できるように，軽量なレーザ距離計測器を採用している．3 次元 CG による遺物破片の再現においては，データメッシュの密度を境界近傍では細かく，境界から離れた領域では粗くすることで，データ量の圧縮を図り，処理の軽量化を実現している．

渡辺らの手法 [14] では，遺物破片の 3 次元形状計測に MRI(Magnetic Resonance Imaging, 磁気共鳴画像診断) システムを用いている．MRI システムは本来，医療分野において生体の断層写真を計測するためのシステムであり，そのままでは遺物のような無機物の計測には適用できない．渡辺らの手法では，遺物を寒天の中に沈めることにより，MRI システムによる遺物の計測を実現している．レーザレンジファインダによる計測では，精密な処理が可能である反面，レーザ光が照射された面しか計測できない．これに対し MRI システムは，解像度や計測時間の面ではレーザレンジファインダに劣るものの，物体断面全体が計測可能である．MRI システムでの計測により，寒天中に配置された遺物のスライス画像が取得される．取得したスライス画像から 3 次元形状を再構成する際に，スライス画像をそのまま積み重ねるのではなく，エッジ抽出を行った後に折れ線近似した上で積み重ねることで，輪郭形状データのデータ量の削減をはかっている．この手法では，仮想空間の提示に HMD(Head Mounted Display) を使用することによ

り、より立体的な仮想遺物の表現を実現している。仮想遺物の操作のためのインタフェースとして、データグローブおよび磁気センサを使用することで、より直観的な操作感を実現している。

いずれの手法も、あくまで遺物復元を支援するための仮想環境を構築し提供するシステムであり、接合する可能性のある破片の組み合わせを取り出し、接合の試行を行うといった、復元作業において中核となる部分については、結局、人間が行う必要がある。また、仮想空間内における仮想遺物の衝突について考慮されておらず、破片が正しく接合しているかどうかの判定が困難である。

遺物復元の自動化に関する研究としては、鈴江の手法 [10][11] や加納らの手法 [15] などが挙げられる。

鈴江の手法 [10][11] は遺物復元を自動化を目的として提案された、最初の手法であり、2次元画像として入力された遺物破片の輪郭形状を元に接合箇所の検出を行う。まず、入力された土器破片画像から輪郭形状を取り出し、複数のセグメントに分割する。各セグメントを曲線不変量で記述し、破片間でセグメントの照合を行う。照合結果を元に接合箇所の特定を行う。鈴江の手法では、接合箇所が複数のセグメントに分割されることが考慮されている。この手法については第3章で詳しく説明する。

加納らの手法 [15] では、遺物破片を2次元濃淡画像として入力し、輪郭形状を元に接合箇所の検出を行う。まず、入力された土器破片画像から輪郭形状を取り出し、複数のセグメントに分割する。破片輪郭はできるだけ頂点の個数が少ない多角形で近似し、その近似多角形の頂点で破片輪郭を分割する。異なる破片に属するセグメント間で照合を行い、最も良く照合したセグメントの組合せを接合箇所とする。照合における計算精度を段階的に細かくして行くことで、セグメントの組合せ数が多い時点では高速な照合を行い、候補が絞り込まれるにつれて計算速度を犠牲にしつつ徐々に照合精度を向上させている。最後に、検出された接合箇所まで破片同士を接合する。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す。加納らの手法は反復深化法と呼ばれる、ヒューリスティック探索の制御技術を接合箇所候補の絞り込みに適用した手法であり、互いに類似するセグメントの組合せを効率良く行っている。しかし、この手法では接合箇所はいずれの破片においても1つのセグメントであると仮定されており、輪郭分割で接合箇所

が複数のセグメントに分割された場合には対処できない。

### 2.2. 形状認識と接合箇所検出

認識とは、物事を見定め、その意味を理解することである [34]。情報科学においてパターン認識分野の研究は、さまざまな情報の認識をコンピュータ上で実現することを目的としている。一言でパターンといっても、文字や線図形、物体形状などの形状パターン、風景や物体外観のような視覚的模式パターン、音声言語や動物の鳴き声のような音声パターン、単語や文法などの言語パターンなど、“パターン”とよばれるものの範疇は非常に広い。中でも形状認識は、文字認識や物体認識のように産業と密接に関連する技術において重要な役割を担う研究分野である。形状認識では、認識させたい文字や物体(認識対象)の基本的な形状パターン(標準パターン)が、調査対象として指定された入力データ中に含まれるかどうかを検証することが主な処理となる。

形状認識の観点から考えると、破片間の接合箇所とは、それぞれの破片輪郭において形状がよく類似している箇所である。破片同士の接合とは、破片同士が互いによく噛み合うように一方の破片に対して他方の破片を回転・並進移動させる操作と考えることもできる。形状認識における接合箇所検出問題は、各破片輪郭において、破片同士が最もよく噛み合う箇所を検出し、破片の回転・並進の移動量を求める問題であると言える。

#### 2.2.1 位置・姿勢検出と接合箇所検出

形状パターンが最も良く重なるような移動量を求める問題は位置・姿勢検出もしくは registration 問題とよばれ、形状認識分野における重要な課題の1つとして数多くの研究が行われている。画像における位置・姿勢検出 (image registration) に関する従来の研究については、文献 [16] にまとめられている。

文献 [16] において、位置・姿勢検出の目的は以下の4種類に大別される。

- 同一対象に対する多種センサ情報の対応付け (multimodal registration)
- 入力画像からの基準パターンの検出 (template registration)



- 多視点画像間の対応付け (viewpoint registration)
- 撮影時刻および撮影条件の異なる画像間の対応付け (temporal registration)

位置・姿勢検出手法は，各種計測データの統合，物体認識，物体追跡，医用画像処理など，非常に広範囲にわたって応用されている．

文献 [16] では，画像の位置合わせの手法を，以下に示す 4 種類の戦略に分類している．

- 相互相関と線形探索を用いる方法  
基準となるパターンと対象となるパターンの相互相関をパターン間の類似度とする．一方のパターンをもう一方の画像に対して走査させ，相互相関が最も高い位置をそれらの画像が対応する位置とする．
- フーリエ変換を用いる方法  
各パターンに対してフーリエ変換を行い，その位相情報の違いを元に位置のずれを求める．直交座標系でフーリエ変換を行った場合は並進移動量が，極座標系でフーリエ変換を行った場合は回転移動量が，それぞれ求められる．
- 特徴領域のマッピングを用いる方法  
パターン間で特徴領域 (もしくは特徴点) の対応を求め，その位置関係を元に移動量を求める．特徴領域の抽出，特徴領域の対応付け，空間マッピングの 3 段階の処理で構成される．2 次元画像列からの 3 次元動き推定や非剛体の認識など，複雑な移動や変形を伴う場合に用いられる．
- 弾性体モデルによるマッチングを用いる方法  
認識対象を弾性体モデルで表現し，画像間におけるモデルの変形量の最小値を元に移動量を求める．形状や動きの推定，医用画像処理などに主に用いられる．

相互相関と線形探索を用いる方法およびフーリエ変換を用いる方法は，基準パターン全体を 1 つの特徴として扱う方法である．実利用においてはパターンの欠損や遮蔽 (オクルージョン) の問題を考慮する必要がある．特徴領域のマッピングを用いる方法や弾性体モデルを用いる方法では，パターンを局所的な特徴の集

合として表現し、特徴の集合全体で整合性がよくなるような位置・姿勢の検出を行うことで、欠損や遮蔽の影響を抑制している。いずれの方法も、基本的にはパターン全体としての整合性を考慮して位置・姿勢の検出を行っている。

また、文献 [17] において喜多は、基準パターン上の各特徴領域と入力パターン上の各特徴領域との間で、位置関係や特徴の類似性から定義される距離に反比例する仮想的な引力を設定し、微小移動の繰り返しにより基準パターンと入力パターンの位置合わせを行う手法を提案している。この文献では、パターンの欠損に対してもある程度有効な位置・姿勢検出が可能であることが示されているが、基準パターンと入力パターンとで特徴領域間の仮想引力が平衡状態になるための移動量を求めており、基本的には全体としての整合性を評価していると言える。

以上に示すように、位置・姿勢検出 (registration) に関する従来研究においては、基本的にパターン全体としてよい整合性を示す移動量の検出を目的としている。

一方、破片同士の接合において、接合箇所は破片輪郭の一部であり、接合箇所以外の部分については、破片間で関連性はない。接合箇所以外の部分をパターンの欠損やオクルージョンと考えることも可能ではあるが、図 2.1 に示されるように、破片接合の初期段階において、ほとんどの場合、破片間の接合箇所に対応する領域は破片輪郭全体に対して半分以下である。従来の位置・姿勢検出 (registration) 手法のような全体的な整合性を評価する方法では、接合箇所以外の関連性のない部分の影響が無視できない。



図 2.1 遺物破片の組み立て例 [28]

### 2.2.2 ジグソーパズル組み立て問題における接合箇所検出

出土遺物の復元作業は立体ジグソーパズルに例えられることが多い。ジグソーパズルの組み立てに関しては、形状認識分野において古くから行われている。

ジグソーパズルの組み立て問題に関しては文献 [19] において、“単純な平面閉領域 (パズルピースのシルエット) の集合において、大きなすき間や重なりなく 1 つの領域に組み合わせるように、各破片を回転、並進させ、互いに組み合わせる問題” と要約されており、前述の位置・姿勢検出問題の一種と考えらる。しかし、一般に位置・姿勢検出手法では全体的な整合性を重視しており、接合箇所のような輪郭の一部を検出するような手法にそのまま適用することはできない。

Wolfson らの手法 [20] では、組み合わせ最適化およびビジョンによりパズルピース群から接合箇所を検出し、接合の計画を立てている。ピース輪郭は 4 個の鋭角的な凸部で分割し、各セグメントごとに照合を行う。まっすぐな形状のセグメントを有するピースはフレームピースとして、その他の内部ピースと区別する。セグメントの照合では、セグメント間に対応する 2 点間の距離の最小 2 乗値をマッチングスコアとして用いる。照合するセグメントに対応する座標系列をそれぞれ

$(\mathbf{u}_j)_{j=1}^n$  および  $(\mathbf{v}_j)_{j=1}^m$  とし (ただし,  $n \leq m$ ), 回転および平行移動を  $E$  とすると, マッチングスコアは以下の式で定義されている.

$$\min_d \min_E \sum_{j=d+1}^{d+n} |E\mathbf{u}_j - \mathbf{v}_j|^2, \quad d = 0, \dots, m - n \quad (2.1)$$

パズルの組み立て順序については, まずフレームピースを組み立て, 次に内部ピースを組み立てている. フレームピース組み立ての順序は環状系列で表現できるので, 各ピースを都市, ピース間のマッチングスコアを距離と見立てて巡回セールスマン問題として求められている. 内部ピースの組み立てについては, 組み立てられたフレームの左下の隅から各行で右方向に順に照合を行い, バックトラッキングで得られた解の有効性を評価している. Burdea らの手法 [21] では, この手法で検出された接合計画について, ロボットマニピュレータを用いて実際に接合を試行することで検証を行うことでより正確なパズル組み立てを行っている. しかし, ピース輪郭の分割, 組み立てにおけるフレームピースの検出および組み立て順序の決定においてジグソーパズル特有の前提が使用されているため, ジグソーパズル以外の対象に対しては適用できない.

Webster らの手法 [22] では, ピース輪郭の凸部もしくは凹部における峽部 (isthmus, 図 2.2 参照) を用いてパズルピースの局所的照合を行う. 接合する組合せの絞り込みは, 以下に示す順序で段階的に行われる.

1. 凸部と凹部の組合せのみを取り出す
2. 凸部・凹部の輪郭の長さの類似性を元に絞り込む
3. 峽部距離関数 (isthmus distance function; IDF) の相関値を元に絞り込む
4. 照合結果を元に実際に破片同士を重ね合わせ, 破片領域の重なりおよびすき間を元に接合箇所を特定する

峽部距離関数は, 凸部・凹部の輪郭上の各点に対する, 峽部の midpoint との距離の関数である. この手法は, 特にジグソーパズルを対象を限定されているわけではない. しかし, 輪郭の部分的な照合に峽部を用いており, この手法の適用対象は, 接合箇所に峽部が存在するような対象に限定される.

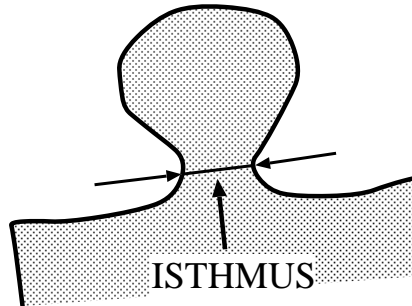


図 2.2 峡部 (isthmus)

Kosiba らの手法 [23] では、輪郭の形状だけでなく色情報も用いて正解率の向上を図っている。まず、ピース輪郭から角を検出し、ピース輪郭を分割する。ジグソーパズルのピース輪郭の角を頂点とする四角形は、ほぼ長方形となる。この性質を利用し、ピース輪郭の近似折れ線における各線分を Hough 変換して  $\rho - \theta$  空間上の点群に投影し、クラスタリングすることで角を検出している。パズルの組み立てについては、まずフレームピースの組み立てを行い、次に内部ピースの組み立てを行う。組み立てにおける接合箇所の検出では、第一に、Webster らの手法 [22] と同様、凸のセグメントと凹のセグメントの組合せだけを取り出す。第二に、セグメント曲線の形状に関する特徴量の類似性を元に候補を絞り込む。セグメント曲線の形状特徴量としては、セグメント曲線上の各点に対する、一方の端点との距離関数と峡部距離関数 [22] の 2 種類の経路長関数、および、峡部の長さおよび峡部の端点とセグメントの端点の距離が用いられている。第三に、色情報を元に候補の絞り込みを行う。色情報に関しては、まず、ピース全体での色情報をそのピースの特徴量とし、ジグソーパズルのパッケージに貼布されている、組み立て結果の画像上におけるピースの位置・姿勢検出する。この処理は、組み立て結果の画像があらかじめ得られている場合にのみ行う。次に、ピース輪郭に沿って等間隔にその近傍での色情報を求め、対応する近傍同士の色情報の類似性を元に絞り込みを行う。最終的には実際にピース画像を重ね合わせて判断する。

いずれの手法も正解率の向上と処理の効率化のためにジグソーパズル特有の前提を用いているが、接合箇所検出の基本戦略はいずれの手法においても、以下に

示すとおりである。

1. 破片輪郭を局所的な特徴の集合で表現する
2. 破片間で輪郭同士の照合を行う
3. 照合結果を元に接合箇所の候補を絞り込む

この基本戦略自体は特にジグソーパズルに特化したものではなく、本研究で対象とする、遺物破片間の接合箇所検出にも適用可能であると考えられる。

### 2.3. 本論文のアプローチ

2.1節に述べたように、情報考古学の分野における遺物復元に関する研究は主に計測技術や VR 技術を応用した遺物復元の支援を目的としたシステムに関する研究であり、遺物復元の自動化に関する研究はあまり行われていない。

実際の遺物復元作業においては、破片表面の模様や破片輪郭の形を元に接合する可能性のある 1 組の破片対を取り出した後に、実際に破片同士を摺合わせ、最もよく噛み合う箇所を探して接合を行っている。したがって接合の試行においては、破片同士の接合箇所を検出することが重要であるといえる。

破片同士の接合は、2 個の破片がもっともよく噛み合うように一方の破片を他方の破片に対して移動させることと考えられる。2.2.1節に示したように、形状認識において、基準パターンと入力パターンの間での位置・姿勢検出問題に関する研究は数多く行われている。しかし、従来の位置・姿勢検出では、基準パターンと入力パターンの少なくとも一方については、パターンの全体的な特徴が照合に用いられる。これに対し接合箇所検出では、位置・姿勢の検出を行う箇所が、基準パターンおよび入力パターンのいずれにおいても、その一部分にすぎない。

よく、遺物復元は、本来の姿が未知で、かつピースの欠損のある立体ジグソーパズルにたとえられる。破片同士の接合を繰り返すことにより、元の形状を復元する点では、遺物復元とジグソーパズルの組み立ては類似していると言える。形状認識分野において、ジグソーパズル組み立ての自動化に関する研究は古くから行われている。いずれの手法においても、正解率の向上や処理の効率化のために

ジグソーパズル特有の前提を用いているが，接合箇所検出の基本的な戦略は概ね以下のとおりである．

1. 破片輪郭を局所的な特徴の集合として記述する (形状特徴記述)
2. 破片間で輪郭の局所的な照合を行う (局所的輪郭照合)
3. 照合結果を元に接合箇所を特定する (接合箇所特定)

以上の背景のもと，本論文では第一に，遺物復元の自動化における接合箇所検出の基本戦略として，局所的な位置関係を考慮した曲線不変量による接合箇所検出について議論する．この議論においては，破片輪郭として，突起のない壺や皿のような遺物の破片を想定する．この仮定において破片の厚さを考えなければ，遺物破片輪郭は閉曲線と考えることができる．

曲線不変量はアフィン変換の一部もしくは全部に対して変化しない，曲線の全体形状を表現する特徴量である．接合箇所検出における局所的な特徴表現に曲線不変量を適用するには，あらかじめ輪郭をいくつかのセグメントに分割する必要がある．曲線不変量を用いて接合箇所検出を行う方法として鈴江の手法 [10][11] が挙げられる．ジグソーパズルのように，接合箇所に対して特有の前提が考えられる場合とは異なり，遺物復元においては，輪郭分割により，破片間の接合箇所が複数のセグメントに分割される可能性がある．鈴江の手法では，Matching Score Array を用いることで，この問題への対処を図っている．しかし，第 3 章でも述べるように，鈴江の手法では，逆にセグメント数が 1 つまたは少数の接合箇所の検出に失敗することがある．本論文では，隣接するセグメント同士の位置関係など，局所的な位置関係の評価に基づいて接合箇所候補を作成することで，この問題に対処する方法を提案する．隣接するセグメント同士の関連性評価の尺度として，本論文の手法では，セグメント照合における回転角の類似性を適用する．この手法については，第 3 章で詳しく議論する．

この手法を実際の土器破片画像を対象とした実験により，特定の対象に依存しない接合箇所検出の実現において，セグメントの形状表現に曲線不変量を適用すること，および，接合箇所候補の作成に，セグメント照合における回転角の類似性のような隣接セグメント間における関連性の比較を適用することの有効性が確

認められたが、同時に、輪郭分割の結果が接合箇所検出に大きく影響することも確認された。

上記の問題を踏まえ、本論文では第 2 に、破片輪郭のより柔軟な表現モデルとして、階層構造を持った破片輪郭表現モデルの適用について議論する。このモデルは遺物破片の 3 次元表面形状を表現することを想定したモデルであり、グラフモデルに階層構造を付加した、階層グラフモデルと呼ぶべきモデルである。遺物破片の 2 次元輪郭に適用した場合は階層環状リストモデルとなる。前述の手法においては輪郭分割は 1 回きりであるので、セグメント照合は破片間での全ての組合せについて行っている。破片輪郭表現に階層グラフモデルを用いた場合、そのようなセグメント照合は現実的ではない。本論文では、階層グラフモデルに対するセグメント照合法についても議論し、一例を示す。この点については、第 4 章で詳しく議論する。



## 第 3 章

# 局所的な位置関係を考慮した曲線 不変量による接合箇所検出

### 3.1. はじめに

本章では，遺物復元における接合箇所検出の基本戦略として，破片輪郭の形状特徴表現に曲線不変量を用い，局所的な位置関係を考慮して接合箇所検出を行うアプローチについて議論する．破片輪郭の表現に曲線不変量を適用した接合箇所検出手法が，鈴江により提案されている [11]．この手法では輪郭分割と曲線不変量を用いることで，遺物破片輪郭を局所的な特徴の集合として表現し，破片間でのセグメント同士の照合結果を元に接合箇所の特定を行う．

輪郭分割により，破片輪郭は各セグメントをノードとする環状の系列 (環状リスト) として表現される．2 つの系列を比較し，最適な対応付けを行う手法としては，動的計画法が有名である．動的計画法を用いた対応付けは，パターン認識においても DP マッチング等に応用され，広く利用されている [29][30]．

DP マッチングでは，まず，基準パターンと入力パターンをそれぞれ，局所的な特徴 (局所パターン) の集合とみなし，局所パターン同士の対応 (局所的対応) に対する特徴レベルでの照合の良否の尺度 (類似度) を元に，基準パターンもしくは入力パターン全体における照合の良否を表す評価関数を考える．大局的な対応は，この評価関数で求められる照合の評価値が，最も良くなるような局所的対応の組合せとして，動的計画法により求める．局所的対応を元に大局的対応を評価するので，弾性的な変形，ノイズ，遮蔽などに対して頑健な照合・認識が可能であり，2.2.1 節で述べた位置・姿勢検出においても良く用いられる．DP マッチン

グは位置・姿勢検出と同様，基準パターンもしくは入力パターンの少なくとも一方に対する全体的な整合性を評価している．接合箇所は 2.2.1節でも述べているように破片輪郭の一部であり，接合箇所以外の部分については破片間での関連性はない．接合箇所検出とは最適な局所的対応の検出であり，接合箇所検出問題に従来の DP マッチングをそのまま適用することは，適切であるとは言えない．

さらに鈴江の手法においては，輪郭分割によって接合箇所が複数のセグメントに分割される可能性があることを考慮している．この場合，局所的対応の，最適な局所的組合せの検出が必要となる．鈴江の手法においては Matching Score Array(以下，MSA) を適用することで，複数のセグメントで構成される接合箇所の検出を実現している．

しかし，実際に鈴江の手法を実装したところ，複数のセグメントで構成される接合箇所は検出されるものの，逆に，1個や2個といった，少数のセグメントで構成される接合箇所の検出には不向きであることが確認された．

本章では，曲線不変量を用いた接合箇所検出について議論する．接合箇所候補の検出における，鈴江の手法の問題点を指摘し，その改良法について述べる [3][4][5][6][7] ．

## 3.2. 遺物破片に対する接合箇所検出の基本戦略

2.2.2節でも述べているように，接合箇所検出の基本戦略は以下のように考えられる．

1. 破片輪郭を局所的な特徴の集合で表現する
2. 破片間で輪郭同士の照合を行う
3. 照合結果を元に接合箇所の候補を絞り込む

第1に，破片輪郭を局所的な特徴の集合として表現する方法を考える必要がある．

ジグソーパズルの組み立てや土器復元に限らず，破片同士の接合において1つの破片は通常，1つもしくは複数の破片と隣接している．すなわち，1つの破片には，他の破片との接合箇所となり得る部分が複数存在する．破片輪郭は，

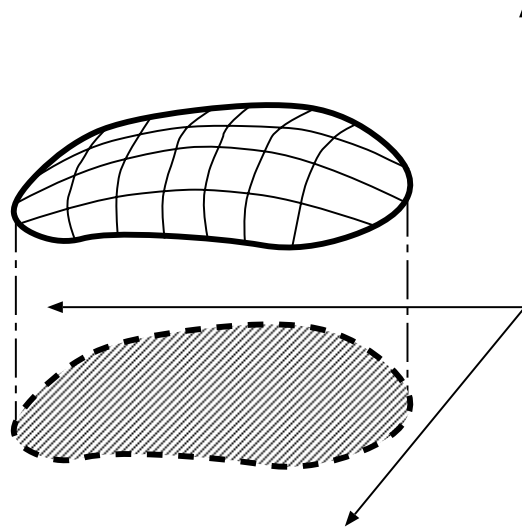


図 3.1 破片輪郭の表現

- 他の破片との接合箇所となり得る領域 (1箇所または複数)
- 接合箇所ではない領域 (複数)

の2種類の領域で表現される。また、ある破片対に対応する接合箇所が同時に他の破片との接合箇所となることはない。

本章の議論においては、取っ手のない壺や皿の破片のような、厚みの薄い遺物破片を考える。この場合、2面の接合箇所ではない領域が、他の破片との接合箇所となり得る帯状の領域を間に挟んでいると考えることができる。接合箇所検出においては、接合箇所ではない領域は無視できる。以上より、遺物破片は図3.1のように、3次元曲面のモデルで表現できる。図3.1において、他の破片との接合箇所となり得る領域は、太い実線で表された部分に対応する。破片の厚みを考慮した場合は、太い実線の部分は帯状の曲面となる。破片の厚みを考慮しない場合は、太い実線の部分は3次元の曲線となる。メッシュで表現されている部分は接合箇所ではない部分である。このモデルを2次元平面に投影したのが図3.1において太い破線で囲まれている部分である。2次元平面で考えた場合、この太い破線が破片輪郭となる。接合箇所検出においては接合箇所ではない領域を無視する

ことができるので，図 3.1 中で，3 次元空間における太い実線の部分および，2 次元平面における黒い破線の部分は，接合箇所検出において，狭い意味での破片輪郭と考えることができる．

図 3.1 に示される破片輪郭において破片輪郭を閉曲線と考えた場合，破片輪郭の形状を記述するには，曲線の形状に対する特徴量が必要である．曲線形状を表現する特徴量としては，曲線不変量が挙げられる．曲線不変量とは，アフィン変換の一部もしくは全部に対して変化しない，曲線固有の情報である．しかし，曲線不変量は表現対象の曲線の全体形状を表現する特徴量であり，そのままでは表現対象の曲線の部分形状を表現することはできない．曲線不変量を用いた接合箇所検出においては，破片輪郭をいくつかのセグメントに分割した上で，各セグメントを曲線不変量で表現するアプローチが必要となる．

ジグソーパズル組み立てに関する従来研究においては，接合箇所は必ず 1 個のセグメントとして表現されている．これはジグソーパズル特有の前提に基づいてピース輪郭を分割しているからであり，一般には輪郭分割において，破片間の接合箇所は複数のセグメントに分割される可能性がある．接合箇所全体を検出しようとした場合，セグメントの照合結果から，1 つだけではなく，複数のセグメント対から接合箇所が構成されることを考えなければならない．本手法では，セグメントの照合結果を用いて，1 つまたは複数の，連続して隣接するセグメント対からなる系列を求め，接合箇所候補とする．各接合箇所候補ごとに接合箇所としての有効性を評価し，その結果もっとも高く評価された候補を，その 2 つの破片の接合箇所とみなす．この考えのもとで，接合箇所検出は以下の処理で実現される．

1. 2 つの破片の輪郭を分割する (輪郭分割)
2. 各セグメントを特徴量で記述する (セグメント記述)
3. 破片間でセグメントごとに照合を行う (破片間セグメント照合)
4. 照合結果から接合箇所候補を作成する (接合箇所候補作成)
5. 接合箇所候補を評価する (接合箇所候補評価)

この処理の流れは，図 3.2 のように図示される．鈴江の手法 [11] における接合箇所検出も，基本戦略はほぼこの流れに沿っている．

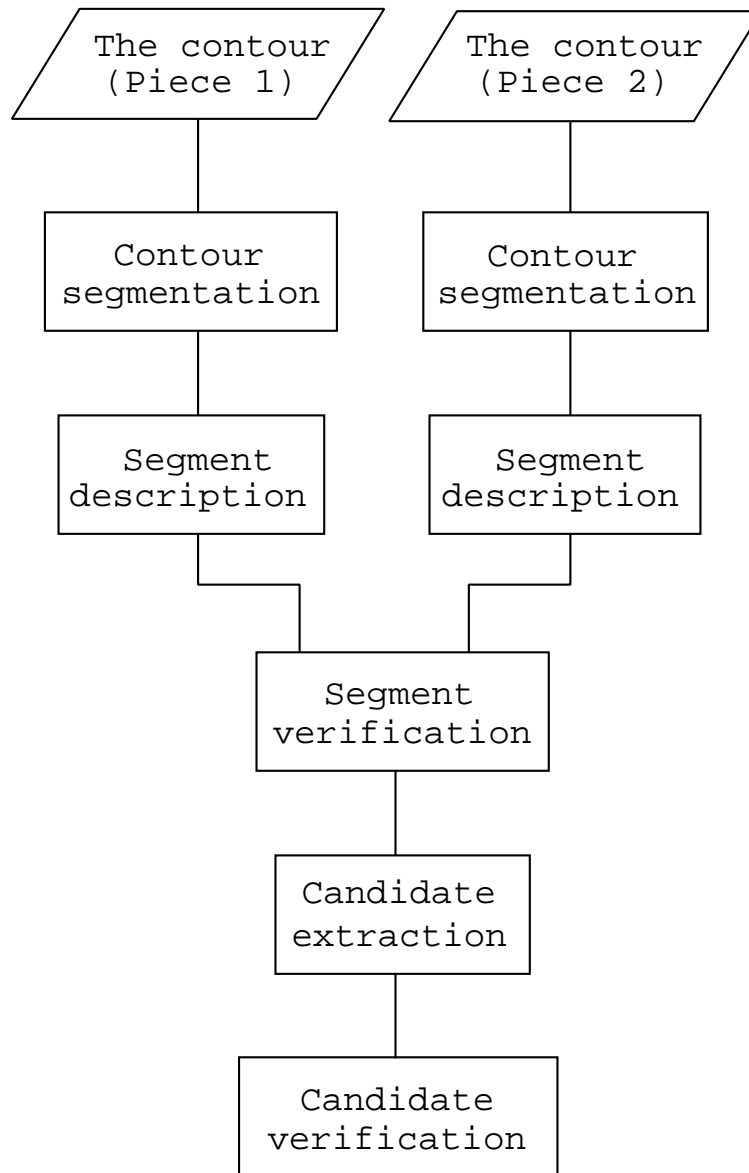


図 3.2 提案手法の処理の流れ

### 3.3. Matching Score Array を用いた接合箇所検出とその問題点

鈴江が提案した Matching Score Array (MSA) を用いた接合箇所検出手法について述べ、問題点について議論する。

#### 3.3.1 Matching Score Array

2個の破片(破片A, 破片B)について接合箇所検出を行うことを考える。曲線不変量を用いて破片輪郭の部分的な形状を表現する場合、破片輪郭は環状リストで表現されていると考えることができる。M個のセグメントで表現される破片Aの輪郭とN個のセグメントで表現される破片Bの輪郭の間でセグメント照合を行った場合、 $M \times N$ 個の照合結果(マッチングスコア)が得られる。いま、各破片輪郭に対応する環状リストを線形リストに展開し、それぞれ縦軸、横軸に対応させた2次元配列を考える。この2次元配列の各要素は、破片Aのあるセグメント*i*と破片Bのあるセグメント*j*の組(*i, j*)を指している。各要素にセグメント組(*i, j*)に対するマッチングスコア  $MS(i, j)$  を代入した場合、この2次元配列は破片Aと破片Bのセグメント照合の結果全体を表す。破片間の照合結果を表す2次元配列が Matching Score Array (MSA) である(図3.3参照)。

図3.3から分かるように、各系列において同数、かつ連続する要素列の系列間の組合せは、MSA上では斜め方向に連続した要素となる。破片間の接合箇所検出を考えた場合、複数のセグメント対で構成される接合箇所は、MSA上では連続して類似性もしくは関連性の高い斜め方向の要素列と対応づけられる。すなわち、MSAを画像として考え、 $n \times n$ の、斜め方向に敏感なオペレータでその画像上を走査する。そのとき、斜め方向への繋がりが大きい要素を優先して抽出することで、接合箇所検出が行われる。

ただし、本手法のように破片輪郭を構成するセグメント群を環状リストのような系列として扱う場合、斜め方向の繋がりは、図3.3のように境界を越えて考える必要がある。したがって、MSAで斜め方向に繋がりが大きい要素を抽出する際に、配列境界を越えてオペレータを計算しなければならない。

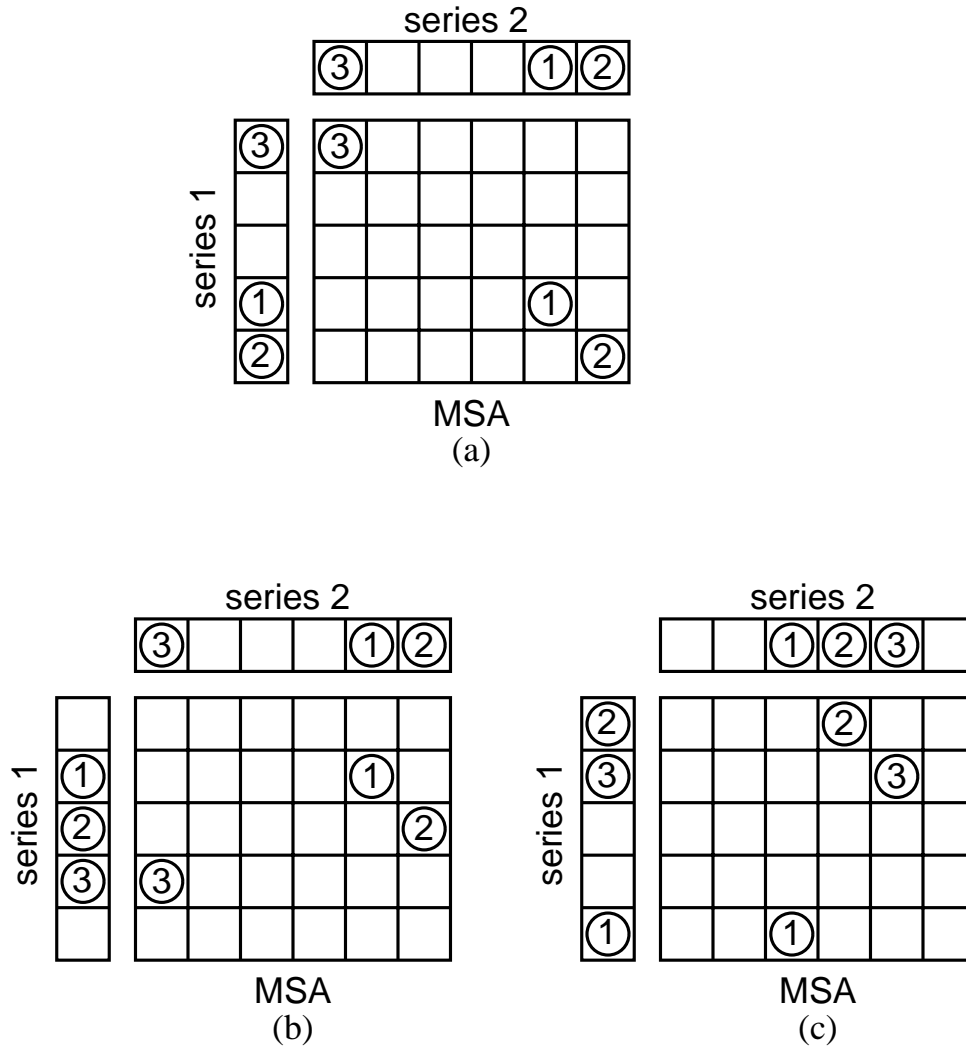


図 3.3 Matching Score Array と境界の繋がり

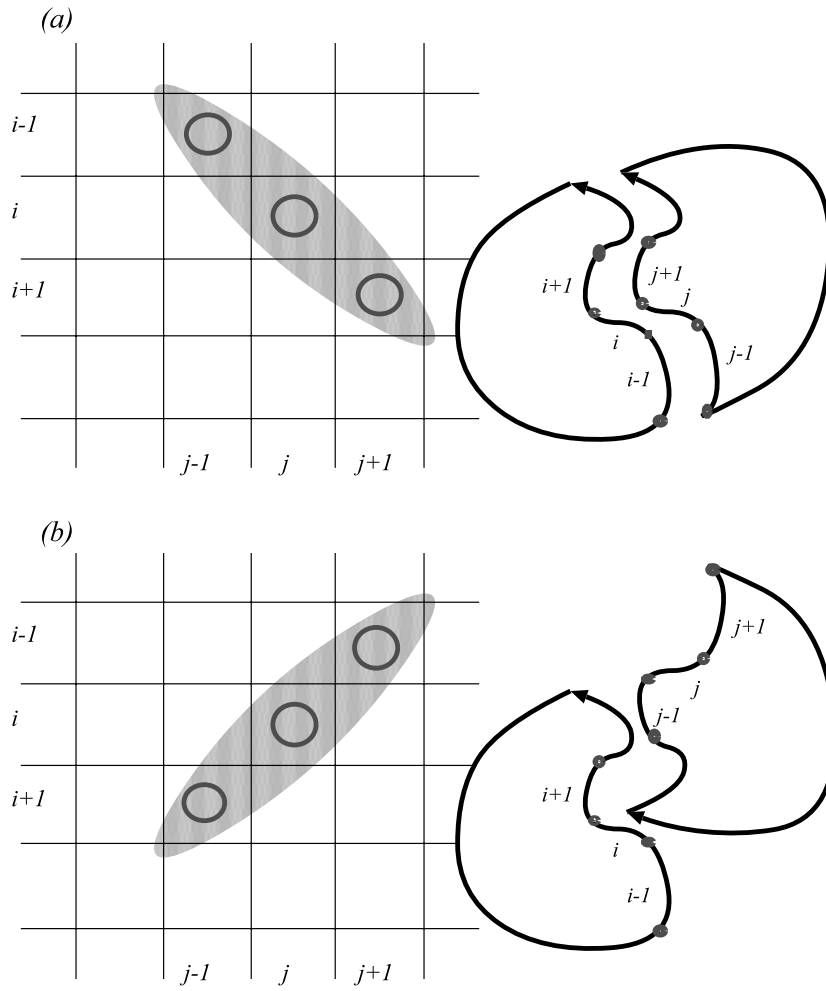


図 3.4 輪郭の裏表による違い



### 3.3. MATCHING SCORE ARRAY を用いた接合箇所検出とその問題点

ある 2 つの破片 A(セグメント数: $M$  個) および破片 B(セグメント数: $N$  個) について, 各セグメントの曲線不変量から破片間の全てのセグメント組のマッチングスコアが計算されているとする. このような MSA には, 以下の特徴がある.

1. 図 3.4 に示すように, 接合箇所候補は配列上で斜め方向に並び, また破片輪郭の表 (a), 裏 (b) によって斜め方向が決定する.
2. 図 3.3 の (a) のように配列の頂点是对角頂点に繋がり, また同図 (b), (c) のように配列境界は反対側の境界と 1 要素ずれて繋がっている. つまり, 配列境界を越えて斜め方向に連続している.

これらの特徴を考慮して MSA から接合箇所を求める.

#### 3.3.2 MSA を用いた接合箇所検出

鈴江の手法 [11] において, 接合箇所検出は概ね, 3.2 節に示した流れで行われる. 鈴江の手法における処理の流れは以下の通りである.

1. 2 つの破片の輪郭を分割する
2. 各セグメントを曲線不変量で記述し, 破片間で照合を行う
3. 照合結果から MSA を作成する
4. MSA から接合箇所を特定する

以下, 各処理について述べる.

##### 輪郭分割

曲線の特徴点を検出し, 輪郭分割を行う手法はこれまでも多数提案されている. 鈴江の手法では, 必要最小限の輪郭分割を行うための方法として, 大域的な曲線の角度を元に特徴点を検出する Rosenfeld–Johnston の手法 [24] を用いている. この手法の詳細については, 付録 A.1 で説明する. Rosenfeld–Johnston の手法 [24] で検出された特徴点を分割点として, 破片輪郭を分割する. Rosenfeld–Johnston の手法では, 曲線上の各点についての大域的な角度を求める際に探索範囲を大

きめに設定することで，輪郭曲線をより大まかに分割することができる．このことは，人間が破片の大雑把な形状を視覚により把握する行為に対比することができる．

#### セグメントの形状表現

各破片の輪郭を分割することにより得られた各セグメントについて，形状を表現する特徴量を求める．

本手法では 2 次元画像データを破片データとして使用しているが，画像データをスキャナ等を用いて取り込む際に，量子化誤差，撮像素子のゆらぎ等の取り込みノイズの影響を受ける．また，土器破片自体が地中に埋没している間の破損や摩耗により，破片間の接合箇所の，各破片における形状が必ずしも厳密に一致するとは限らない．以上の理由により，ノイズに対してロバストかつ曲線の形状を大局的に表現できるような形状記述が必要となる．また，セグメントは開曲線であるので，開曲線に対して適用可能な形状記述が必要である．以上の条件を満たす，デジタル曲線に対する曲線特徴量として，上坂により提案された P 形フーリエ記述子 [26] が用いられた．P 形フーリエ記述子については，付録 B で説明する．

#### MSA の作成

破片間においてセグメント同士の照合を行い，照合結果を元にマッチングスコアを求めて MSA に格納する．

セグメントの照合においては，各セグメントに対応する P 形フーリエ記述子の類似度評価を行う．P 形フーリエ記述子には曲線形状の大域的な特徴が主に低い周波数成分に現れる性質があるので，高次の成分をカットすることでノイズに対してロバストなマッチングを行うことができる．また，P 形フーリエ記述子は元の曲線の平行移動に対しては不変であり，拡大縮小についても，記述子の次数には影響するものの形状表現については不変であるが，回転移動には依存する．照合を行う 2 つの曲線に対応する P 形フーリエ記述子を  $c(k), d(k)$  とすると，この

2つの曲線の類似度の評価関数  $E(\phi)$  は以下のように定義される。

$$E(\phi) = \sum_{k=-N}^N |c(k) - \exp(j\phi)d(k)|^2 \quad (3.1)$$

ただし,  $N$  は記述子の照合における次数であり, 実装においてはこの値をパラメータとして設定する必要がある。評価関数  $E(\phi)$  の最小値  $E(\phi_{min}) = \min_{\phi} E(\phi)$  が 2つの曲線に対する形状の類似度に相当する。この値が 0 に近いほどこの 2つの曲線は類似している。

P 形フーリエ記述子は元の曲線の長さあまり依存しないので, 対象とする 2つの破片の接合箇所における輪郭分割の多少の誤差にも対応できる。しかし, 逆に相似図形の区別がつきにくくなるので, 誤認識の原因となる可能性がある。

破片 A のセグメント  $p$  と破片 B のセグメント  $q$  の組  $(p, q)$  についての (3.1) 式の評価関数を  $E_{p,q}(\phi^{p,q})$  とすると, そのマッチングスコア  $S_{p,q}$  はその評価関数の最小値を正規化した値として, 以下のように定義されている。

$$S_{p,q} = \frac{\min_{0 \leq \phi < 2\pi} E_{p,q}(\phi^{p,q})}{\alpha \sum_{k=-N}^N |c^p(k)|^2} \quad (3.2)$$

ただし,  $\alpha$  は定数で, この手法では 2.0 としている。この  $S_{p,q}$  (値の範囲  $[0,1]$ ) が 0 に近いほどマッチングしていることになる。

マッチングスコア  $S_{p,q}$  を  $M \times N$  個のセグメント組について計算した結果を, Matching Score Array(MSA) と呼ばれる 2次元配列に次のように格納する。

$$MSA[p, q] = 1.0 - S_{p,q} \quad (3.3)$$

$$(p = 1, \dots, M ; q = 1, \dots, N)$$

#### MSA を用いた接合箇所の特定

鈴江の手法 [11] において, MSA から接合箇所を特定する方法について述べる。処理の手順は以下の通りである。

1. MSA に対してしきい値処理を行い, 候補を絞り込む

$a_0$		$b_0$
	*	
$b_1$		$a_1$

図 3.5 注目セルと  $a_0, a_1, b_0, b_1$  の点

2. 残った候補に対して候補点判断スコアを計算する
3. 候補点判断スコアからさらに候補を絞り込む
4. 残った候補から接合部位を特定する

まず、しきい値  $S_{thresh}$  でしきい値処理を行うことにより候補を絞り込み、残った要素について、候補点判断スコアを計算する。MSA の注目セル  $MSA[p, q]$  に対する候補点判断スコア  $JS_{p,q}$  は以下のように計算される。

注目セル  $MSA[p, q]$  を図 3.5 の \* とすると、斜め隣の各位置  $a_0, a_1, b_0, b_1$  のスコアは以下の通りである。

$$\begin{aligned}
 a_0 &= MSA[p-1, q-1] \\
 a_1 &= MSA[p+1, q+1] \\
 b_0 &= MSA[p+1, q-1] \\
 b_1 &= MSA[p-1, q+1]
 \end{aligned}
 \tag{3.4}$$

ただし、 $p, q$  が MSA の境界 ( $p = 1, M ; q = 1, N$ ) の場合、図 3.3 に示されるように、MSA の境界における斜め方向の隣接関係 (図 3.3) を考慮する必要がある。

$a_0, a_1, b_0, b_1$  それぞれの平均値を  $a, b$  とするとき ,

$$\varepsilon = \begin{cases} 1.0 - b & , a > b \text{ のとき} \\ a - 1.0 & , b > a \text{ のとき} \\ 0.0 & , a = b \text{ のとき} \end{cases} \quad (3.5)$$

として計算される  $\varepsilon$  は , どちらの斜め方向がより大きなマッチングスコアを連続して持つのかを表わす .  $\varepsilon$  を用いて候補点判断スコア  $JS_{p,q}$  を次のように計算する .

$$JS_{p,q} = \begin{cases} MSA[p, q] + a \cdot |\varepsilon| & , \varepsilon > 0 \text{ のとき} \\ MSA[p, q] + b \cdot |\varepsilon| & , \varepsilon < 0 \text{ のとき} \\ MSA[p, q] & , \varepsilon = 0 \text{ のとき} \end{cases} \quad (3.6)$$

候補点判断スコア  $JS_{p,q}$  に対して , 一対多対応のマッチングがある場合を考慮し , 以下の処理を行う .

$$\begin{aligned} & Judgement[i, j] \\ & = \begin{cases} JS_{i,j} & , \max\{JS_{i,j} \mid j = 1, \dots, N\} \\ 0 & , otherwise \end{cases} \end{aligned} \quad (3.7)$$

$$(i = 1, \dots, M)$$

つまり ,  $j$  列での  $JS_{p,q}$  の最大値以外を全て 0 にする . この処理は ,  $j$  列方向に  $3 \times 3$  のオペレータを走査させ , 列の最大値だけを残す処理である . 残った候補点判断スコア  $Judgement[i, j]$  をクラスタリングし , 領域の大きさ (斜め方向に連続する個数) が最大のもの (以下 , 最大領域と呼ぶ) を接合箇所検出の結果として出力する .

### 3.3.3 鈴江の手法における接合箇所特定の問題点

3.3.2節で説明した通り , MSA は 2 つの系列間における , 要素の組合せ全てについての類似度を格納した 2 次元配列である . 2 つの系列は各破片のセグメントを要素とする環状リストで , MSA の要素はセグメント同士のマッチングスコアである . 鈴江の手法においてマッチングスコアは , (3.2) 式に示されるように , 形状の類似度で定義されている . 図 3.6 で , セグメント組  $(p_0, q_0)$  および  $(p_1, q_1)$

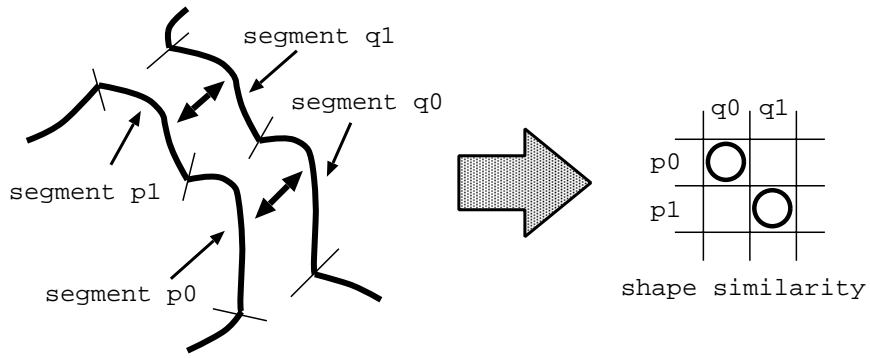
の形状の類似度が高い場合，(a) では  $(p_0, p_1)$  と  $(q_0, q_1)$  を 1 つの接合箇所として扱うことが妥当であるが，(b) ではこれらを 1 つの接合箇所候補として扱うのは不適切である．しかし，セグメント形状の類似度ではこの両者の違いは判別できない．形状の類似度のみで MSA を用いて接合箇所の特定を行った場合，出力される結果は，斜め方向の繋がりを考慮した類似度の高い部分が斜め方向にもっとも長く繋がる部分であり，隣接するセグメント同士の位置関係が考慮されていない．鈴江の手法における接合箇所特定のアルゴリズムにおいて，以下に示すような問題が考えられる．

1. (3.6) 式の候補点判断スコア  $JS_{p,q}$  がしきい値の取り方に依存する
2.  $Judgement[i, j]$  の最大領域が必ずしも正解とは限らない

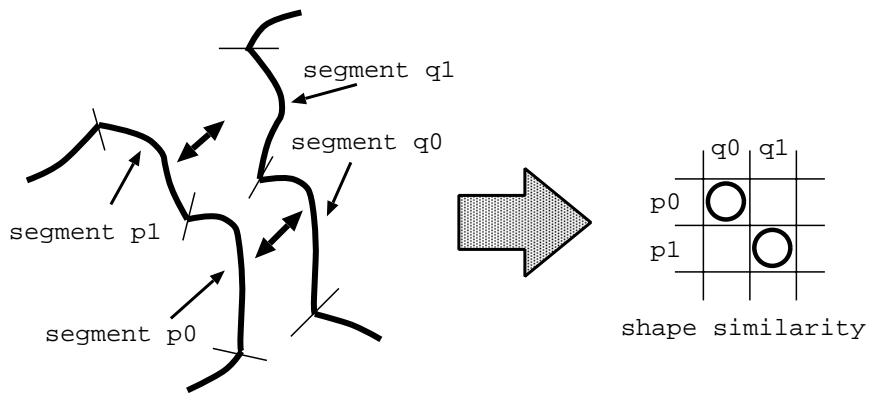
まず 1. についてだが，(3.6) 式に示される通り，候補点判断スコア  $JS_{p,q}$  を計算する際に斜め方向それぞれに隣接する要素 (図 3.5) のスコアを用いている．ある要素に対する候補点判断スコアは，その要素と斜め方向で隣接する要素のスコアに依存する．ところが，しきい値処理におけるしきい値の設定により，残る要素が変わる可能性がある．同じ破片の組合せに対してでも，しきい値処理におけるしきい値設定の違いにより，(3.5) 式および (3.6) 式における  $a, b$  の値が異なり，最終的に  $JS_{p,q}$  の値に違いが生じる可能性がある．

2. の問題は，形状の類似度を元に定義されたマッチングスコア ((3.2) 式) では隣接するセグメント同士の位置関係が反映されないことに起因している．図 3.6(b) で  $(p_0, q_0)$  および  $(p_1, q_1)$  のセグメント組がそれぞれ高い類似度を持ち，かつ (3.7) 式の処理後に残っていた場合，この部分の領域の大きさは 2 となる．しかし，正解の接合箇所が 1 組の部分輪郭組である可能性も存在する．この場合，正解の部分の領域の大きさは 1 であるが，少なくともセグメント組群  $\{(p_0, q_0), (p_1, q_1)\}$  の領域よりは小さくなり，最有力な接合箇所候補として出力されない．

本節で述べた従来手法の問題点を，実際の破片データに対する実験でも確認した．次節でその実験例を示す．



(a)  $\{(p0,q0),(p1,q1)\}$  は同一の接合箇所候補



(b) (p0,q0) と (p1,q1) は別の接合箇所候補

図 3.6 MSA と接合箇所候補 (形状類似度のみ)

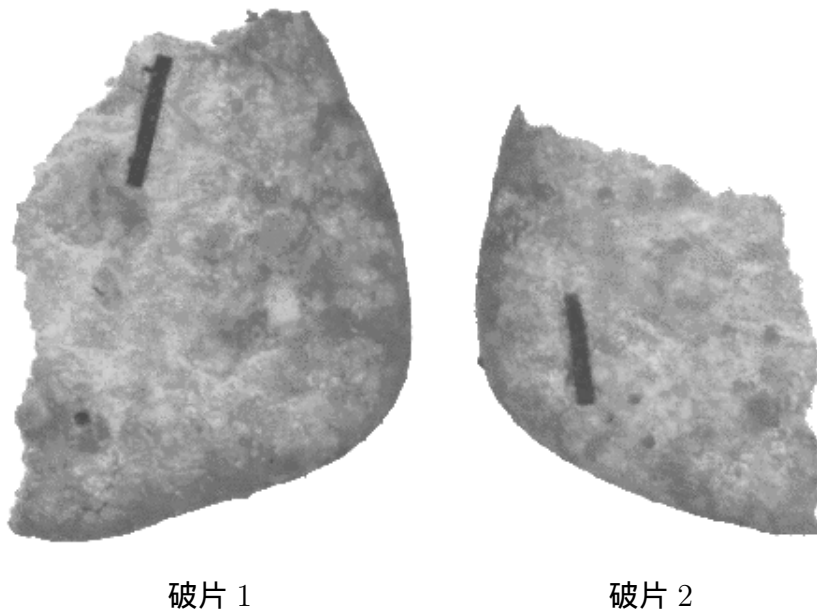


図 3.7 評価実験に使用した破片データ

### 3.3.4 問題点の検証実験

前節で述べた問題について行った検証実験について述べる。

実験に用いた破片データは図 3.7に示すものを用いた。このデータは煎餅を割ったものである。煎餅の破片を実験の対象として選んだ理由は以下の通りである。

- 平板状のものが多いため、茶碗等の実際の器の破片と比較して、2次元画像データに変換した場合の輪郭の変形が少ない。
- 土器等と同様に、粒子の塊で構成されているので、割れ方も土器と類似すると考えられる。

破片データに対して輪郭分割を行った結果は図 3.8に示されるとおりである。分割のパラメータは表 3.1(a)のとおりである。

分割されたセグメントごとに P 形フーリエ記述子を求め、従来の手法に基づ



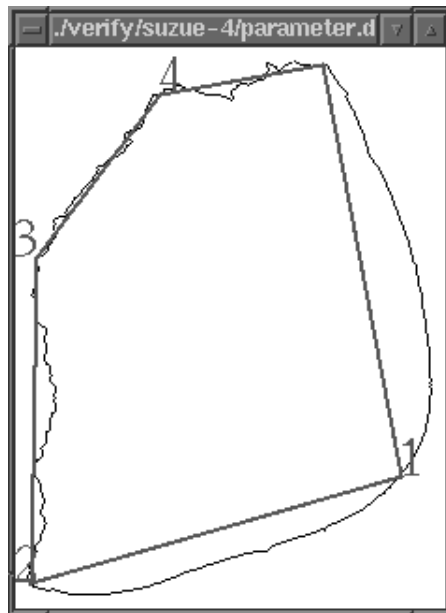
表 3.1 検証実験におけるパラメータ

(a) Rosenfeld-Johnston の特徴点検出

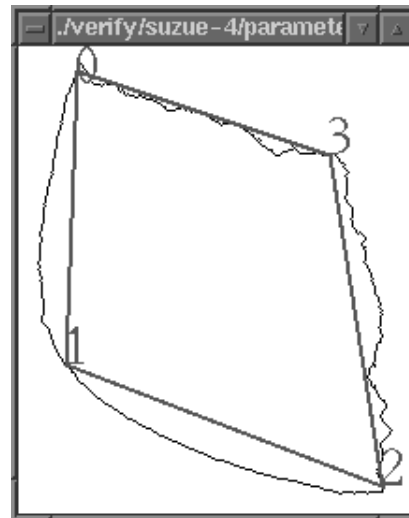
パラメータ	設定値
$l$	61
$m$	19
余弦値変化のしきい値 $\Delta C_{thresh}$	0.02

(b) セグメント照合および接合箇所の特定

パラメータ	設定値 (実験 1)	設定値 (実験 2)
等長折れ線近似のノード間隔	4	4
次数 $N$	3	3
マッチングスコアのしきい値 $S_{thresh}$	0.960	0.950



破片 1



破片 2

図 3.8 分割された破片輪郭

表 3.2 Matching Score Array(横軸:破片 1, 縦軸:破片 2)

	0	1	2	3	4
0	0.955	0.968	0.997	0.988	0.960
1	0.952	0.964	0.996	0.980	0.967
2	0.964	0.975	0.999	0.992	0.964
3	0.985	0.993	0.986	0.977	0.967

いて接合箇所の特定を行った。このとき、同じデータに対して、セグメント照合および接合箇所の特定におけるパラメータを変えて実験を行った。各実験(以下、実験1、実験2と呼ぶ)におけるパラメータ設定は表3.1(b)のとおりである。

MSAは実験1、実験2ともに表3.2に示す通りであった。実験1と実験2の違いは、マッチングスコアのしきい値  $S_{thresh}$  が0.01異なることであり、表3.3のように、しきい値処理の結果の違いが見られた。

MSAにしきい値処理を行った結果から候補点判断スコアを求め、(3.7)式の処理を行った結果は表3.4に示される通りである。

表3.4からわかるように、しきい値処理の結果の違いにより、(3.7)式の処理の結果が異なること(問題点1)がわかる。

実験1、実験2の最終結果は表3.5に示される通りである。

図3.7および図3.8からわかるように、真の接合箇所を構成するセグメントの組は(2,2)で、領域の大きさは1である。一方、実験結果として出力された、最有力な接合箇所候補は、実験1が{(3,1),(4,2),(0,3)}で領域の大きさは3、実験2が{(4,2),(0,3)}で領域の大きさは2である。表3.4において、マッチングスコアは(2,2)が最大であるにもかかわらず、領域の大きさのより大きなものが存在するために、(2,2)の組合せは最終結果としては出力されなかった。これは問題点2にほかならない。

以上の実験結果より、3.3.3節で挙げた問題点が実際の接合箇所検出において出力される結果に影響することが確認された。

表 3.3 しきい値処理後 (横軸:破片 1, 縦軸:破片 2)

実験 1					
	0	1	2	3	4
0	0.000	0.968	0.997	0.988	0.000
1	0.000	0.964	0.996	0.980	0.967
2	0.964	0.975	0.999	0.992	0.964
3	0.985	0.993	0.986	0.977	0.967

実験 2					
	0	1	2	3	4
0	0.955	0.968	0.997	0.988	0.960
1	0.952	0.964	0.996	0.980	0.967
2	0.964	0.975	0.999	0.992	0.964
3	0.985	0.993	0.986	0.977	0.967

表 3.4  $Judgement[i, j]$ (横軸:破片 1, 縦軸:破片 2)

実験 1					
	0	1	2	3	4
0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
1	0.000	0.000	0.000	1.471	0.000
2	0.000	0.000	1.029	0.000	1.466
4	1.480	1.483	0.000	0.000	0.000

実験 2					
	0	1	2	3	4
0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
1	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2	0.000	0.000	1.029	1.015	0.999
3	1.018	1.015	0.000	0.000	0.000

表 3.5 最終結果 (横軸:破片 1, 縦軸:破片 2)

実験 1					
	0	1	2	3	4
0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
1	0.000	0.000	0.000	0.980	0.000
2	0.000	0.000	0.000	0.000	0.964
3	0.985	0.000	0.000	0.000	0.000

実験 2					
	0	1	2	3	4
0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
1	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2	0.000	0.000	0.000	0.000	0.964
3	0.985	0.000	0.000	0.000	0.000

### 3.4. 回転角の類似を考慮した接合部位の特定

前節で示された問題点に基づいて改良した接合箇所検出法について述べる。

#### 3.4.1 回転角による隣接セグメントの関連性評価

3.3.3節で示した問題点は、以下の通りである。

1. 候補点判断スコア ((3.6) 式) がしきい値に依存する
2.  $Judgement[i, j]$  の最大領域が必ずしも正解とは限らない

1. の問題は、候補点判断スコアの計算 ((3.6) 式) が隣接するセグメント同士の位置関係を考慮せずに行われていることに起因している。本研究では接合箇所の特定においてセグメント同士の位置関係を考慮して接合箇所候補を作成し、各候補単位で評価を行うことでこの問題に対処する。2. の問題点についても、接合箇所候補ごとに類似度を改めて評価し、接合箇所を決定することで対処が可能であ

る．このとき，接合箇所候補の作成のために，セグメントの照合において形状の類似度のみでなく，破片輪郭上で隣接するセグメント同士の関連性についての評価を行う必要がある．本研究では，P形フーリエ記述子によるセグメント照合において，評価関数  $E(\phi)$  ((3.1) 式) の最小値  $E(\phi_{min}) = \min E(\phi)$  を求めるときに得られる回転角  $\phi_{min}$  を用いる．

3.3.2節のセグメント形状に関する説明でも述べたように，P形フーリエ記述子には回転に依存する性質があるので，(3.1) 式の評価関数  $E(\phi)$  から類似度を求める際に，類似度  $E(\phi_{min})$  に対応した回転角  $\phi_{min}$  も同時に得られる．回転角  $\phi_{min}$  は照合している元の曲線を重ね合わせるための回転移動量に相当する．

図 3.9からわかるように，(a) のように  $\{(p0, q0), (p1, q1)\}$  で 1 個の接合箇所候補となる場合，接合箇所候補を構成するセグメントの組合せそれぞれで回転角が類似するが，(b) の場合では互いに異なる値を取る．したがって，接合箇所候補の作成においてこの回転角の類似性を考慮することで，隣接するセグメント同士の位置関係を考慮した接合箇所検出を行うことが可能である．

以上より，本研究における接合箇所検出は以下の処理で行う．

1. 輪郭分割

大域的な曲線の角度による特徴点の検出 (Rosenfeld-Johnston の手法)[24]

2. セグメント記述

P形フーリエ記述子 (上坂の手法)[26]

3. 破片間セグメント照合

P形フーリエ記述子を用いた照合 (形状類似度，回転角)

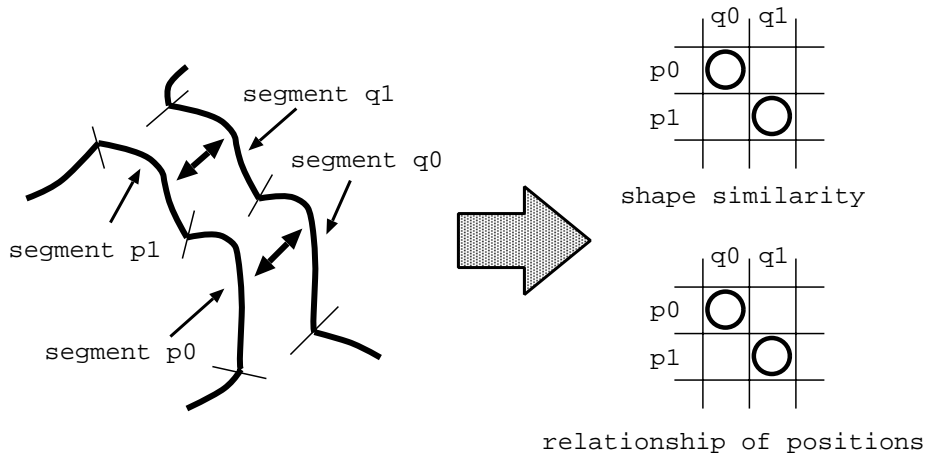
4. 接合箇所候補作成

回転角によるセグメント組の連続性の評価

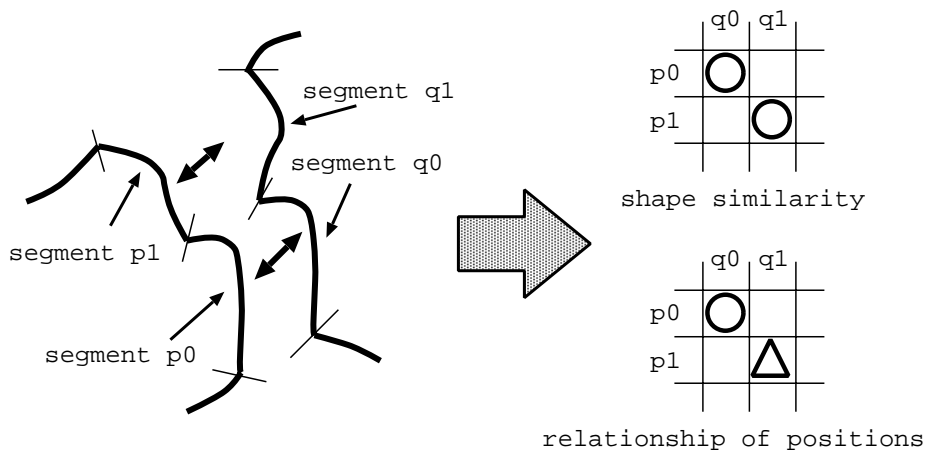
5. 接合箇所候補評価

P形フーリエ記述子を用いた照合 (形状類似度)

本手法ではセグメント照合の結果のうち，形状類似度ではなく回転角を使用している．その意味では，MSAにおけるマッチングスコアとして，形状類似度の代わりに回転角を使用していると考えられることもできる．



(a)  $\{(p_0, q_0), (p_1, q_1)\}$  は同一の接合箇所候補



(b)  $(p_0, q_0)$  と  $(p_1, q_1)$  は別の接合箇所候補

図 3.9 MSA と接合箇所候補 (形状類似度, 回転角)

### 3.4.2 輪郭分割

曲線の特徴点を検出し，輪郭分割を行う手法は従来，多数提案されている．本研究においては，必要最小限の輪郭分割を行うための方法として，3.3.2節における輪郭分割と同じく，大域的な曲線の角度を元に曲線の特徴点を検出する Rosenfeld–Johnston の手法 [24] を適用する．検出された曲線の特徴点を分割点として，破片輪郭を分割した．

### 3.4.3 セグメントの形状表現および照合

各破片の輪郭を分割することにより得られた各セグメントについて，形状を表現する特徴量を求める．特徴量としては，3.3.2節におけるセグメントの形状表現および照合と同じく，P 形フーリエ記述子を適用する．

照合においても 3.3.2節の手法と同様に，P 形フーリエ記述子の類似度評価関数  $E(\phi)$  ((3.1) 式) の最小値  $E(\phi_{min}) = \min_{\phi} \{E(\phi)\}$  を求めるが，形状の類似度  $E(\phi_{min})$  ではなく回転角  $\phi_{min}$  を保存しておく．全てのセグメントの組合せに対する照合結果から回転角をマッチングスコアとする MSA が得られる．

### 3.4.4 接合箇所候補の作成

セグメント照合の結果を用いて，接合箇所候補の作成を行う．提案手法における接合箇所候補の作成とは，1つの接合箇所を構成する可能性のある1つまたは複数のセグメントの組を検出することである．本手法では，セグメント対の各破片輪郭上での隣接性およびマッチングにおける回転角の値を基に接合箇所を作成した．本手法における接合箇所候補の作成手順は以下の通りである．

まず，照合を行った全てのセグメントの組から，まだ接合箇所候補の作成に用いられていない組を1組選択する．次に，取り出された組を起点として，各破片輪郭上で互いに隣接するセグメントの組を全て取り出し，1本の系列を作成する．MSA 上で考えると，起点となる組に対応する要素から順に斜め隣の要素を取り出して1本の系列を作成する処理に相当する．3.3.1節で述べたように，接合箇所検出においては，MSA 上の斜め方向の繋がりは配列境界を越えて存在する (図 3.3

参照)。MSA 上を斜め方向にたどり続けることで、最終的には起点となる要素に到達する。この系列は、セグメントの組を要素とする環状リストとなる。

接合箇所候補の作成では、この環状リスト上で互いに隣接する要素間における回転角の類似性を評価する必要がある。環状リストの各要素について、隣接する要素と回転角の差分を求める。この回転角の差分を元に、以下の条件を同時に満たす複数のセグメントの組を1つの接合箇所候補とする。

- 回転角の差分があるしきい値  $\Delta\phi_{thresh}$  以下である
- 互いに隣接している

隣接するどちらのセグメントの組に対しても回転角の差分がしきい値  $\Delta\phi_{thresh}$  以上の場合は、そのセグメントの組1つで接合箇所候補とする。

以上の一連の処理を、MSA 上の全て要素に対して処理を完了するまで繰り返す。以下に、処理の流れをまとめる。

1. MSA から斜め方向に連続する要素を取り出して環状リストを作成する
2. 環状リストの各要素について隣接する要素との回転角の差分を求める
3. 回転角の差分がしきい値以下で、かつ、連続する要素を接合箇所候補とする
4. MSA 上の全ての要素に対して処理が完了するまで繰り返す

#### 3.4.5 接合箇所候補の評価

前節の手法により求められた各接合箇所候補について接合箇所としての有効性を評価する。本手法では、各候補の形状の類似度を接合箇所としての有効性の尺度とする。この類似度が全候補中で最高となる候補を、破片間の接合箇所とする。

各候補の形状類似度は、候補に含まれる全てのセグメントを各輪郭上で1つのセグメントとみなしてP形フーリエ記述子を計算し、照合した際の評価関数の最小値  $E_{min}$  を用いることが考えられる。P形フーリエ記述子によるマッチングでは、曲線の長さの違いが反映されない。そこで、各破片輪郭上でのセグメント長が大幅に異なる場合にはなるべく類似度が低くなるように、P形フーリエ記述子



によるマッチングにおける評価関数の最小値  $E_{min}$  にセグメント長の比を乗じることで得られる値  $S$  を候補の類似度とした。

$$S = E_{min}^{C_{P1}, C_{P2}} \times \frac{\max\{L(C_{P1}), L(C_{P2})\}}{\min\{L(C_{P1}), L(C_{P2})\}} \quad (3.8)$$

ただし， $L(C)$  は開曲線  $C$  の長さで，本手法においては開曲線  $C$  を構成する点の個数を用いている。 $C_{P1}$  および  $C_{P2}$  は各破片輪郭における，候補に対応するセグメント曲線を， $E_{min}^{C_{P1}, C_{P2}}$  は P 形フーリエ記述子の照合から得られる，曲線  $C_{P1}$  と  $C_{P2}$  の形状の類似度である。

ここでの処理はセグメントの形状特徴記述および照合と同じであるので，必要なパラメータも同じく，等長折れ線近似におけるノード間隔，および，類似度評価関数における記述子の次数  $N$  の 2 個のパラメータである。実装においてこれらのパラメータは，セグメント照合時と同じ値を設定している。

## 3.5. 実験

3.3.4 節の検証実験と同一のデータ (図 3.7) およびパラメータ (表 3.1) に対する実験，および，土器破片画像に対する実験を行った。

### 3.5.1 検証実験との比較

3.3.3 節で，接合部位の特定に MSA しか用いなかった場合に考えられる問題点について考察し，3.3.4 節に，検証実験の結果を示した。この検証実験との比較を行うために，検証実験と同一のデータに対して，同一のパラメータを用いて提案手法を適用した。

輪郭分割については全く同じ手法を用いているので，分割結果はこちらの実験でも検証実験と同様，図 3.8 に示される結果が得られる。

セグメント照合の結果，セグメント同士の各組みについての類似度および対応する回転角はそれぞれ，表 3.6 および表 3.7 のようになった。表 3.7 をもとに，回転角差分のしきい値  $\Delta\phi_{thresh}$  を  $0.1[^\circ]$  として接合箇所候補を作成した。表 3.7 から分かるように，本実験において，複数のセグメント組で構成される接合箇所候補は得られなかった。本提案手法で最終的に検出された接合箇所は，表 3.6 で最

表 3.6 Matching Score Array(横軸:破片 1, 縦軸:破片 2)

	0	1	2	3	4
0	0.955	0.968	0.997	0.988	0.960
1	0.952	0.964	0.996	0.980	0.967
2	0.964	0.975	0.999	0.992	0.964
3	0.985	0.993	0.986	0.977	0.967

表 3.7 照合における回転角 (横軸:破片 1, 縦軸:破片 2, 単位:[°])

	0	1	2	3	4
0	62.62	171.41	-152.74	-108.11	-21.42
1	134.56	-117.20	-80.92	-37.17	49.98
2	-103.15	4.97	41.61	85.50	172.99
3	-39.74	69.19	103.95	148.25	-123.66

も類似度の高い, (2,2) の組合せであった。(2,2) の組合せは, 図 3.10の太線で示された部分で, この破片についての真の接合箇所である。

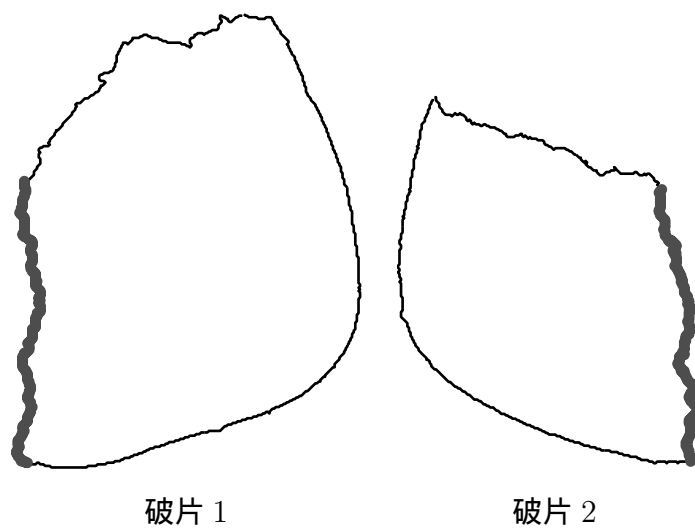


図 3.10 検証実験における接合箇所検出結果



図 3.11 土器破片の取り込み画像 1[28]

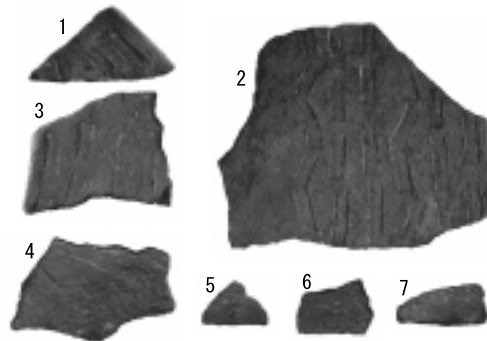


図 3.12 土器破片の画像 1 から切り出した破片画像

### 3.5.2 土器破片画像に対する適用結果

土器破片の輪郭データは、遺跡の調査報告書 [28] に掲載されていた、復元された土器の写真のスキャナで取り込み (図 3.11)、画像編集ソフトウェア (Adobe 社の Photoshop4.0J) を用いて手作業で破片ごとに切り分け、輪郭を追跡することで抽出した。各破片には、それぞれ異なった角度で無作為の回転移動を施した (図 3.12)。図 3.11 の取り込み解像度は 150dpi で、画像のサイズは 840 × 599 ピクセルである。図 3.11 から得られた図 3.12 の輪郭点数は表 3.8 に示すとおりである。この破片群から接合可能な破片を選び、提案手法を適用し、接合箇所を検出した。

表 3.8 土器破片の画像 1 における各破片の輪郭点数

破片	1	2	3	4	5	6	7
輪郭点数	615	1467	870	830	321	402	398

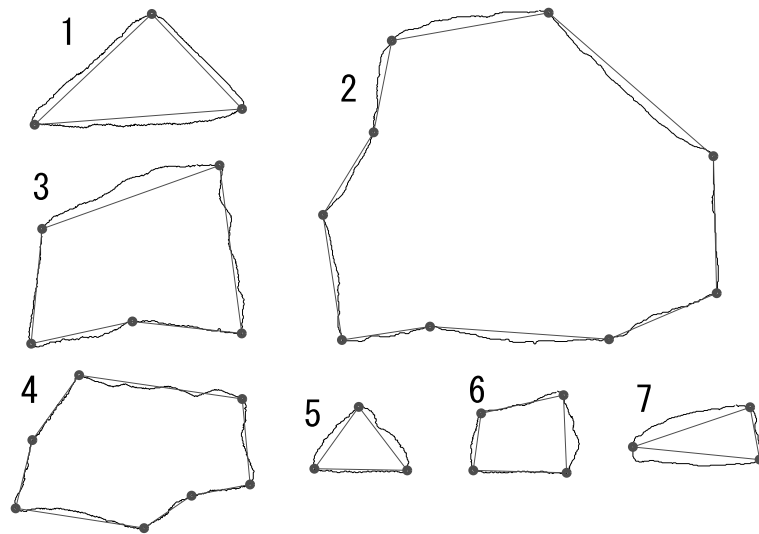


図 3.13 輪郭の分割結果

図 3.12 の輪郭を分割した結果は図 3.13 の通りである．実験に使用したパラメータを，表 3.9 に示す．接合箇所候補の評価については，セグメントの形状特徴記述および照合と同じパラメータを使用した．いずれのパラメータもヒューリスティックに求めた．図 3.12 において接合可能な破片のうち， $(1,2)$ ， $(2,3)$ ， $(2,4)$ ， $(3,4)$ ， $(4,5)$ ， $(4,7)$ ， $(5,6)$ ， $(6,7)$  の 8 組の破片データに対して提案手法を適用した．

実験の結果，破片の組のうちの  $(1,2)$ ， $(3,4)$ ， $(4,7)$ ， $(5,6)$  の 4 組について接合箇所全体が， $(2,3)$  について接合箇所の一部が，それぞれ検出された．残りの 3 組については，正しい接合箇所は検出されなかった．実験結果の一部を図 3.14 に示す．図 3.14 において，検出された接合箇所は太線で示された部分である．

接合箇所全体が検出されたもの (図 3.14(a)) については，接合箇所に対応する

表 3.9 曲線不変量を用いた接合箇所検出実験に使用したパラメータ

(a) Rosenfeld-Johnston の特徴点検出

パラメータ	設定値
$l$	45
$m$	14
余弦値変化のしきい値 $\Delta C_{thresh}$	0.02

(b) P 形フーリエ記述子によるセグメント表現および照合

パラメータ	設定値
等長折れ線近似のノード間隔	4
類似度評価における記述子の次数 $N$	10

(c) 接合箇所候補の作成

パラメータ	設定値
回転角差分のしきい値	0.1[°]

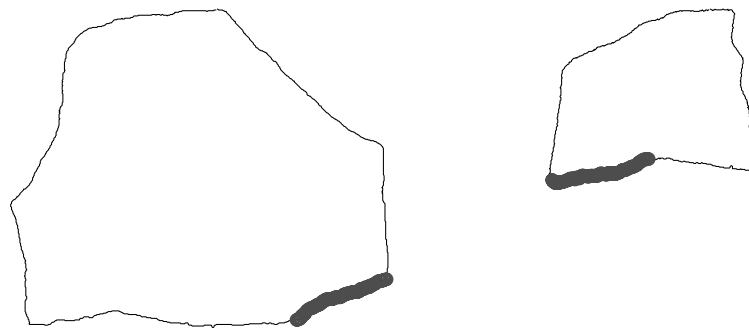
部分は各破片でほぼ同様に検出されていたが、セグメントの両端付近で多少のずれがあった。輪郭曲線の形状についても、手作業での破片の切り分けや回転等の影響があったにもかかわらず、接合箇所に対応する部分でもっとも高い類似度が検出された。

接合箇所の一部が検出されたもの (図 3.14(b)) でも、検出された部分に関しては、端の部分に多少違いが見られるものの、同様のセグメントが得られていた。このとき、本来、接合箇所であるにもかかわらず検出されなかった部分は、図 3.11、図 3.13 および 図 3.14(b) の比較からわかるように、一方が他方の一部となっている。図 3.14(b) の場合、図 3.11 からわかるように、図 3.14(a) の 2 つの破片を接合して 1 つの破片とし、改めて提案手法を適用することで、接合箇所が正しく検出できることが予想される。実際に破片の一方を 図 3.14(a) の 2 つの破片を接合したものと置き換えて提案手法を適用したところ、今度は、接合部位が正しく検出された (図 3.15)。

接合箇所が正しく検出されなかったもの (図 3.14(c)) においては、どの組につ



(a) 接合箇所全体を検出

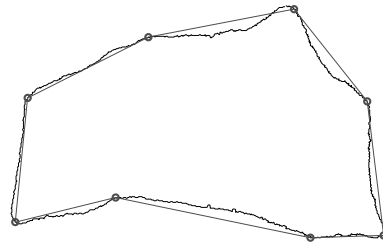


(b) 接合箇所の一部を検出

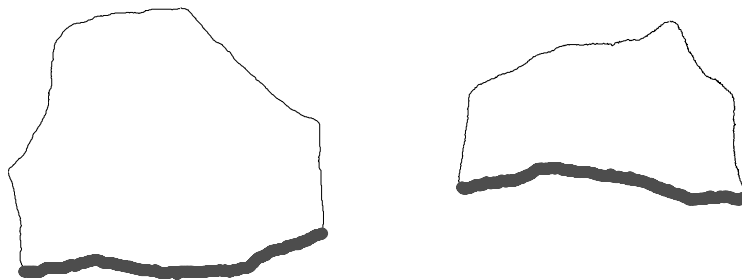


(c) 接合箇所検出に失敗

図 3.14 土器破片画像からの接合箇所検出結果 1



(a) 輪郭の分割結果



(b) 接合箇所の検出結果

図 3.15 土器破片画像からの接合箇所検出結果 2

いても，正しい接合箇所に対応するセグメントが，破片間で全く異なる形に分割されていた．

また，図 3.15の結果に示されるように，接合箇所が複数のセグメントに分割されている場合でも，本提案手法により接合箇所全体が検出されていた．

## 3.6. 考察

### 3.6.1 実験結果に関する考察

まず，3.5.1節の実験結果について述べる．この実験は，特定の対象に依存しない接合箇所検出法として鈴江により提案された手法 [11] に対して 3.3.3節で指摘した問題が解消されていることを確認するために行った．鈴江の手法に対する 3.3.4節の検証実験において 3.3.3節で指摘した問題点が現れた対象 (図 3.7参照) に対



して、形状類似度に対するしきい値処理を行うことなく、真の接合箇所を検出することに成功した。実験結果から、本提案手法により 3.3.3 節で指摘した問題が解消されていることが確認された。したがって、セグメント照合における回転角が、接合箇所検出において、隣接するセグメントの組合せとの位置関係、すなわち、接合箇所としての関連性の評価に有効であるといえる。

次に、3.5.2 節の実験結果について述べる。実験結果において、接合箇所検出に成功した実験例では接合箇所に対応する部分が各破片でほぼ同様なセグメントとして得られていた。一方、接合箇所検出に失敗している実験例では、いずれも、接合箇所に対応するセグメントが各破片で異なる形で表現されている。本章で提案した手法においては、輪郭分割の結果が、接合箇所検出の成否に深く関与していることがわかる。

接合箇所に対応する箇所が複数のセグメントに分割される場合も想定される。実験結果より、本提案手法では、接合箇所に対応する部分が各破片でほぼ同様なセグメントとして得られていれば、そのような接合箇所も検出可能であることが確認された (図 3.15)。

提案手法で接合箇所として検出されたセグメントは、いずれも、その破片の組合せにおいては形状の類似しているセグメントであった。この結果から、特定の形状に依存しない接合箇所検出において、セグメントの形状特徴表現および照合においては、曲線不変量の適用が有効であることが確認された。

### 3.6.2 計算量に関する考察

提案手法の計算量について述べる。提案手法は、輪郭分割、セグメント記述、破片間セグメント照合、接合箇所候補作成、接合箇所候補評価の 5 段階の処理で接合箇所検出を行っている。輪郭分割およびセグメント記述については、いずれも実装の際に適用する手法に完全に依存するので、ここでは議論しない。破片間セグメント照合については、破片間でのセグメント同士の全ての組合せについて照合を行っているため、各破片がそれぞれ、 $m$  個と  $n$  個のセグメントに分割されている場合、セグメントの照合は  $m \times n$  回行われる。したがって、破片間セグメント照合における、セグメント数  $m$  および  $n$  に対する計算量は  $\Theta(mn)$  となる。接合箇所候補作成においては、破片間のセグメント同士の全ての組合せについて

照合結果の比較を行う。したがって、計算量は  $\Theta(mn)$  となる。最後に、接合箇所候補の評価であるが、各接合箇所候補についてセグメント記述と照合を行う。したがって、候補数を  $N$  とすると計算量は  $\Theta(N)$  となる。候補の個数の最大値は、セグメント同士の全て組合が互いに独立な場合で  $mn$  個である。セグメントの個数  $m, n$  に関する接合箇所候補評価の計算量は  $O(mn)$  である。以上をまとめると、提案手法における、破片輪郭のセグメント数に対する計算量は  $O(mn)$  である。

## 3.7. まとめ

本章では、出土遺物の復元自動化のための破片間の接合箇所検出として、局所的な位置関係を考慮した曲線不変量による接合箇所検出手法について議論した。遺物復元の自動化を考慮した接合箇所検出手法としては、曲線不変量および MatchingScore Array (MSA) を用いる手法が鈴江により提案されているが、本章ではその問題点を指摘し、局所的な位置関係を考慮して接合箇所を検出する手法を提案した。

実験結果より、接合箇所検出における隣接するセグメント組の関連性の評価に対して、回転角のような、照合における相対的な移動量の使用が有効であることが確認された。さまざまな土器破片画像に対して本提案手法を適用した結果、破片間の接合箇所に対応する箇所が各破片に対する輪郭分割においてほぼ同様のセグメントとして得られていれば、本提案手法により真の接合箇所が検出されることが確認された。接合箇所に対応するセグメントが1つでも複数でも、輪郭分割の結果が同様であれば、接合箇所が正しく検出されることが確認された。本提案手法で検出された接合箇所破片の接合を行い、接合後の破片に対してさらに別の破片との接合箇所検出を起こった結果、元の破片群からは検出されなかった接合箇所が検出された。

以上の結果より、遺物破片間の接合箇所検出においては、形状表現として曲線不変量のような形状不変量の適用が有効であることが示された。また、提案手法による接合箇所検出と、検出結果に基づく破片接合を交互に繰り返すことにより、遺物復元が可能であることが示された。

しかし、接合箇所に対応するセグメントが各破片で異なる場合には接合箇所が

検出されなかった．原因としては，形状不変量はそれ自身では部分的な形状の表現が不可能であることが考えられる．形状不変量を用いた接合箇所検出においては，各破片において接合箇所が同様に表現されることが望ましい．この問題に対処する方法として，破片輪郭の分割位置を柔軟に設定できるような輪郭の分割方法，もしくは，セグメントによる破片輪郭の表現に複数のバリエーションを持たせる方法が考えられる．本論文では後者の方法を採用する．これについては次の第4章で詳しく議論する．

実験では2次元の破片輪郭を対象としているものの，接合箇所検出の戦略自体は，図3.1に示されるような3次元閉曲線として表現可能な破片輪郭に対しては適用できる．逆に言えば，打製石器や複雑な構造をした土器・埴輪などの図3.1で表現できない遺物破片に対しては本提案手法は適切ではない．遺物破片の表現モデルについて，さらに詳しく研究を行う必要がある．次の第4章ではこの問題についても考慮する．

本章で提案した手法はあくまで接合可能な破片対から接合箇所を検出するための手法であり，実際の遺物復元に適用するには，まず，破片群から接合可能な破片対を検出する必要がある．接合可能な破片対の検出については，実際の遺物復元においては，

- 破片輪郭の大まかな形
- 破片表面の模様
- 破損する以前における破片の推定位置

などの情報が用いられる．遺物復元の自動化においては，本提案手法とは別にこれらの問題を解決する必要がある．



## 第4章

# 階層型輪郭表現を用いた接合箇所 検出

### 4.1. はじめに

第3章の議論より，接合箇所検出における局所的な形状照合において，各セグメントを形状不変量で表現することが有効であることが確認された．形状不変量を用いて部分的な形状パターンを表現するには破片輪郭を分割する必要があるが，あらゆる破片輪郭について最適な分割位置を一意に得ることは困難である．この問題に対処する方法として，以下の2つのアプローチが考えられる．

- セグメントの照合結果を元に輪郭を再分割する
- 分割結果をあらかじめ複数用意し，必要に応じて選択する

輪郭を再分割する方法では，セグメントの照合結果から次の輪郭分割の戦略を立てる必要があるので，輪郭分割の戦略とセグメントの照合結果との関連が定式化されている必要がある．輪郭の再分割における分割手法のパラメータ調整のために，パラメータ変化と分割位置の変動との関連についての定式化も必要である．

一方，輪郭分割の結果をあらかじめ複数用意しておく方法では，輪郭の分割位置のバリエーションが既知であるので，前述の輪郭を再分割する方法と比較して照合結果に基づく分割位置の変更が容易であると考えられる．用意する分割結果の個数が増加する程に表現のバリエーションも増加するが，同時に保存に必要な記憶容量も増加するため，照合の効率が低下する．この手法の実現方法の一つとして多重解像度画像を用いる手法が考えられるが，あらゆる解像度において輪郭

分割の結果を比較・評価するための指標が必要となる。また、各画像において輪郭分割を行うので、輪郭分割のパラメータ設定は問題として残る。

また、第3章の手法では、接合箇所検出の対象として図3.1のモデルで表現可能な遺物破片を想定しており、このモデルが適用できない破片に対してはそのまま手法を適用することはできない。

本章では、破片輪郭の分割手法の観点からこれらの問題を考察し、接合箇所検出のための破片輪郭分割および破片輪郭表現モデルについて議論する[1]。本章の破片輪郭表現モデルは階層構造を有するモデルであるが、多重解像度の手法のように各解像度ごとに階層を構成するのではなく、木構造のように、各ノードごとに階層関係が設定されるような階層モデルである。また、破片輪郭全体を局所的な特徴の集合として表現できるように、ノード間の隣接関係も考慮している。さらに、この破片輪郭表現モデルによる破片間の接合箇所検出手法について議論する。[1][2][8][9]。

### 4.2. 階層構造を持つ破片輪郭表現

本節ではまず、遺物復元における接合箇所検出を考慮した破片輪郭の分割法について議論する。次に、接合箇所検出を考慮した破片輪郭表現モデルとして階層グラフモデルについて述べる。本節では階層グラフの2次元輪郭に対する適用についても述べる。

#### 4.2.1 接合箇所検出を考慮した破片輪郭分割

遺物復元において、入力されるデータは遺物破片のデータである。第3章でも述べたとおり、パターン認識を行う目的が破片輪郭における形状の類似箇所の検出であるので、照合に用いるパターンは破片輪郭の部分的な形状データとなる。破片輪郭データから部分的な形状パターンを得るには、破片輪郭をいくつかの小領域(セグメント)に分割する必要がある。このセグメントが類似箇所検出における照合の単位となる。

VRを用いた遺物復元システム[12][14]においては、CG技術で破片輪郭を表現する関係上、遺物破片の輪郭形状の表現モデルとして、破片表面の曲面を三角形

の集合で表現するポリゴンモデルが用いられる。ポリゴンモデルで破片輪郭を表現することは破片輪郭形状を三角形のセグメントで細かく分割して表現していることに等しい。ポリゴンモデルによる輪郭形状の表現では、あくまでCGによる表現が第一に考えてセグメントを細かく分割している。パターン認識の観点から考えた場合、破片輪郭を表現する部分的な形状パターンの個数が増大し、照合を行うパターンの組み合わせ数が膨大なものになる。さらに、パターンの大きさが小さくなるほど形状パターンの特徴表現のバリエーションが少なくなり、誤認識が起こりやすくなる。逆に輪郭の分割が大雑把過ぎると、真の接合箇所とそれに対応するセグメントとの間のずれが生じやすくなることが懸念される。輪郭分割のずれが接合箇所検出に大きく影響することは、第3章の実験結果で確認したとおりである。破片輪郭間の類似箇所検出において、破片輪郭データの分割の細かさを適切に設定することが重要となる。基本的に破片輪郭データの分割では、何らかの特徴量を用いて輪郭表面における特徴分布を調べ、重要であると判断される位置を、輪郭の分割位置としている。輪郭分割の実現方法については2種類のアプローチが考えられる。

1つは、輪郭表面における特徴分布から一度の処理で分割位置を求める方法である。第3章でのアプローチはこちらにあたる。こちらのアプローチにおいて輪郭分割の細かさは、特徴分布における特徴量計算や重要性判定のパラメータにより決定される。しかし、破片同士の接合箇所がどのようなセグメントになるかは、実際に破片同士が接合されるまでは不明であり、輪郭分割の結果について評価し、分割のパラメータを調整することで最適な分割位置を得ることは不可能である。第3章の実装では、輪郭分割のパラメータはヒューリスティックに求めている。全体として最適なパラメータをヒューリスティックに求める場合、分割結果を見ては分割のパラメータを調整するという作業の繰り返しが必要であり、大量の遺物破片を対象とするにはあまりに非効率的である。

もう1つのアプローチは、特徴分布の計算と重要性の判定を繰り返し行う方法である。このアプローチには2通りの実現方法がある。1つは、破片輪郭をあらかじめ細かく分割しておいてからセグメントの統合を繰り返し行う方法である。もう1つは、逆に、あらかじめ大雑把に分割してからセグメントをさらに分割していくことで、徐々に細かくしていく方法である。こちらのアプローチの場合、

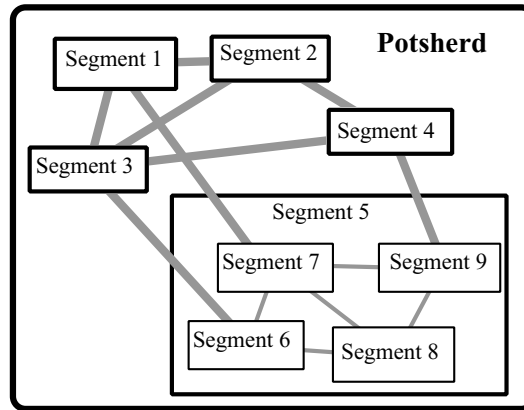


図 4.1 グラフモデルによる破片輪郭の表現

セグメントの特徴 (ID, 形状パターン等)
隣接セグメント 1 (ID, 相対的位置関係)
⋮
隣接セグメント $n$ (ID, 相対的位置関係)

図 4.2 グラフモデルにおいて各ノードが持つ情報

分割の細かさは、セグメントの統合もしくは分割処理の終了条件によって決まる。繰り返し処理の中間結果をすべて保存しておくことにより、様々な細かさでの分割結果を必要に応じて容易に得ることができる。

本研究では、後者のアプローチ、すなわち、破片輪郭データをあらかじめ階層的に分割し、結果を保存しておく方法を採用する。

#### 4.2.2 階層グラフモデル

次に、破片輪郭を分割した結果をコンピュータ上で表現するためのモデルについて述べる。CG 技術におけるポリゴンモデルのように、コンピュータ上で物体



輪郭はセグメントを並べて繋ぎ合わせた形で表現される。各セグメントが持つ情報は、隣接するセグメントとその相対的な位置関係である。この関係は、図 4.1 のように各セグメントをノードとするグラフモデルにより表現できる。各ノードは図 4.2 に示される情報を持つ。

4.2.1 節の最後で述べたように、本研究では輪郭分割を階層的に行う。階層的な輪郭分割により、たとえば図 4.1 で、Segment 5 はさらに細かい Segment 6 ~ Segment 9 でも表現される。各セグメントについては、隣接するセグメントとの相対的な位置関係以外に、階層的な輪郭分割における 1 つ上と 1 つ下のセグメントとの相対的な位置関係を情報として与えることができる。この関係を模式図で表現すると、図 4.3 のようになる。ただし、図中で実線は階層関係を、破線は隣接関係を、それぞれ表している。図 4.3 からわかるように、このモデルは図 4.1 のグラフモデルを階層化したモデル、すなわち階層グラフモデルである。階層グラフモデルで各ノードが持つ情報は、

- セグメントの特徴 (ID, 形状パターン等)
- 上位セグメントの ID
- 下位セグメントの ID および相対的な位置関係
- 隣接セグメントの ID および相対的な位置関係

となる (図 4.4 参照)。

### 4.2.3 階層グラフモデルの 2 次元輪郭への適用

遺跡から出土する遺物は通常、3 次元形状を有している。コンピュータ上で 3 次元形状を扱う場合、2 次元形状を扱う場合と比べてデータ量が大きくなり、処理も複雑になる。平たい皿のような平板状の遺物の復元に対しては、2 次元輪郭における接合箇所検出でも有効である。ここでは階層グラフモデルの 2 次元輪郭への適用について述べる。

遺物破片の 2 次元輪郭の形状は閉じた曲線として表現されるので、輪郭の分割位置は曲線上の特徴点で与えられる。各セグメントは 2 次元の開曲線であり、両端点においてそれぞれ 1 個のセグメントと隣接する。模式図で示すと、図 4.5 の

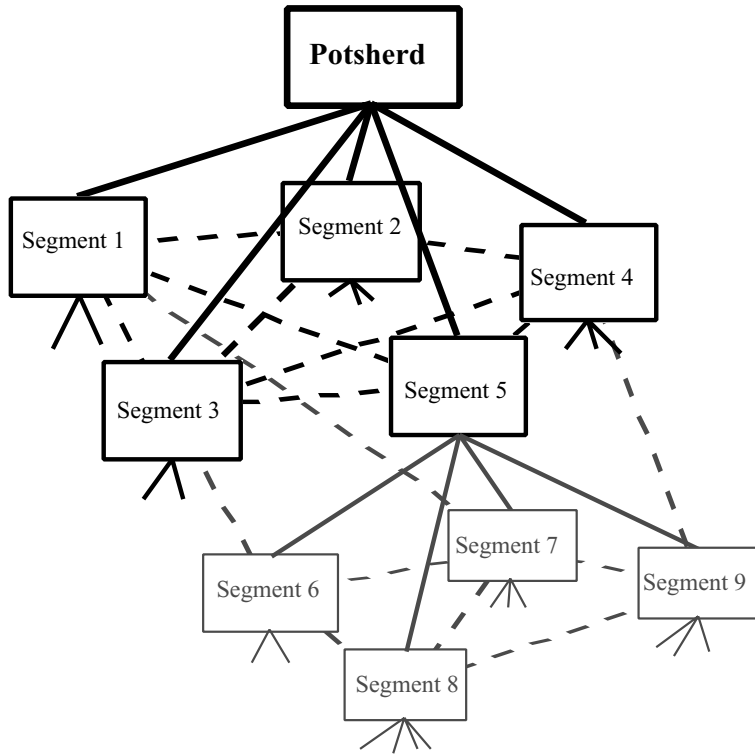


図 4.3 階層グラフモデルによる破片輪郭の表現

セグメントの特徴 (ID, 形状パターン等)
上位セグメント (ID)
下位セグメント 1 (ID, 相対的位置関係)
⋮
下位セグメント $m$ (ID, 相対的位置関係)
隣接セグメント 1 (ID, 相対的位置関係)
⋮
隣接セグメント $n$ (ID, 相対的位置関係)

図 4.4 階層グラフモデルにおいて各ノードが持つ情報

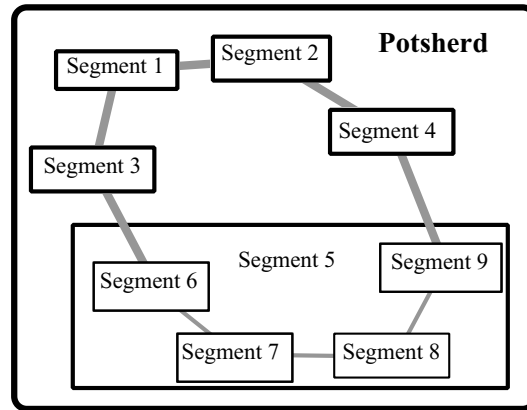


図 4.5 環状リストモデルによる 2 次元破片輪郭の表現

セグメントの特徴 (ID, 形状パターン等)
隣接セグメント 1 (ID, 相対的位置関係)
隣接セグメント 2 (ID, 相対的位置関係)

図 4.6 環状リストモデルにおいて各ノードが持つ情報

ように各セグメントをノードとする環状リストモデルとなる。環状リストモデルにおいて、各ノードは図 4.6 に示される情報を持つ。第 3 章の手法では破片輪郭を環状リストで表現していると考えられる。

図 4.5 のように階層的な輪郭分割の結果において Segment 6 ~ Segment 9 が Segment 5 の下位セグメントであるすると、階層グラフモデルは図 4.7 のようになる。図 4.3 と同様に、実線は階層関係を、破線は隣接関係を、それぞれ表している。グラフモデルに対する階層グラフモデルのように、図 4.7 のモデルは図 4.5 の環状リストモデルを階層化したモデル、すなわち、階層環状リストモデルといえる。階層環状リストモデルで各ノードが持つ情報は

- セグメントの特徴 (ID, 形状パターン等)

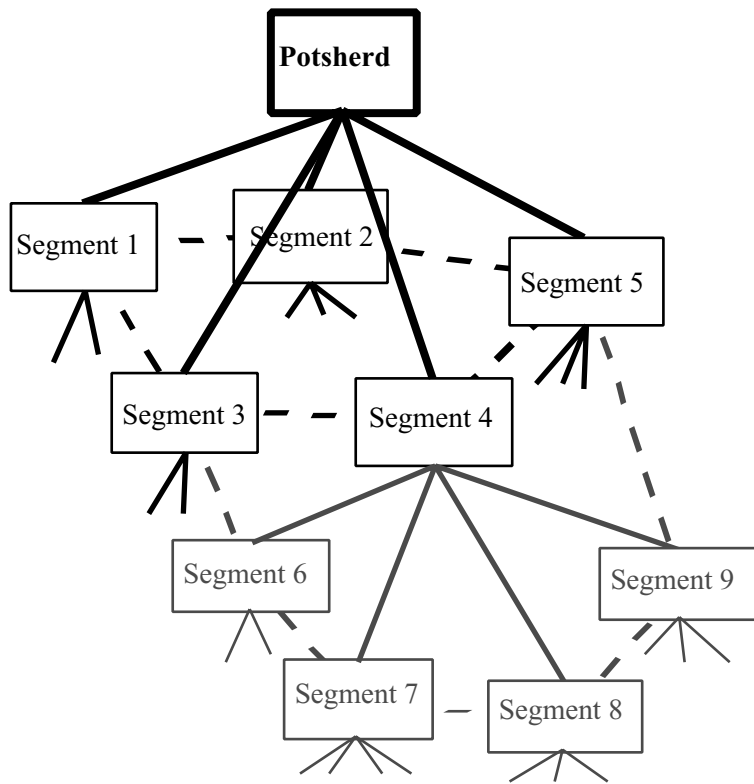


図 4.7 階層環状リストによる 2 次元破片輪郭の表現

セグメントの特徴 (ID, 形状パターン等)
上位セグメント (ID)
下位セグメント 1 (ID, 相対的位置関係)
⋮
下位セグメント $m$ (ID, 相対的位置関係)
隣接セグメント 1 (ID, 相対的位置関係)
隣接セグメント 2 (ID, 相対的位置関係)

図 4.8 階層環状リストモデルにおいて各ノードが持つ情報

- 上位セグメントの ID
- 下位セグメントの ID および相対的位置関係
- 隣接セグメントの ID および相対的位置関係

であり、

- 隣接セグメントが 2 個
- セグメント特徴が 2 次元
- 相対的位置関係が 2 次元

等の破片データの次元による違いを除けば、階層グラフの場合と同じである (図 4.8 参照)。

### 4.3. 階層グラフモデルを用いた接合箇所検出

次に階層グラフモデルに対する接合箇所検出について議論する。第 3 章の手法は環状リストで表現された破片輪郭に対する手法であり、階層グラフモデルに対しては適用できない。

パターン認識は基本的に、基準パターンと対象パターンの照合と類似性の評価とで実現される。破片輪郭の類似箇所検出では基準パターンも対象パターンも遺物破片輪郭の部分的形状パターンであり、基準パターンを一意に決定するのは困難である。本章の接合箇所検出法ではまず基準となる破片 (基準破片) を任意に選択し、基準破片に対して接合相手を見つけるアプローチを採用した。作業の流れは概ね以下のようなになる。

1. 基準破片から基準パターンを選択する
2. 基準パターンに対して類似箇所を検出する
3. 検出された類似箇所が接合箇所候補として適切であるかを検証する
4. 接合箇所候補が検出できなければ、最初に戻る

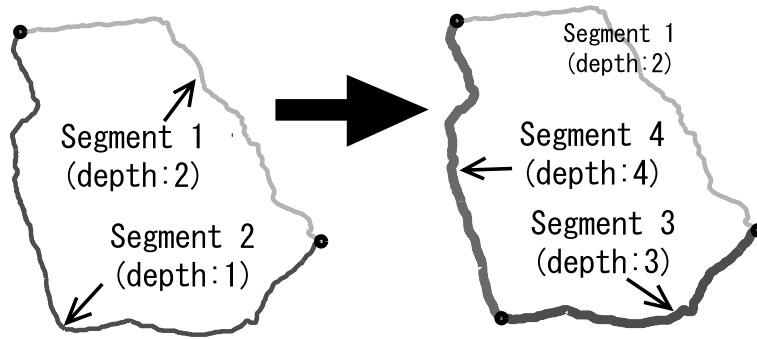


図 4.9 基準セグメント選択の順序

### 4.3.1 基準破片からの基準パターンの選択

階層グラフ (階層環状リスト) で破片輪郭を表現した場合, すべてのセグメントに対して形状特徴の照合を行うことはあまり現実的ではない. 本研究では, 階層グラフ (階層環状リスト) の上位のセグメントから順に基準パターンを選択する方法を採用した. 基準パターン選択の順序は以下に示すとおりである.

1. 階層グラフ (階層環状リスト) の最も浅いノードからグラフ (環状リスト) を作成する
2. グラフ (環状リスト) 中で選択されていないノードから基準パターンを選択する
3. グラフ (環状リスト) の全ノードが選択された場合, 最も浅いノードを下位ノードで置換する

階層環状リストを対象とした場合, 基準パターン選択の順序は, 例えば図 4.9 のようになる.

最初に階層環状リストの最も浅いノードから環状リスト (図 4.9 左) を作成する. この環状リストから基準パターンを選択し, 接合箇所検出を行う. 環状リスト中のいずれのノードについても接合箇所が検出されなければ, 最も浅いノードを下位ノードで置き換える. 図 4.9 の場合は Segment 2 のノードが最も浅いので, 下位ノードに置き換える (図 4.9 右). その結果, Segment 1, Segment 3, Segment

4の3つのノードからなる環状リストが得られる。Segment 1についてはすでに接合箇所検出を行っているので、残り2つのノードから基準パターンを選択する。この一連の処理を、接合箇所が検出されるまで繰り返す。

階層グラフ(階層環状リスト)において、直接上下関係のあるセグメント間では上位セグメントは下位のセグメントより必ず大きい。本章における接合箇所検出では基準パターンに対して接合箇所が検出された時点で処理を終了させるようにしており、基準破片の階層グラフ(階層環状リスト)において最も上位の類似箇所が、接合箇所として検出される。パターン認識では照合を行うパターンが小さくなるほど特徴表現のバリエーションが少なくなるので、提案手法のようになるべく上位のセグメントから順に接合箇所検出を行う方が望ましい。

#### 4.3.2 基準パターンに対する類似箇所検出

選択した基準パターンに対して、他方の破片輪郭の階層グラフ(階層環状リスト)から類似するセグメントを検出する。このとき、セグメント同士が“類似している”と判定するための条件、すなわち類似判定条件が問題となる。本章では、

- セグメントの大きさが類似していること
- 形状特徴が類似していること

の2つの条件を類似判定条件としており、類似箇所検出はセグメントの大きさの類似性判定、および、形状特徴の類似性判定により実現される。

##### 大きさの類似性判定

階層グラフ(階層環状リスト)では上位のセグメントは下位のセグメントより必ず大きい。この関係は基準パターンに対する大きさの比率(サイズ比)についても成立する。基準パターンに対して大きさの類似するセグメントは、各セグメントについての大きさの類似性判定を再帰的に繰り返すことで検出できる。あるセグメント(対象セグメント)に対する大きさの類似性判定の手順を以下に示す。

1. 対象セグメントについてのサイズ比(上位サイズ比)を求める

2. 対象セグメントに対する下位セグメントそれぞれについてサイズ比 (下位サイズ比) を求める
3. 上位サイズ比と下位サイズ比の関係に基づいて大きさの類似性を判定する
  - 下位サイズ比が 1 より大きい場合, 下位セグメントを次の対象セグメントとして大きさの類似性判定を繰り返す
  - 下位サイズ比が 1 に等しい下位セグメントについては, 下位セグメントを大きさの類似するセグメントと判定する
  - 下位サイズ比が 1 より小さい場合は, 上位サイズ比と比較し, 1 に近い方のセグメントを大きさの類似するセグメントと判定する

セグメントのサイズとしては, 例えば 2 次元輪郭に対してはセグメントの曲線の長さが考えられる.

### 形状特徴の類似性判定

セグメントの大きさの場合と異なり, セグメントの形状特徴については階層グラフモデルにおける上下の関係を持たないため, 4.3.2節に示した処理の流れを適用することはできない. また, セグメントが小さくなるほど形状の特徴を判別することが困難になる. 本研究では, 4.3.2節の方法によって基準パターンと大きさが類似していると判定された各セグメントについて基準パターンと形状特徴の照合を行い, 最も形状特徴が類似しているセグメントを基準パターンに対する類似箇所, すなわち, 基準パターンに対する接合箇所候補とする. セグメントの形状特徴の表現および照合に関しては, 第3章で示したように曲線不変量のような形状不変量などを適用する.

### 4.3.3 接合箇所候補の検証

4.3.2節の方法で検出された類似箇所は, あくまで基準パターンに対してある程度大きさが類似するセグメントのうち, 形状特徴が最も類似するセグメントにすぎない. 接合箇所は破片間で形状がほぼ一致する箇所であるので, 4.3.2節の方法



で検出された類似箇所は必ずしも接合箇所であるとは限らない．検出された接合箇所候補について検証を行い，接合箇所である可能性を評価する必要がある．

互いに接合可能な 2 つの破片をそれぞれ破片 A および破片 B とする．破片 A と破片 B の接合箇所は，破片 A を基準破片とした場合の破片 B における類似箇所であり，かつ，破片 B を基準破片とした場合の破片 A における類似箇所である．この性質から，類似箇所検出で検出された類似セグメントを逆に基準パターンとして類似箇所検出を行い，その結果検出されたセグメントが元の基準パターンと一致するかどうかを判定することで接合箇所候補の評価を行うことが考えられる．本研究では接合箇所候補の検証を以下の手順で行う．

1. 接合箇所候補を基準パターンとして 4.3.2 節の類似箇所検出を行う
2. 検出された類似箇所と元の基準パターンを比較する
  - 一致すれば，接合箇所候補を接合箇所として出力する
  - 一致しなければ，基準パターンに対して接合箇所は存在しないと判定する

ただし，接合箇所検出の段階が初期に近い程，すなわち，基準セグメントが大きい程，大きさ類似セグメントの個数は少ないので，接合箇所検出の初期段階において，目視では明らかに異なる形状のセグメントが接合箇所として検出される可能性がある．この場合，セグメント間の類似度は絶対的にあまり高くない．このような候補の排除には，類似度に関するしきい値処理がとえられる．しきい値としては，大雑把に見ても形状が異なるようなセグメントの組合せが判別できる程度の値で十分であり，しきい値を厳密に設定する必要はない．

## 4.4. 実験

本章では，階層グラフモデルによる遺物破片の輪郭表現，および，階層グラフを用いた接合箇所検出法について行った実験について述べる．実験対象は第 3 章と同様に，土器破片の画像から抽出した 2 次元輪郭曲線とした．対象が土器破片の 2 次元輪郭であるので，破片輪郭の表現には階層グラフモデルを 2 次元輪郭に適用した階層環状リストモデルを使用した．

### 4.4.1 階層環状リストモデルによる破片輪郭の表現

破片輪郭データから階層環状リストを得るためには、破片輪郭を階層的に分割する必要がある。本研究では、曲線上の特徴点(分割点)を重要度が最低のものから順に削減していくことでデジタル曲線における特徴点を階層的に検出する手法である、Zhu-Chirlianの手法[25]を適用した。Zhu-Chirlianの手法については付録A.2で説明する。

Zhu-Chirlianの手法の終了条件については、従来、重要度の最低値に対して設定されたしきい値により判定している。本実験における輪郭分割では破片輪郭に対する階層環状リストを求めることが目的であり、輪郭分割の繰り返し処理において全ての中間結果を保存するので、処理の続行が不可能となるまで処理を繰り返している。具体的には、Zhu-Chirlianの手法において重要度の計算ができなくなるまで、すなわち、特徴点の残りが2点となるまで処理を行う。

土器破片輪郭をZhu-Chirlianの手法で分割し、階層環状リストで表現した結果の一例を図4.10に示す。分割のパラメータである折れ線近似におけるノード間隔は4点とした。セグメントの形状パターンとしてはセグメント曲線を構成する点列の座標値を用いた。

図4.10において、中心が元の破片データで画像サイズは $538 \times 499$ ピクセル、輪郭曲線を構成する点の個数(輪郭点数)は1527点である。破片データの周囲の太線が階層的な輪郭分割の結果である。黒丸は輪郭の分割点を、細線で囲まれている部分は階層環状リストにおける各階層を、点線はセグメント同士の異なる階層間での隣接関係を、それぞれ表している。中心の2つのセグメントを最も上の階層としてセグメントが徐々に細かく分割されていく様子が見える。

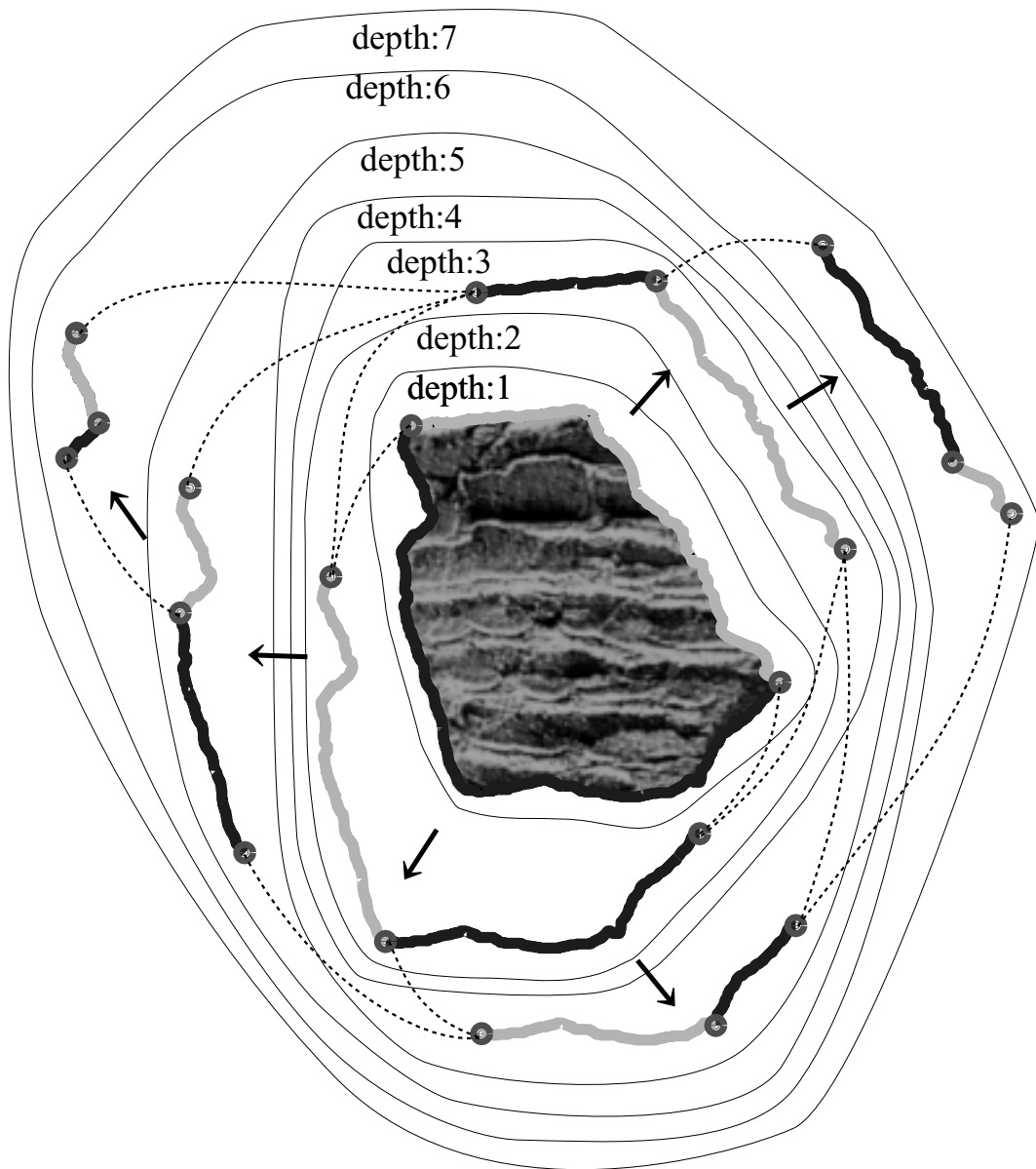


図 4.10 階層環状リストによる破片輪郭の表現例

表 4.1 階層環状リストに対する接合箇所検出実験で適用したパラメータ

(a) Zhu-Chirlian の特徴点検出

パラメータ	設定値
折れ線近似のノード間隔	4

(b) P 形フーリエ記述子によるセグメント表現および照合

パラメータ	設定値
等長折れ線近似のノード間隔	4
類似度評価における記述子の次数 $N$	4

#### 4.4.2 階層環状リストを用いた接合箇所検出

本章で提案した接合箇所検出法を実装し，階層環状リストに適用する実験を行った．接合箇所検出手法を実装するにあたり，以下の定義を行う必要がある．

- セグメントの大きさ
- セグメントの形状特徴の表現法および類似度

セグメントの大きさについてはセグメントの曲線に対する近似折れ線の全長を用いた．必要なパラメータは，曲線の折れ線近似における輪郭点のサンプリング間隔である．

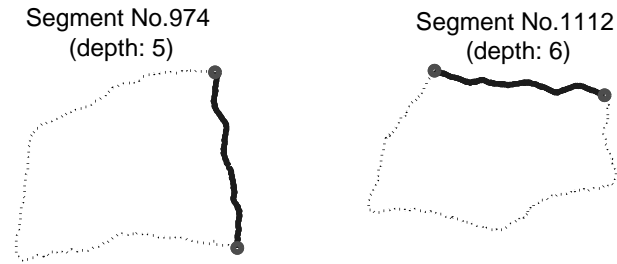
セグメントの形状特徴の表現には，3.4.3節でも使用した P 形フーリエ記述子を用いた．必要なパラメータは曲率計算のための折れ線近似における輪郭点のサンプリング間隔で，セグメントの大きさを求めるときと同じ値を用いた．

セグメントの形状特徴の類似度についても 3.4.3節と同様，P 形フーリエ記述子に対して定義された類似度を用いた．

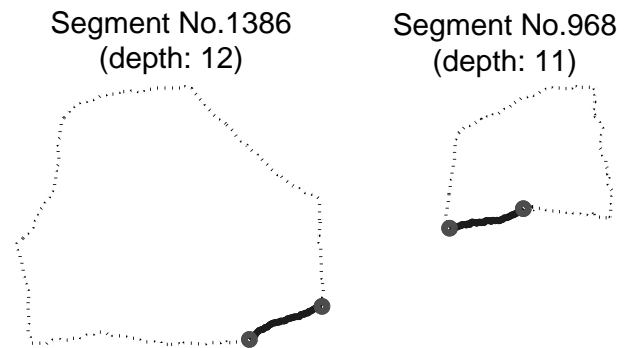
各パラメータの値には，いずれの実験においても表 4.1に示す値を適用した．

#### 2 破片間の接合箇所検出

まず，接合可能であることがわかっている 2 つの破片間での接合箇所検出について実験を行った．遺物破片データには 3.5.2節と同じく，写真から取りこんだ復



(a) 真の接合箇所ほぼ全体を検出



(b) 真の接合箇所の一部を検出

図 4.11 2 破片間の接合箇所検出の成功例

元済み土器破片の画像 (図 3.11 参照) から Adobe 社の Photoshop4.0J を用いて各破片を手作業で切り離し, 得られた破片データ (図 3.12 参照) を用いた。各破片の輪郭点数は表 3.8 に示される通りである。各破片の輪郭を Zhu-Chirlian の手法で階層的に分割して階層環状リストで表現し, 接合箇所検出を行った。

実験は, 図 3.12 において接合可能な破片の組のうち, (1,2), (2,3), (2,4), (3,4), (4,5), (4,7), (5,6), (6,7) の 8 組の破片データに対して行った。各組について基準破片と対象破片の組合せが 2 通りあるので, 実験結果は全部で 16 例になる。

以下, 接合箇所検出の実験結果を示すにあたり, ”(基準破片)-(対象破片)” のような表記を使用する。例えば, ”1-2” は, ”基準破片:1, 対象破片:2” を表す。

図 3.12 の 1-2, 2-1, 3-4, 5-6, 6-5 の組み合わせについては, 真の接合箇所に対応するセグメントが提案手法により検出された。このうち, 3-4 の組み合わせ,

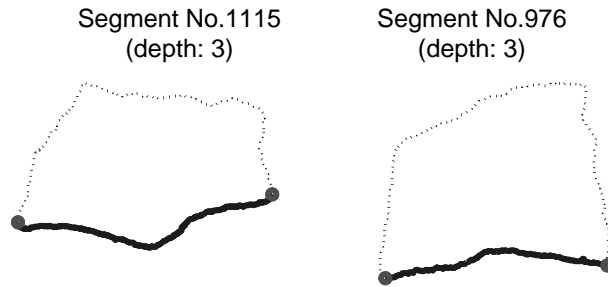


図 4.12 2 破片間の接合箇所検出の失敗例

すなわち，破片 3 を基準破片として破片 4 に対して接合箇所検出を行った結果を図 4.11(a) に示す．検出された接合箇所は太線で示された部分である．

2-3 の組み合わせについては，真の接合箇所の一部が検出された．この結果は図 4.11(b) に示すとおりである．図 4.11(b) において，太線で示された部分が提案手法において接合箇所であると認識された部分である．真の接合箇所のうち検出されなかった部分を調べると，図 3.12 の 2 の破片に対する階層環状リストにおいて，検出されなかった部分が検出された部分とは別の枝に配置されていた．本章で提案した手法は破片間の接合箇所となりうるセグメントの対を検出する手法であり，真の接合箇所に対応する部分が 1 つのセグメントとして得られていなければ真の接合箇所全体は検出されない．

残りの 10 組については真の接合箇所は検出されなかった．このうち，4-3 の組に対する接合箇所の検出結果を図 4.12 に示す．逆の 3-4 の組合せにおいては真の接合箇所が検出されているのに対し，4-3 の組では局所解に陥ったために真の接合箇所が検出されなかったと考えられる．3-2 についても局所解に陥っているために 2-3 と異なる結果となっている．(2,4) の組合せについては，2-4 と 4-2 それぞれについて互いに異なるセグメントの組合せが接合箇所として出力されており，局所解に陥っていると考えられる．残りの (4,5)，(4,7)，および，(6,7) の各組合せについては，いずれの破片を基準破片とした場合でも同じ結果が得られている．

表 4.2 破片群 1 からの接合箇所検出結果

基準破片	検出された対象破片	検出結果
1	2	成功
2	1	成功
3	4	成功
4	3	成功
5	1	失敗
6	(検出されず)	失敗
7	(検出されず)	失敗

#### 同一個体を構成する破片群からの接合箇所検出

実際の遺物復元において、接合可能な破片の組み合わせは未知である。適当に選んだ破片の組み合わせが接合可能な組み合わせであるかどうかは、接合可能な箇所が存在するかどうかで判断する必要がある。すなわち、提案手法を実際の遺物復元に適用するには、基準破片に対する接合箇所を破片群から検出する必要がある。そこで、本章で提案した接合箇所検出手法の、基準破片に対する接合箇所候補における類似箇所の検出範囲を破片群における基準破片以外のすべての破片に拡大し、実験を行った。

元の手法からの変更点は、基準パターンに対する類似箇所検出において大きさの類似セグメントを探索する範囲を、1 個の対象破片から基準破片を除く全ての破片に拡大したことである。

まず、図 3.12 の破片群に対して行った実験結果を示す。結果は表 4.2 に示すとおりである。このうち、誤った接合箇所が検出されたものを図 4.13 に示す。

破片 5 を基準破片とした検出結果 (図 4.13 参照) において、検出された箇所は直線に近い形状を有している。本論文で形状特徴の表現に用いた P 形フーリエ記述子は、拡大・縮小に対して不変であるという性質を持つので、互いに相似する曲線について高い類似性を示す。そのために、このような結果が得られたと考えられる。破片 6 および破片 7 については、検出結果が得られなかった。

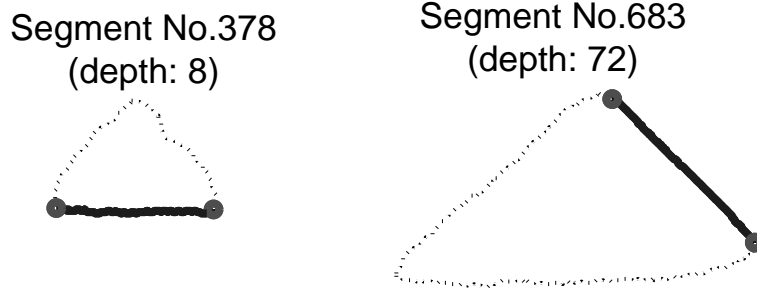


図 4.13 破片群 1 からの接合箇所検出 (基準破片:5)

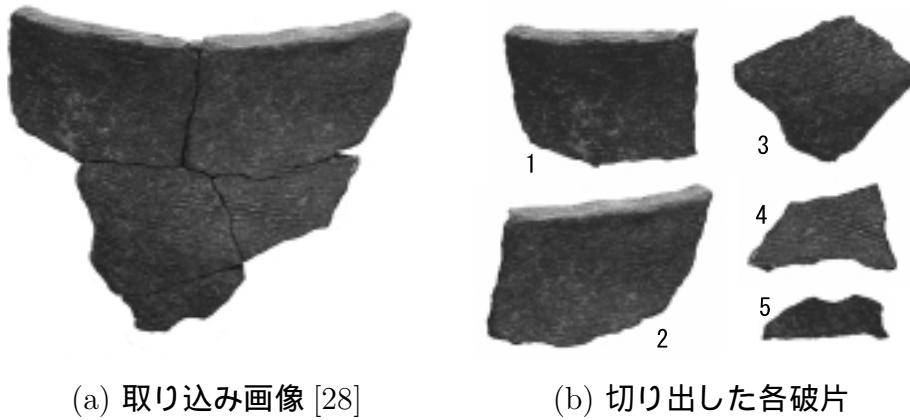


図 4.14 土器破片画像 2

表 4.3 土器破片の画像 2 における各破片の輪郭点数

破片	1	2	3	4	5
輪郭点数	1522	1626	1212	1018	765



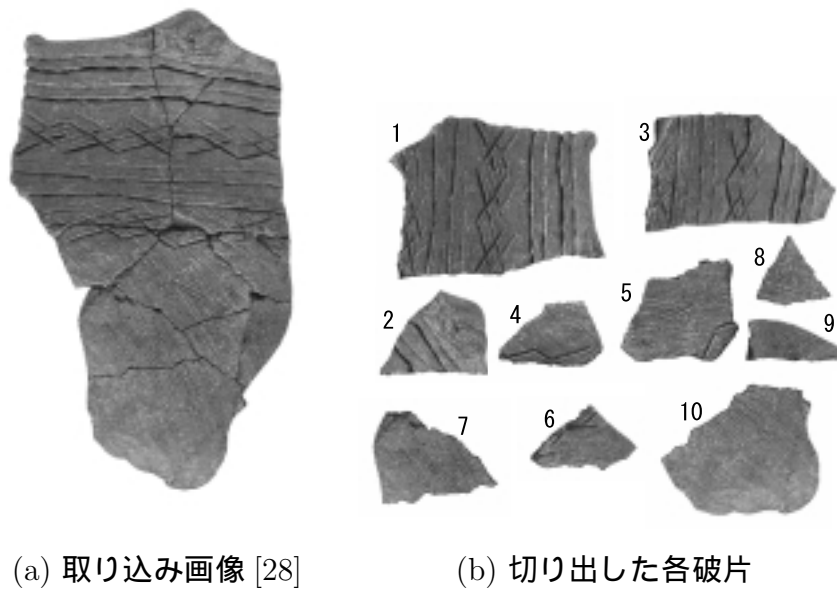


図 4.15 土器破片画像 3

表 4.4 土器破片の画像 3 における各破片の輪郭点数

破片	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
輪郭点数	1783	842	1339	679	947	636	893	548	628	1229

同様に，図 3.11と同じ遺跡調査概報 [28] に掲載されていた別の土器の写真について実験を行った．土器の写真のスキャナで取り込んだ画像は図 4.14(a) および図 4.15(a) である．図 3.11から図 3.12を作成したときと同様，手作業で破片ごとに切り分け，各破片にそれぞれ異なった角度で無作為の回転移動を施した（図 4.14(b)，図 4.15(b) 参照）．ただし，取り込み解像度は 480dpi とした．画像サイズは図 4.14(a) で  $1120 \times 909$  ピクセル，図 4.15(a) で  $880 \times 1382$  ピクセルである．各破片の輪郭点数はそれぞれ表 4.3および表 4.4に示す．接合箇所検出の結果は，図 4.14(b) に対する結果は表 4.5に，図 4.15(b) に対する結果は表 4.6に，それぞれ示す．

図 4.14(b) の各破片に対しては，全ての場合で正しい接合箇所が検出された．図

表 4.5 破片群 2 からの接合箇所検出結果

基準破片	検出された対象破片	検出結果
1	2	成功
2	1	成功
3	5	成功
4	3	成功
5	3	成功

表 4.6 破片群 3 からの接合箇所検出結果

基準破片	検出された対象破片	検出結果
1	4	成功
2	3	成功
3	1	成功
4	1	成功
5	8	成功
6	(検出されず)	失敗
7	10	成功
8	5	成功
9	3	失敗
10	7	成功

4.15(b) の破片群に対しては、破片 6 と破片 9 を除いて、真の接合箇所が検出された。破片 6 に対しては、接合箇所が検出されなかった。破片 9 に対しては、誤った結果を出力していた。

実際の利用においては各破片を個別に撮影しており、撮影の方向、照明による陰影等の影響が問題になると考えられる。そこで、実際の遺物破片を撮影した画像に対して接合箇所検出を行った。破片画像の撮影には 150 万画素のデジタルカメラ (ミノルタ社の DimageEX ZOOM 1500) を使用した。破片輪郭は、撮影した画像から画像編集ソフトウェア (Adobe 社の Photoshop5.0J) を用いて背景を除

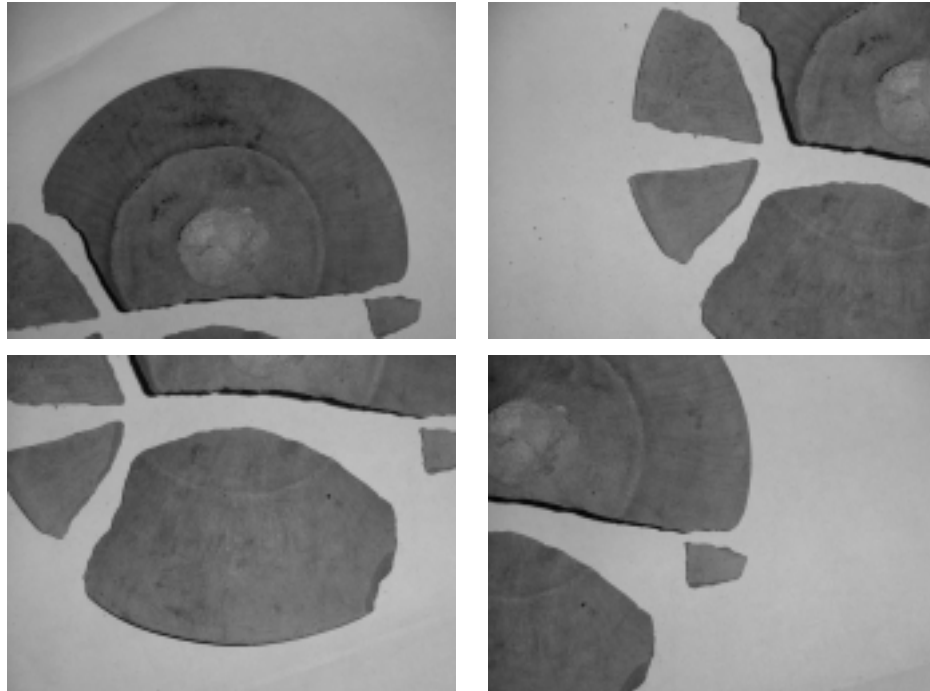


図 4.16 デジタルカメラで撮影した土器破片

去し，輪郭を追跡することで抽出した．撮影した土器画像を図 4.16に，背景を除去して切り出した各破片の画像を図 4.17に，それぞれ示す．撮影した写真の画像サイズは  $1344 \times 1008$  ピクセルである．この破片は杯の上部の皿状の部分で，ある程度の深さを持つ．各破片もある程度の厚みを持っているおり，各破片は実際には 3 次元形状を有する．

接合箇所の検出結果は表 4.8に示す．破片 1 および破片 4 では接合箇所は検出されたものの，真の接合箇所とは異なった結果が得られた．破片 5 については，接合箇所は検出されなかった．

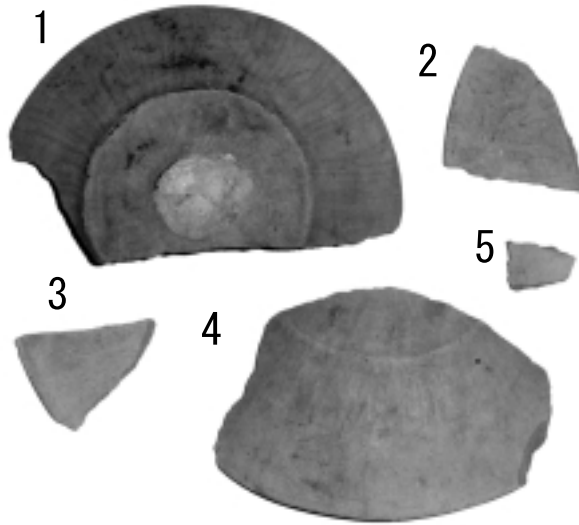


図 4.17 撮影画像から切り出した土器破片

表 4.7 撮影画像から切り出した各破片の輪郭点数

破片	1	2	3	4	5
輪郭点数	2770	1235	1031	2409	536

表 4.8 撮影画像から切り出した破片群からの接合箇所検出結果

基準破片	検出された対象破片	検出結果
1	3	失敗
2	3	成功
3	2	成功
4	2	失敗
5	(検出されず)	失敗

#### 複数個体の破片群からの接合箇所検出

発掘において、同一個体の破片群は、比較的狭い範囲で出土することが多い。実際の復元作業においても同一個体の分別に、破片形状や破片表面の模様に加えて破片の出土位置も考慮している。しかし、窯跡のように狭い範囲で複数の個体に対応する破片群が混ざりあって出土する場合もある。この状況を想定して、同じ遺跡からの出土品である図 3.12，図 4.14，および図 4.15の各破片群をまとめて 1 つの破片群として接合箇所検出を試みた。図 3.12の取り込み解像度と図 4.14および図 4.15の取り込み解像度は異なるが、本実験ではこの違いは考慮しなかった。

接合箇所検出の結果は表 4.9に示すとおりである。ただし、破片の番号については、1～7が図 3.12の 1～7に、8～12が図 4.14の 1～5に、13～22が図 4.15の 1～10に、それぞれ対応している。接合箇所検出の成否については、破片 2(図 3.12の破片 2)で真の接合箇所が検出されなかったことを除けば、表 4.2，表 4.5，および、表 4.6とまったく同じ結果が得られている。真の接合箇所が検出されたものについては、破片の組合せも各同一個体ごとの検出結果と全く同じであった。

表 4.9 複数の土器が含まれる破片群からの接合箇所検出結果

基準破片	検出された対象破片	検出結果
1	2	成功
2	8	失敗
3	4	成功
4	3	成功
5	22	失敗
6	19	失敗
7	(検出されず)	失敗
8	9	成功
9	8	成功
10	12	成功
11	10	成功
12	10	成功
13	16	成功
14	15	成功
15	13	成功
16	13	成功
17	20	成功
18	8	失敗
19	22	成功
20	17	成功
21	4	失敗
22	19	成功

## 4.5. 考察

### 4.5.1 実験結果に関する考察

実験結果より，階層環状リストモデルを用いた接合箇所検出により，接合可能な2破片間のみならず破片群からの接合箇所検出も可能であることが確認された．真の接合箇所が検出されなかった組み合わせについても，類似性の高い箇所の検出には成功している．

接合可能な2破片間の接合箇所検出に関する実験については，一見，第3章の実験結果とほぼ同等，もしくは，やや劣る結果が得られているようにも見える．しかし，第3章の表3.9と本章の表4.1を比較すると，本章の手法の方が輪郭分割において必要とされているパラメータが少ないことがわかる．第3章の手法では，可能な限り多くの破片に対して期待通りの分割結果にできるだけ近い分割結果が得られるように，輪郭分割のパラメータをヒューリスティックに調整している．この方法では，破片がより多くなるにつれ，破片群全体で最適なパラメータを得ることがより困難になる．一方，本章で適用している階層グラフモデルは破片輪郭を階層的に分割した結果を全て保存するモデルであり，輪郭分割の手法にも依存するが基本的にあまり細かいパラメータ調整を必要としない．接合箇所検出の自動化に対して，階層グラフモデルの適用が有効であると言える．

同一個体を構成する破片群に対する実験結果について，まず，復元された土器の画像から各破片を切り出して得られた破片群に対する実験結果について述べる．2次元画像を手作業で分割して各破片を得ていおり，真の接合箇所の形状は，厳密に一致はしないものの非常に類似しているため，実験結果より本提案手法の基本戦略の有効性が確認できる．本実験においては22個の破片のうち17個の破片について接合箇所検出に成功している．失敗例については，図3.12の破片群において3個の破片で，図4.15の破片群において2個の破片で，それぞれ真の接合箇所の検出に失敗している．いずれの破片もそれぞれの破片群において比較的小さい破片である．小さな破片で接合箇所検出が失敗しやすい原因として，以下の2点が考えられる．

- 大きさ類似セグメントが多く検出される

- 直線や滑らかな曲線のような，あまり特徴的ではない形状のセグメントが多くなる

次に，デジタルカメラで各破片を個別に撮影して得られた破片群に対する実験について述べる．各破片を個別に撮影しているので，復元後の土器画像から各破片を切り出した場合と異なり，カメラと破片の位置関係や証明条件等の撮影条件の違いによる影響がある．実験結果においても，破片群の中で比較的大きな破片でも接合箇所検出に失敗している．本実験ではセグメントの形状表現に曲線不変量を適用しているのでセグメント形状の多少の誤差には対応できるが，3次元形状の2次元画像平面への投影のように，撮影条件によって得られる形状が大きく異なる場合には対処できない．

複数の個体を構成する破片群に対する実験においては，各個体それぞれに対する実験結果とほぼ同じ結果が得られた．実験結果より，本章で提案した接合箇所検出の戦略が遺物復元における破片接合の自動化に対して有効であることが確認された．

### 4.5.2 計算量に関する考察

提案手法の計算量について述べる．階層グラフの作成については，階層的な輪郭分割の中間結果をそのまま保存している関係上，実装において適用する輪郭分割手法に完全に依存する．したがって，階層グラフ作成における計算量についてはここでは議論しない．

接合箇所検出の計算量についてであるが，基本的に基準セグメントの選択および類似セグメントの検出・検証の処理の繰り返しになる．繰り返しの回数は，処理を開始したときから接合箇所が検出された時点までの基準セグメントの選択回数に等しい．類似セグメントの検出については，対象破片（あるいは破片群）から検出される，基準セグメントに対して大きさの類似するセグメントの個数に依存するため，計算量を厳密に求めることは不可能である．類似セグメントの検証についても同様である．ここでは，大きさ類似セグメントの検出において毎回，全てのセグメントについて大きさの比較を行うと仮定し，計算量を見積もる．基準破片および対象破片（もしくは破片群）における，接合箇所の検出対象となるセグメントの個数（階層グラフにおいて検出範囲に含まれる全ノード数）をそれぞれ



$m$  個および  $n$  個とする．このとき，1 回の類似セグメント検出に要する計算量は  $O(n)$ ，検出された類似セグメントの検証に要する計算量は  $O(m)$  となる．最後まで接合箇所が検出されない場合，基準破片の全てのセグメントが基準セグメントとして選択されるので，繰り返し処理の回数は  $O(m)$  でおさえられる．以上より本章における接合箇所検出の計算量は， $m < n$  の場合は  $O(mn)$  になり， $m \geq n$  の場合は  $O(m^2)$  となる．

改めて注意するがこの計算量は，あくまで類似セグメントの検出を毎回，全てのセグメントに対して行った場合の計算量であり，実際には接合箇所が最後まで検出されない場合を除けば計算量はもっと少なくなる．実験において，3 種類の異なる土器を含む破片群に対して接合箇所検出を行った際に，最短のものは数秒程度で検出結果を出力しているが，最長のものでは約 1 日以上処理を続けた上で接合箇所が検出されなかった．

提案手法では検出の対象とするセグメントの増加に伴い，計算量も増加することは確実である．特に破片群からの接合箇所検出においては，類似セグメントの検出においてセグメント同士の照合を逐次行っているため，破片が増加するにしたがって対象破片群のセグメント数  $n$  が急激に増加する．実際の遺物復元のように膨大な数の破片を対象とする場合には，より効率の良い類似セグメント検出を行う必要がある．方法としては，階層グラフにおける各セグメントをレコードとしてデータベースを構築する方法が考えられる．セグメントの類似性判定条件を複数設定し，各条件をそれぞれ検索式としてデータベースから検索を行うことで得られる結果を統合することで，より精度の高い接合箇所検出を効率良く実現することが期待できる．

## 4.6. まとめ

本章では，遺物破片輪郭を部分的な形状パターンの集合として表現するための汎用的なモデルである階層グラフモデルについて議論した．階層グラフモデルはグラフモデルに階層構造を付与したモデルで，破片輪郭の形状を部分的形状の集合として階層的に表現するモデルである．また，階層グラフモデルを破片輪郭表現として用いた場合の接合箇所検出の基本戦略について議論した．提案した階層

グラフモデルおよび接合箇所検出手法を土器破片の2次元輪郭に対して適用し、接合箇所検出の基礎技術としての有用性について実証した。

第3章の接合箇所検出の場合、輪郭分割においてヒューリスティックなパラメータ調整が必要であったが、本章の手法では階層グラフモデルの導入により特別なパラメータ調整を行わなくても第3章の結果とほぼ同等の結果を得ることができた。また、破片群全体に対しても、接合可能な破片の組合せに対しても、ほぼ同じ手法で接合箇所検出が可能であることが確認された。破片群からの接合箇所検出に関しては、同一個体を構成する破片群、および、複数の個体に対する破片群のいずれに対してもほぼおなじ検出結果が得られており、提案手法が破片群からの接合箇所検出に有効であることが確認された。

以下、本研究に対する今後の課題について述べる。

本章で示したのは、階層グラフモデルによる接合箇所検出のアプローチであり、具体的にどのような輪郭分割の手法を用い、形状特徴を表現し、類似性を評価するかは実装の問題である。本論文では土器破片の2次元輪郭を対象とし、輪郭分割には Zhu-Chirlian の特徴点検出手法 [25] を、セグメントの類似性評価には近似折れ線の全長をセグメントのサイズとするサイズ比、および、P形フーリエ記述子による形状の類似度を、それぞれ適用している。今後、輪郭の分割法、および、類似性の評価法について、さらに検討を行う必要がある。

本章で述べた接合箇所検出法は、階層グラフモデルにおける階層構造に着目したアプローチである。階層グラフモデルは階層構造のほかに隣接関係も表現されていることが特徴であるが、本章の手法ではあまり活用されていない。階層構造と隣接関係を併用することで、階層グラフモデルにおいて異なる枝に属するセグメント間にまたがった接合箇所の検出も期待できる。この場合、3章の手法で適用した照合時の回転角のような、照合における相対的な移動量の類似性による判別が考えられる。

現在のところ、基準パターンに対する類似箇所検出において、セグメントの大きさの類似度、および、形状特徴の類似度を類似性の判定条件としている。これらの条件は遺物復元に限らず、接合箇所の検出全般にわたって適用可能な汎用性のある条件である。接合箇所検出の精度向上を考えた場合、類似性判定条件は接合作業の対象とする破片群における接合箇所の性質を元に決定されるべきもので

ある．復元の対象とする遺物に関する専門知識を類似性判定条件に加えた，より対象に特化した類似箇所検出について，検討を行う必要がある．



## 第5章

### 結論

本論文では、出土遺物の自動復元のための破片間の接合箇所検出について議論した。

第1章および第2章で、情報考古学分野における遺物復元の自動化に関する研究の重要性、および、形状認識分野における破片間の接合箇所検出問題の特殊性について示し、本論文の位置づけについて述べた。

第3章で、遺物復元の自動化のための接合箇所検出の基本戦略として、局所的な位置関係を考慮した曲線不変量による接合箇所検出について議論した。本提案手法では局所的な位置関係の評価に、セグメント照合における回転角を用いた。2次元の遺物破片画像に対する実験の結果、遺物破片間の接合箇所検出における曲線不変量による形状表現の有効性、および、照合時の回転角による局所的な位置関係評価の有効性を確認した。同時に、破片輪郭分割の、接合箇所検出に対する影響も確認された。

第4章で、破片間の接合箇所検出を考慮した破片輪郭の表現モデルである階層グラフモデルおよび、階層グラフモデルを用いた接合箇所検出法について議論した。実験により、階層グラフを用いた遺物破片群からの接合箇所検出の有効性が確認された。

接合箇所検出については、実験結果にも示されるように、遺物復元を完全にコンピュータのみで行うにはまだ多くの問題がある。しかし、従来提案されているようなVRによる遺物復元システムと本論文で提案しているような接合箇所検出システムを組み合わせることで、遺物復元をより高度に支援することが可能であると考えられる。

本論文においては、主に土器破片を復元対象として想定しているが、階層グラ

フによる接合箇所検出自体は汎用的な手法であり、輪郭の分割手法、局所的特徴の表現・照合法などを適切に選択することであらゆる遺物復元に対する適用が可能である。出土遺物の復元・整理に関する専門家によれば、土器よりもむしろ打製石器の復元の方が困難であり、石器復元を自動化することの意義は大きいと言われている。石器復元に本論文の接合箇所検出法を適用するには、石器形状の高精度な計測、石器輪郭の分割・照合など、解決すべき課題は多いが、接合箇所検出の基本戦略としては本論文の手法は十分有効であると考えられる。

考古学において、遺物は研究の礎となる。特に古代に関する考古学においては文字の存在が稀であるため、遺跡や陵墓から出土する遺物が非常に重要な資料となる。出土した遺物は可能な限り保存することが重要であり、事実、日本では出土した遺物はよほど重要でないものを除いては埋蔵文化財として保護することが、文化財保護法により義務づけられている。そのために出土遺物の増加に復元、分類、および解析が追い付かず、膨大な量の遺物が破片のまま、収蔵庫に眠っているのが現状である。近年になってようやく、情報関連技術によりこの問題に対処しようとする動きが出始めたが、この情報考古学という分野は未だ黎明期にある。本論文が遺物復元の自動化に関する研究において一つの方向性を示すのみならず、情報考古学分野の今後の発展に幅広く貢献することを願う。

## 謝 辞

本研究は、筆者が奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 博士前期課程在学中に本学情報科学研究科 烏野武元教授（現、本学情報科学研究科名誉教授）の御指導の元で、また、本学情報科学研究科 博士後期課程在学中に本学情報科学研究科 千原國宏教授および本学情報科学研究科 小笠原司教授の御指導の元で行われたものです。

小笠原教授には研究を行う場を与えて頂き、研究、学会発表等において懇切なる御指導、御助言を賜りました。また、学生生活においても様々な御指導、御鞭撻を賜りました。ここに心から厚く御礼申し上げます。

千原教授には研究の方針や内容に関して多大なる御指導、御鞭撻を賜りました。ここに心から厚く御礼申し上げます。

本学情報科学研究科 横矢直和教授には、本研究をまとめるにあたり、数々の御助言、御指摘を賜りました。ここに心から厚く御礼申し上げます。

本学情報科学研究科 木戸出正継教授には、本研究をまとめるにあたり、数々の御助言、御指摘を賜りました。ここに心から厚く御礼申し上げます。

本学情報科学研究科 今井正和助教授には、本研究を行う機会と本研究の直接の御指導を頂き、研究を通して研究者としての姿勢を学ばせて頂きました。また、多くの研究発表においても様々な御指導、御援助を賜りました。ここに心から深く御礼申し上げます。

帝塚山大学 堅田直名誉教授（日本情報考古学会会長）には、情報考古学において主に考古学の側面から御指導、御援助頂き、さらに、情報考古学のみならず、考古学における科学技術の活用について深い洞察を賜りました。また、生活面においても格別の御配慮を賜りました。ここに心から御礼申し上げます。

烏野名誉教授には、筆者が博士前期課程在学中にさまざまな御指導および御助言を賜りました。また、学生生活においても様々な御助言を頂きました。ここ

に心から感謝致します。

本学先端科学技術調査センター 大城理助教授，本学情報科学研究科 佐藤宏介元助教授（現，大阪大学基礎工学部助教授）には，研究に関して様々な御助言を頂きました。ここに心から感謝致します。

本学情報科学研究科 藤川和利元助手（現，大阪市立大学学術情報総合センター講師），本学情報科学研究科 中村恭之助手，ならびに，本学情報科学研究科 松本吉央助手には，研究と学生生活の両面に渡って数々の御助言を頂きました。ここに深く感謝致します。

大阪府文化財調査研究センターの福岡澄男参事ならびに同センター職員の皆様には，実験資料として土器破片を提供して頂きました。また，出土遺物の復元・整理の専門家の立場から，遺物復元に関する深い洞察，ならびに，本研究に対する様々な御助言を頂きました。ここに深く感謝致します。

本学卒業生 古川亮氏（現，広島市立大学情報科学部助手）には，博士前期課程在学中，公私に渡って数多くの貴重な御助言，御援助を頂きました。ここに御礼申し上げます。

本学情報科学研究科 像情報処理学講座の堀井千夏氏には，本学在学中，公私に渡って数多くの貴重な御助言，御援助を頂きました。ここに御礼申し上げます。

本学卒業生 鈴江正氏（現，コニカ株式会社）には，本研究の先達として様々な御助言を頂きました。ここに御礼申し上げます。

本学在学中，研究生活を様々な面で支えて頂いた本学情報科学研究科 ロボティクス講座の卒業生，在学生の皆様，ならびに事務補佐 中谷愛子氏に，また，研究において様々な御助言，御指摘を頂きました，本学情報科学研究科 像情報処理学講座の皆様に感謝致します。

研究発表において多くの有益な議論，御助言を下さいました，各方面の研究者の皆様に御礼申し上げます。

研究生活のみならず私生活においても様々な形でご協力，ご援助いただきました，研究室内外の友人達に感謝致します。

最後に，長年に渡って暖かく見守って下さり，励まして頂き，影日向に支えて下さいました両親，そして家族および親族の皆様方に，心から厚く御礼申し上げます。



## 参考文献

- [1] 堀謙太, 今井正和, 小笠原司. “土器復元における接合部位検出のための輪郭の階層型表現”. 電子情報通信学会論文誌 D-II. (採録).
- [2] 堀謙太, 今井正和, 小笠原司. “遺物復元を考慮した破片データの表現モデルと破片間の接合箇所検出法”. 情報考古学. (採録).
- [3] K. Hori, M. Imai, and T. Ogasawara. “Joint Detection for Potsherds of Broken Earthenware”. *Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition '99 (CVPR '99)*, Vol. 2, pp. 440–445, June 1999.
- [4] 堀謙太, 今井正和, 烏野武. “破片群再構成における接合部位検出法”. 第 39 回自動制御連合講演会 (前刷), pp. 347–348, November 1996.
- [5] 堀謙太, 今井正和, 烏野武. “破片群再構成における接合部位検出法”. 電子情報通信学会技術研究報告 (画像工学), pp. 15–23, February 1997.
- [6] 堀謙太, 今井正和, 烏野武. “破片群再構成における接合部位検出法”. 日本情報考古学会第 3 回大会予稿集, pp. 28–34, March 1997.
- [7] 堀謙太, 今井正和, 小笠原司. “土器破片復元を考慮した形状のモデル化を行わない接合部位検出法”. 電気学会研究会資料 システム・制御研究会, pp. 31–36, November 1998.
- [8] 堀謙太, 今井正和, 小笠原司. “階層構造を持つ破片輪郭表現を用いた土器破片間の類似箇所検出”. 電子情報通信学会技術研究報告 (パターン認識・メディア理解), pp. 15–22, October 1999.
- [9] 堀謙太, 今井正和, 小笠原司. “階層グラフモデルによる土器破片の接合箇所検出”. 日本情報考古学会第 9 回大会予稿集, March 2000. (発表予定).

- [10] 鈴江正. “三次元ジグソーパズルと土器の復元”. 第8回 考古学におけるパーソナルコンピュータ利用の現状, pp. 55–60, 1995.
- [11] 鈴江正. “接合部位検出に曲線不変量を用いた破片群の再構成法”. Master’s thesis, 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科, 1995.
- [12] 金谷一郎, 陳謙, 千原國宏. “VR 技術を応用した遺物復元システム”. 情報考古学, Vol. 3, No. 1, pp. 35–46, 1997.
- [13] 鄭絳宇, エディブルナワ, 村田昭雄, 安部憲広. “考古出土品の計測保存と仮想復元”. 電子情報通信学会技術研究報告 (画像工学), pp. 25–32, July 1997.
- [14] 渡辺恭弘, 田中和明, 安部憲広, 滝寛和, 木下良正, 横田晃. “MRI による複数破片計測と仮想現実感による遺物の復元”. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J82–D–II, No. 2, pp. 259–267, 1999.
- [15] 加納政芳, 加藤昇平, 伊藤英則. “画像輪郭の接合のための探索制御の一手法”. 情報処理学会第58回 (平成11年前期) 全国大会講演論文集 (2), pp. 49–50, 1999.
- [16] Lisa Gottesfeld Brown. “A Survey of Image Registration Techniques”. *ACM Computing Surveys*, Vol. 24, No. 4, pp. 325–376, December 1992.
- [17] 喜多泰代. “属性を考慮した仮想引力による位置・姿勢検出手法”. “電子情報通信学会論文誌”, Vol. J80–D–II, No. 6, pp. 1475–1482, 1997.
- [18] H. Freeman and L. Gardner. “Apictorial Jigsaw Puzzles: A Computer Solution to a Problem in Pattern Recognition”. *IEEE Transactions on Electronic Computing*, Vol. EC–13, pp. 118–127, April 1964.
- [19] G. Radack and N. Badler. “Jigsaw Puzzle Matching Using a Boundary-Centered Polar Encoding”. *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 19, pp. 1–2, May 1982.
- [20] Haim Wolfson, Edith Schonberg, Alan Kalvin, and Yehezkel Lamdan. “Solving jigsaw puzzles by computer”. *Annals of Operations Research*, pp. 51–64, December 1988.

- [21] Grigore C. Burdea and Haim J. Wolfson. “Solving Jigsaw Puzzles by a Robot”. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 5, No. 6, December 1989.
- [22] Roger W. Webster, Paul S. LaFollette, and Robert L. Stafford. “Isthmus Critical Points for Solving Jigsaw Puzzles in Computer Vision”. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 21, No. 5, September/October 1991.
- [23] David A. Kosiba, Pierre M. Devaux, Sanjay Balasubramanian, Tarak L. Gandhi, and Rangachar Kasturi. “An Automatic Jigsaw Puzzle Solver”. *12th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, Vol. I, pp. 616–618, 1994.
- [24] A. Rosenfeld and E. Johnston. “Angle Detection on Digital Curves”. *IEEE Transactions on Computer*, Vol. C-22, pp. 875–878, 1973.
- [25] Pengfei Zhu and Paul M. Chirlian. “On Critical Point Detection of Digital Shapes”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, No. 8, pp. 737–748, 1995.
- [26] 上坂吉則. “開曲線にも適用できる新しいフーリエ記述子”. 電子情報通信学会論文誌, Vol. 67-A, No. 3, pp. 166–173, 1984.
- [27] 東恒人. “3次元線図形のフーリエ記述法と立体視像”. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J77-D-II, No. 7, pp. 1198–1208, 1994.
- [28] 沖縄県・伊是名村・伊是名貝塚学術調査団. “伊是名貝塚発掘調査概報2”, 1993.
- [29] 長尾真. “画像認識論”. コロナ社, 1983.
- [30] 白井良明. “知識工学講座9 パターン理解”. オーム社, 1987.
- [31] 鈴木公雄. “考古学がわかる事典”. 日本実業出版社, 1997.
- [32] “都道府県別の発掘届等件数と埋蔵文化財担当職員数”.  
<http://www2.justnet.ne.jp/~aomori/hitome-maibungyousei/hakkutukensu.html>.

[33] “都道府県別出土遺物量”.

<http://www2.justnet.ne.jp/~aomori/hitome-maibungyousei/shurudoryo.html>.

[34] 新村出(編). “広辞苑 第五版”. 岩波書店, 1998.

## 研究業績

### 学術論文誌

1. 堀 謙太, 今井 正和, 小笠原 司: “土器復元における接合部位検出のための輪郭の階層型表現”, 電子情報通信学会論文誌 D-II, (採録)
2. 堀 謙太, 今井 正和, 小笠原 司: “遺物復元を考慮した破片データの表現モデルと破片間の接合箇所検出法”, 情報考古学, (採録)

### 国際会議発表

1. K. Hori, M. Imai, T. Ogasawara: “Joint Detection for Potsherds of Broken Earthenware,” Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition '99 (CVPR'99), Vol. 2, pp.440–445, Fort Collins, CO, USA, June 1999.

### 国内発表

1. 堀 謙太, 今井 正和, 烏野 武: “破片群再構成における接合部位検出法”, 第39回自動制御連合講演会(前刷), 3039, pp. 347–348, 奈良, 1996年10月
2. 堀 謙太, 今井 正和, 烏野 武: “破片群再構成における接合部位検出法”, 電子情報通信学会技術研究報告(画像工学), IE96-125, pp. 15–23, 北海道, 1997年2月
3. 堀 謙太, 今井 正和, 烏野 武: “破片群再構成における接合部位検出法”, 日本情報考古学会第3回大会予稿集, pp. 28–34, 奈良, 1997年3月

4. 堀 謙太, 今井 正和, 小笠原 司: “土器破片復元を考慮した形状のモデル化を行わない接合部位検出法”, 電気学会研究会資料 システム・制御研究会, SC-98-42, pp. 31-36, 岐阜, 1998年11月
5. 堀 謙太, 今井 正和, 小笠原 司: “階層構造を持つ破片輪郭表現を用いた土器破片間の類似箇所検出”, 電子情報通信学会技術研究報告 (パターン認識・メディア理解), PRMU99-90, pp. 15-22, 宮城, 1999年10月
6. 堀 謙太, 今井 正和, 小笠原 司: “階層グラフモデルによる土器破片の接合箇所検出”, 日本情報考古学会第9回大会, 奈良, 2000年3月 (発表予定)

# 付録

## A. 実験に用いた輪郭分割手法

接合箇所検出における輪郭分割手法として，本論文の第3章の実験で適用した Rosenfeld–Johnston の手法 [24]，および，第4章の実験で適用した Zhu–Chirlian の手法 [25] の手法について説明する．

### A.1 Rosenfeld–Johnston の手法

Rosenfeld–Johnston の特徴点検出手法では，まず，曲線上の各点において大域的な角度を求める．曲線上のある点  $i$  についての大域的な角度は，点  $i$  とその  $k$  個前後の点  $i - k$  および点  $i + k$  を結ぶベクトル  $\mathbf{a}_{ik}$  および  $\mathbf{b}_{ik}$  のなす角度  $\theta_{ik}$  を， $k = m, m - 1, \dots, 2, 1$  の順番で並べた数値系列  $\theta_{im}, \theta_{im-1}, \dots, \theta_{i1}$  の最初の極小値で定義されている．例えば図 A.1において  $\theta_{im} = \theta_3$  とすると，大域的な角度は (a) では  $\theta_2$ ，(b) では  $\theta_3$  となる．実装においては，大域的な角度の代わりにその余弦を用いる．大域的な角度の余弦は以下の手順で求められる．

$\theta_{ik}$  に対する余弦値  $C_{ik}$  は以下の (A.1) 式から求められる．

$$C_{ik} = \frac{(\mathbf{a}_{ik}, \mathbf{b}_{ik})}{|\mathbf{a}_{ik}| |\mathbf{b}_{ik}|} \quad (\text{A.1})$$

ただし， $(\mathbf{a}_{ik}, \mathbf{b}_{ik})$  はベクトル  $\mathbf{a}_{ik}$  と  $\mathbf{b}_{ik}$  の内積を表し， $|\mathbf{a}_{ik}|$  はベクトル  $\mathbf{a}_{ik}$  の大きさを示す．適切に選ばれた  $k$  の上限を  $m$  として点  $p_i$  について  $C_{im}, C_{im-1}, \dots$  を順次求めると，次の式を満足する  $h$  が存在する．

$$C_{im} < C_{im-1} < \dots < C_{ih} \geq C_{ih-1} \quad (\text{A.2})$$

$C_{ih}$  が点  $i$  についての大域的な角度の余弦となる．曲線上の各点について求められた大域的な角度について大域的な余弦が極大になる点を求め，特徴点とする．

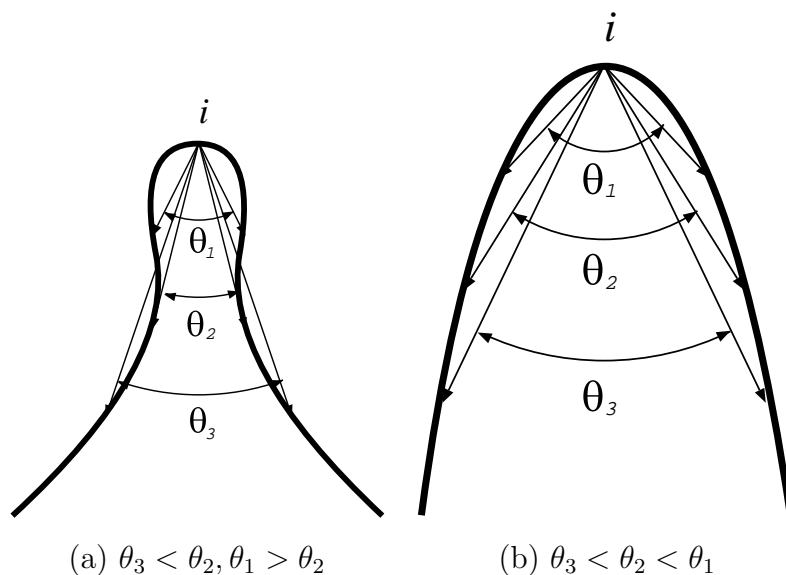


図 A.1 曲線の大域的な角度

以上が Rosenfeld–Johnston の手法 [24] であるが，実装においては  $C_{ih}$  を閉区間  $[i-l, i+l]$  の範囲内の各点  $j$  に対する  $C_{jn}$  (ただし， $n$  は点  $j$  において大域的な最小角を与えるベクトルの長さ) と比較し，各区間で大域的な余弦値が最大となる点を選択した上でさらに  $C_{ih}$  が極大となる点を選択して特徴点としている．このようにすることにより，直線に近い特徴点が検出されることを避けることが可能となる．

曲率が  $l$  点以上に渡って微妙に変動した部分では，大域的な余弦値が連続して類似する．大域的余弦に多少の変動があったとしても，それが極大値であれば特徴点として検出されてしまうので，大域的な余弦値の変化量の絶対値に対してしきい値  $\Delta C_{thresh}$  を設け，このしきい値より小さい大域的な余弦値を持つ点を特徴点の候補から除外している．

また， $l$  や  $m$  の値を大きくして探索範囲を広げると計算に時間がかかるため，比較的狭い範囲を探索するように  $l$  および  $m$  を設定して大域的な余弦を求めている．



## A.2 Zhu–Chirlian の手法

Zhu–Chirlian の提案した特徴点検出手法は，4.2.1節で述べた階層的な輪郭分割法のうち，セグメントの統合を繰り返し行うことで階層的な分割を実現する手法にあたる．処理の流れは以下のとおりである．

1. 曲線から初期の特徴点集合 (疑似特徴点) を求める
2. 各特徴点について重要度を計算する
3. 重要度の最低値がしきい値以上であれば処理を終了する
4. 重要度が最低となる特徴点を消去する
5. 消去された特徴点に隣接する特徴点の重要度を再計算する
6. 3に戻る

初期の特徴点集合 (疑似特徴点) は，輪郭曲線を極座標で表現した結果を元に求められる．分割点の重要度は，隣接する分割点までの曲線に基づいて定義される．

文献 [25] において，特徴点  $p_i$  の重要度  $Imp(p_i)$  は特徴点  $p_i$  と隣接する特徴点  $p_{i-1}, p_{i+1}$  とで構成される三角形により以下の式で定義されている．

$$Imp(p_i) = \frac{1}{2} \times (d_{i-1,i} + d_{i,i+1}) \times d_i \quad (\text{A.3})$$

ただし， $d_{i,j}$  は線分  $\overline{p_i p_j}$  の長さを， $d_i$  は  $p_i$  と線分  $\overline{p_{i-1} p_{i+1}}$  との距離を，それぞれ表す．この定義では特徴点の重要度が隣接する特徴点との距離に依存しており，特徴点が少なくなって特徴点間を結ぶ線分と元の曲線とが離れるにしたがい，曲線の形状が重要度に反映されにくくなる．本研究では特徴点の重要度の定義を以下のように変更した．

$$Imp'(p_i) = \frac{\frac{L(p_{i-1}, p_{i+1})}{d_{i-1, i+1}}}{\frac{L(p_{i-1}, p_i)}{d_{i-1, i}} + \frac{L(p_i, p_{i+1})}{d_{i, i+1}}} \quad (\text{A.4})$$

ただし  $d_{i,j}$  は (A.3) 式と同様に線分  $\overline{p_i p_j}$  の長さを表している． $L(p_i, p_j)$  は点  $p_i$  と点  $p_j$  の間の曲線の長さで，実際には曲線を近似する折線の全長を用いている． $L(p_i, p_j)/d_{i,j}$  は点  $p_i, p_j$  間において，元の曲線の線分  $\overline{p_i p_j}$  からの変形量の簡単な評価値と言える．

(A.4) 式の定義から分かるように，特徴点の重要度は隣接する特徴点までの情報のみで定義されているので，同じ形状のセグメント内に限れば，特徴点が消去される順序は輪郭全体の形状に関係なく決まる．特徴点の重要度に対する定義の変更により，曲線の長さを求めるための折れ線近似におけるノード間隔が輪郭分割に対するパラメータとして必要になる．

## B. 実験に用いた形状特徴量

接合箇所検出におけるセグメントの形状特徴量として，本論文の第 3 章および第 4 章のいずれの実験でも適用した P 形フーリエ記述子 [26] について説明する．

フーリエ記述子は曲線形状の表現法の一つで，形状認識においてよく用いられている手法である．フーリエ記述子は，閉曲線を複素数値関数で表現すると周期関数となることを利用し，この複素数値関数をフーリエ変換することにより求められる．したがって，フーリエ記述子は本来，閉曲線のみを対象とする曲線記述子である．

P 形フーリエ記述子は，フーリエ記述子を開曲線にも適用可能になるように拡張した形状記述子である．P 形フーリエ記述子  $c(k)$  は，曲線を各ノード間の距離が等しい折れ線（等長折れ線）で近似し，等長折れ線から求められる P 表現  $w(j)$  を離散フーリエ変換することで以下の式のように求められる．

$$c(k) = \frac{1}{n} \sum_{j=0}^{n-1} w(j) \exp \left\{ -2\pi i \frac{jk}{n} \right\} \quad (\text{B.5})$$

ただし， $n$  は曲線に対する近似折れ線の線分の本数である． $i$  は虚数単位である．P 表現  $w(j)$  は曲線の全曲率関数  $\theta(j)$  により，以下のように定義される．

$$w(j) = \exp(i\theta(j)) \quad (j = 0, 1, \dots, n-1) \quad (\text{B.6})$$

曲線の全曲率関数  $\theta(j)$  はもともと滑らかな連続曲線上の曲率を曲線にそって積分したものであるが，ここでは曲線の等長折れ線の各ノードにおける偏角  $\alpha(j)$  を累積したものである．

$$\theta(0) = \alpha(0) \quad (\text{B.7})$$

$$\theta(j) = \theta(j-1) + \alpha(j) \quad (\text{B.8})$$

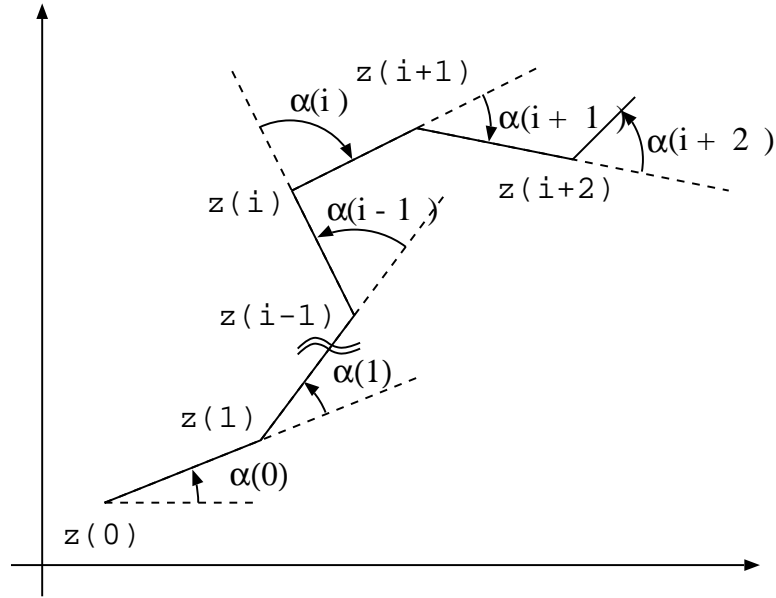


図 B.2 曲線の近似折れ線における偏角  $\alpha(j)$

偏角  $\alpha(j)$  は図 B.2のように，ノード  $z(j)$  で隣接する線分がなす角度から求められる．(B.6) 式に示されるように，P 形フーリエ記述子は曲線を曲率変化のみでの表現し，離散フーリエ変換することで得られるため，並進移動には依存しない．しかし，(B.8) 式の全曲率関数が回転に依存するため，P 形フーリエ記述子は回転移動には依存する．拡大・縮小については基本的には依存しないが，全曲率関数を求める際の等長折れ線による曲線近似の実装法によっては依存することもある．P 形フーリエ記述子を求めるのに必要なパラメータは，等長折れ線による曲線の近似法に対するパラメータである．