

人工知能による機械学習を用いた須恵器資料の断面形状分析

井上隼多¹, 堀 涼², 川西康友³, 村瀬 洋³, 梶原義実¹

¹名古屋大学大学院人文学研究科(inoue.hayata@k.mbox.nagoya-u.ac.jp)

²名古屋大学情報学部, ³名古屋大学大学院情報学研究科

The Fundamental Analysis of Cross-Sectioned *Sueki* Pottery Applied by Machine Learning of Artificial Intelligence

Hayata Inoue¹, Ryo Hori², Yasutomo Kawanishi³, Hiroshi Murase³, Yoshimitsu Kajiwara¹

¹Nagoya University Graduate School of Humanities, ²Nagoya University School of Informatics

³ Nagoya University Graduate School of Informatics

Abstract: 本稿では猿投山西南麓古窯跡群（猿投窯）の須恵器坏蓋 9 点を三次元計測し、取得した 3D データをもとに機械学習による断面形状分析を行った結果を報告する。分析にあたり、まずは各資料の 3D データを中心軸から放射状に 1000 等分することで 9000 枚の断面形状を抽出する作業を行った。これを混ぜ合わせた上で、楕円フーリエ解析を応用した教師あり学習による分類と、教師なし学習によるクラスタリングを実施し、元資料と紐づけできるか確認した。結果、教師あり学習では適合率・再現率・f 値いずれも 1.00 に近い値を出し、高精度での分類に成功した。教師なし学習では主成分の ARI が 0.711 となり、ある程度のクラスタリングは可能という結果になった。続いて各資料 1000 枚分の記述子の中央値を逆フーリエ変換することで代表的な断面形状の抽出を行い、一定の成果が得られた。以上の分析結果から、機械学習と楕円フーリエ解析の組み合わせが、型式学的分析において有効な手法であることを示すことができたと考える。

Keyword: 人工知能, 機械学習, 三次元計測, 須恵器, 猿投窯

Artificial Intelligence, Machine Learning, Three-dimensional documentation, *Sueki* pottery, Sanage kilns

1 はじめに

遺跡から出土する大量の考古資料をいかに取捨選択し報告するかという問題は、発掘調査を行う上で避けられないものであり、常に調査者の頭を悩ましてきた。中でも窯跡遺跡はひとつの窯から大量かつ類似した製品が出土する傾向にあり、報告可能な資料はどうしても限られたものとなる。これが複数の窯で構成された窯跡遺跡群となれば事態が深刻化するのでは避けられない。

様々な遺跡がある中でも、窯跡遺跡は特に先述した問題が表面化しやすい条件を揃えていると言えるだろう。現実には調査を進めていく中で、大量の出土資料をデータとして処理できないのかとい

う考えに行きつくのは、ある意味必然的な帰結である。陶邑窯跡群（以下陶邑窯）の報告書では、早くも 1970 年代から須恵器の器形をコンピュータによって分析する取り組みが行われており、形状の判別について一定の成果を上げていることが確認できる。この分析の背景に大量の資料をいかに扱うかという問題意識があったことは、報告書中に明記されている通りである。（大阪府教育委員会 1976,1977,1978）。自ら陶邑窯の分布調査を行った堅田直も、『情報考古学』の冒頭で陶邑窯を事例に挙げつつ、大量の考古資料をコンピュータで処理することの意義を述べている（堅田 1996）。

ここでの紹介は以上に留めるが、日本の情報考

古学にとって、窯跡資料の統計的分析は早くから注目されるトピックであったと評価できるだろう。データの集積として窯跡資料を捉えれば、問題となっていた資料の多さは数量が確保できるというメリットに変わり、窯ごとに出土するという一括性は、統計的な処理を行う上で良好な条件となっていることに気づく。加えて、既に編年が組まれている場合は、統計的な分析結果と従来の研究成果を比較検討することで、新たな課題や発見が生じることも期待できる。

現在、陶邑窯など国内の主要な窯跡遺跡群は調査が一段落し、様々な知見と先行研究が蓄積された段階にある。加えて 3D 技術を筆頭に考古資料をデータとして処理する手法が登場し、大量のデータを分析する方法も、人工知能によるビッグデータ処理をはじめ一般に普及し始めている。こうした条件がそろった今、改めて窯跡資料を扱うということは、伝統的な考古学を礎としながらも、現在の科学的・技術的な水準に則した新しい考古学の方法論を模索するひとつの挑戦となるだろう。

以上の背景を踏まえ、本研究では猿投山西南麓古窯跡群(以下猿投窯)の資料を分析対象とした。猿投窯は愛知県中央北部に広がる窯跡遺跡群であり、陶邑窯に比肩する古代日本の窯業地帯として著名である。名古屋大学考古学研究室を中心として発掘調査が進められ、様式論を下敷きとした窯式期に基づく詳細な編年が作られてきた。

窯式期による編年は一括資料の組み合わせ関係が判断基準とされている。そのため個別資料の年代判定は難しく、各資料の器形差に基づく年代判定法の確立が求められている。しかし従来の観察に基づく議論では、器形の微妙な差異を実証的に論じることは難しく、定量的な根拠を示しつつ議論可能な手法を確立する必要がある。こうした状況を受け、発表者らの研究チームでは、人工知能による機械学習を応用した定量的な編年手法の確立を目指して研究を進めてきた。本稿はその最初の成果発表として、須恵器坏蓋の 3D データを対象として行った楕円フーリエ解析に基づく機械学習の分析結果を発表する。

2 研究の目的

今回行った研究の目的は以下の二つである。

- ①機械学習で類似した考古資料の断面形状を見分けることが可能か確認すること。
 - ②ロクロ成形による土器資料からその資料の性質を最も示している断面形状の抽出を行うこと。
- 目的①は機械学習と楕円フーリエ解析を組み合わせた手法で、考古資料の断面形状を見分けることが可能か確認するというものである。これには断面形状という型式学的に重要な情報を扱うことで、分析手法としての有効性を確認する意味もある。

目的②は外形上の特徴が乏しいロクロ成形の土器から、その資料を代表する断面形状を統計的に抽出する試みである。楕円フーリエ解析を用いた土器研究は定着した観があるが(金田 2012, 田村 2019, 平川ひろみ・中園 聡 2019), 現状では実測図をもとに資料の一断面を扱うものが多く、全体形状を反映したものではない。また実測図を用いる場合には、一定のバイアスがかかった情報をさらに解析してしまうという問題も抱えている。

以上の課題を踏まえ、本研究では資料の 3D データを中心軸から放射状に 1000 分割した画像を用いることで、可能な限り全体形状を反映できるよう配慮した。将来的には目的②を発展させ、同型式で類似した一括資料から、資料群を代表する形状抽出を行うことを企図している。

3 対象資料と 3D データの取得

今回対象とした資料は猿投窯から出土した完形の須恵器坏蓋 9 点であり、内訳は K-35 号窯から 5 点、K-67 号窯から 3 点、O-9 号窯から 1 点となっている(表 1・図 1)。K-35 号窯資料の内 1 点は多数の接合痕が目立つ資料であり、K-67 号窯資料の内 1 点は無紐の坏蓋である。以上の資料に対し SfM 方式および光学式ハンディスキャナによって 3D データを取得する作業を行った。SfM による作業手順については、回転撮影台 SR600 (CUBIC 社)で一眼レフによる撮影を 90 枚行った後、Metashape Professional Ver1.6.1 (Agisoft 社)を用いて 3D データを生成し、OBJ 形式で出

力した。光学式ハンディスキャナに関しては EinScan Pro 2X (SHINING 3D 社) を使用し、取得した 3D データを OBJ 形式で出力した。OBJ データの軸・縮尺の調整と三面図の作成には文化財ビューワ (データ・デザイン社) を使用した。

表 1 各資料の詳細と 3D データの取得方法

資料番号	器種	出土した窯	窯式期	3Dデータの取得方法	備考
1	坏蓋	K-35	O-10	SfM撮影	
2	坏蓋	K-35	O-10	SfM撮影	接合品
3	坏蓋	K-35	O-10	SfM撮影	
4	坏蓋	K-35	O-10	SfM撮影	
5	坏蓋	K-35	O-10	SfM撮影	
6	坏蓋	K-67	NN-32	SfM撮影	
7	坏蓋	K-67	NN-32	SfM撮影	無紐
8	坏蓋	K-67	NN-32	光学式ハンディスキャナ	
9	坏蓋	O-9	O-10	SfM撮影	



図 1 各資料のテクスチャ付き 3D データ

4 分析の手順

本研究は須恵器の坏蓋 9 点を 3D データ化し、取得した 3D データを中心軸から放射状に 1000 等分するところから開始した。この工程は Blender を用いて実施した。続いて OpenCV で 9000 枚分の断面図を白黒の 2 色で表現する 2 値化処理を施し、さらに各断面の輪郭をおよそ 1500 個の点群で表現してから PyEFD による楕円フーリエ解析を行った。

楕円フーリエ解析は機械学習に使用するフーリエ記述子を作成する目的で 9000 枚分の断面画像に対して実施した。解析にあたっては、資料の特徴を漏れなく表現していると考えられる 128 調和までの係数を用いて、輪郭の近似を行った。1 枚の断面画像につき 4 つの係数が存在することから、

128 調和×4 係数で 512 個の記述子を作成し、加えて資料が大きさによって分類されることを防ぐため、大きさの標準化を施した。

これらの手順を終えた後、前述の目的①を達成するため k-NN 法を用いた教師あり学習での分類と、K-Medoids 法による教師なし学習でのクラスタリングを実施した。

続いて目的②を達成するため、各資料 1000 枚分の記述子の中央値をとったものを逆フーリエ変換によって描出する作業を行った。

5 機械学習による分類とクラスタリング

5.1 特徴空間内における各資料の状況

機械学習によるクラスタリングを開始する前に、楕円フーリエ変換を行った後の各資料が特徴空間内でどのように分布しているかを確認した (図 2)。各資料は特徴空間内で点群の連なりとして現されている。この連なりは全てフーリエ記述子で表された断面形状であり、それぞれの遠近によって、形態の近似状況が示されている。そのため、類似した資料群がある場合は点群が塊のようになって表現される。今回は大きく 2 か所に点群が集中しており、右側の点群は資料 5 をはじめとする全体の歪みが激しいもので構成されている。次に示す k-NN 法による分類では、バラバラに分解されたこれらの点群を、機械学習によって元の位置に戻すことができるのか検証することになる。

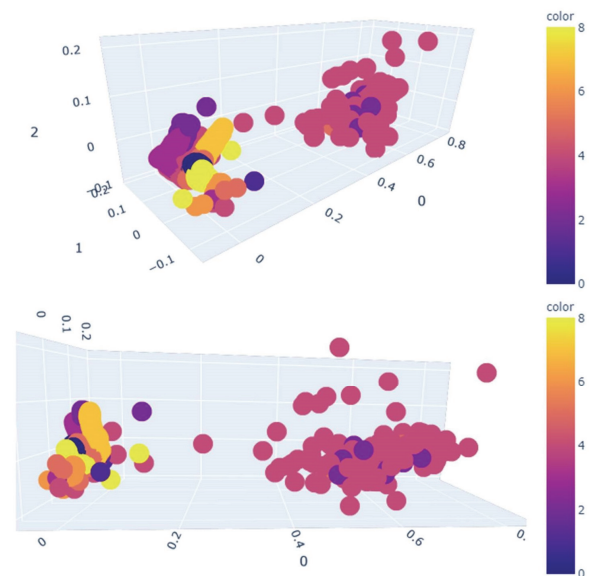


図 2 特徴空間内における各資料の分散状況

5.2 教師あり学習による分類の結果

教師あり学習による分類は k-NN 法によって実施した。データの学習については、9000 枚作成した断面画像のうち、一資料につき 50 枚として計 450 枚を教師データとした。パラメータは $n_neighbors=5$ である。分類の結果は表 2 の通りである。表 2 に示されている適合率 (precision)・再現率 (recall)・f 値 (f1-score: 適合率と再現率の調和平均) は 1.00 を最高値としたものであるが、いずれの資料も 0.98~1.00 という結果が出ており、全体の正解率 (accuracy) は 1.00 となっている。したがって細かな差異はあるもの、100% に近い精度で判別に成功したと言える。なお、特徴空間での再現結果については、精度の高さから図 2 に示したものを繰り返すことになるため、ここでは記載しない。

表 2 教師あり学習によるクラスタリングの結果

	precision	recall	f1-score	support
0	0.99	1.00	1.00	946
1	1.00	1.00	1.00	936
2	1.00	0.98	0.99	956
3	1.00	1.00	1.00	958
4	0.98	0.99	0.99	960
5	1.00	0.99	0.99	949
6	0.99	1.00	1.00	955
7	1.00	1.00	1.00	951
8	1.00	1.00	1.00	939
accuracy			1.00	8550
macro avg	1.00	1.00	1.00	8550
weighted avg	1.00	1.00	1.00	8550

5.3 教師なし学習によるクラスタリングの結果

教師なし学習によるクラスタリングは K-Medoids 法で実施した。一般にクラスタリングの手法としては K-Means 法を用いることが多いが、今回は資料の歪みに対応するため、外れ値に強いとされる K-Medoids 法を採用した。ここでは教師なし学習を行うため、事前に回答となる教師データは読み込ませておらず、最初から 9000 枚の断面データのみでクラスタリングを行っている。

クラスタリングの結果、評価指数の ARI は主成分で 0.711 となり、ある程度の精度で判別することが可能であると判明した。特徴空間内で再現された状況は図 3 に示す通りである。ゆがみが強く、外れ値になっていると考えられる資料 5 を除外した 8 点の資料によるクラスタリングも追加で行ったところ、精度が上がり ARI は 0.777 となった。

6 代表的な断面形状の抽出

各資料を代表する断面形状の抽出は、各資料 1000 枚分の記述子の中央値をとったものに、逆フーリエ変換を行って再描画する手法をとった。その結果が図 4 である。

図 4 に示した各資料の断面形状は、実物と比べて違和感のない仕上がりとなっている。中には資料 9 のように一部厚さが薄くなっている例もあるが、これは現実に確認することができる形状である。今回扱った資料はいずれも窯跡資料であるため、焼き歪みは程度の差はあれ認められる。しかし、中央値的な形状を抽出することで、資料 8 のような歪みが部分的な資料であれば、影響を取り除くことに成功したと言えるだろう。もちろん歪んでいない資料を扱う場合についても、恣意性を排した断面形状の提示が可能である。これを発展させれば、類似した一括資料から代表的な形状を取り出す際に有効な手法となるだろう。

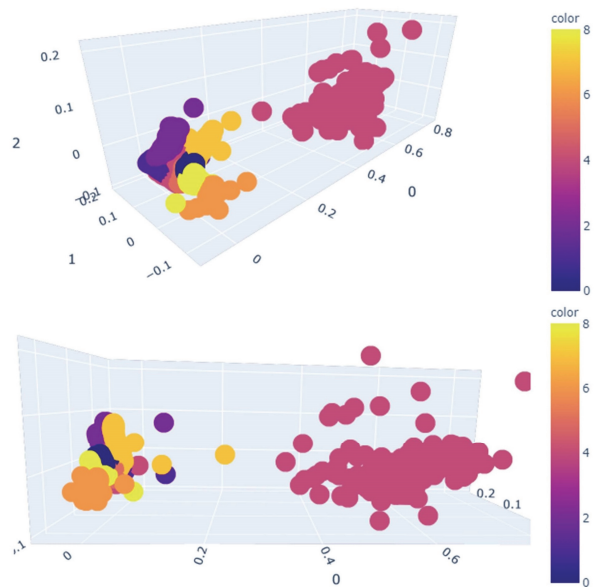


図 3 教師なし学習で再現された分散状況

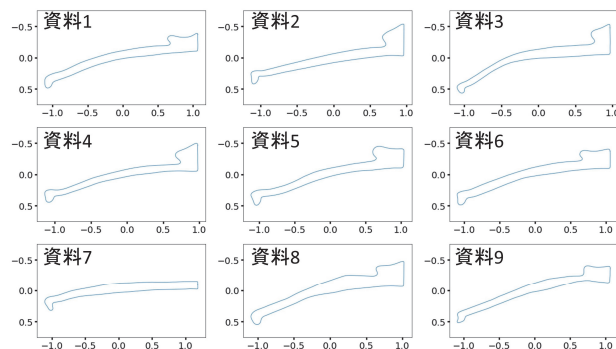


図 4 各資料の代表的な断面形状

7 おわりに

本研究の最終的な目標は、3D技術と人工知能を活用することで、定量的なデータに基づいた考古資料の編年手法を確立するというものである。本稿ではその第一歩として、方法論についての初歩的な研究成果を提示してきた。

教師あり学習に基づく分類と、教師なし学習に基づくクラスタリングで資料の判別に成功したという事実は、一点一点の考古資料を見分けるといった基本的な行為が人工知能にも可能であることを示した点で、大きな意味を持つものである。1000枚の断面形状から代表的な形状を抽出する方法についても、従来多くて数断面に留まっていた土器の断面情報を、全体的かつ定量的に引き出す手法として意義あるものを提示できたと考える。

加えて、断面形状の楕円フーリエ解析と、機械学習の組み合わせが、須恵器をはじめとする土器資料の型式学的分析において有効であると明らかになったことは、方法論の議論を進める上で重要な点になってくるだろう。

しかし、解決すべき課題も山積している。今回取り扱った坏蓋はいずれも完形であったが、今後は坏蓋以外の器種はもちろん、破片資料も含めて分析可能な手法を作り上げていく必要がある。歪みや降灰といった原器形の分析を妨げる要素を取り除く方法も、併せて探らなくてはならない。加えて色調や製作痕といった情報も重要であり、将来的には考古資料のテクスチャ付き3Dデータを、そのまま処理する手法を模索していかねばならないだろう。

いずれにしても、考古学における人工知能の活用はまだ未開拓の領域であり、様々な方向性から検討を行う余地がある。人工知能を使った研究を進めていく一方で、従来からの分析手法を援用することも適宜必要になってくるだろう。今後も猿投窯の須恵器を対象として、ここで発表した手法を発展させながら、考古学の新しい方法論を探っていきたい。

謝辞

調査にあたり愛知県陶磁美術館および大西遼氏にご協力を賜りましたことお礼申し上げます。

本研究は以下の研究費助成によって実施した。

豊秋奨学会研究助成「考古学分野への人工知能(AI)の導入に関する基礎的研究」(代表:梶原義実)

名古屋大学大学院人文学研究科 2019年度フィールド調査プロジェクト「猿投窯出土須恵器の3Dデータベース構築」(代表:井上隼多)

松下幸之助記念志財団研究助成「人工知能(AI)を用いた考古資料の型式学的分析に関する基礎研究」(代表:井上隼多)

文献

- 愛知県史編さん委員会 (2015)『愛知県史』別編 窯業 1 古代 猿投系, 名古屋:愛知県
- 大阪府教育委員会 (1973)『陶邑・深田』, 大阪:大阪府教育委員会, 46-50
- 大阪府教育委員会 (1976)『陶邑』I, 大阪:大阪府教育委員会, 169-177
- 大阪府教育委員会 (1977)『陶邑』II, 大阪:大阪府教育委員会, 204-209
- 大阪府教育委員会 (1978)『陶邑』III, 大阪:大阪府教育委員会, 162-167
- 尾野善裕 (2019)「飛鳥時代宮都土器編年の再編に向けて—飛鳥・藤原地域を中心に—」『飛鳥時代の土器編年再考—奈良文化財研究所・歴史土器研究会共催シンポジウム』奈良:奈良文化財研究所・歴史土器研究会, pp.1-18
- 堅田 直 (1996)『情報考古学』ジャストシステム, pp.7-8
- 金田明大 (2012)「うつわの形をわける—EFDを利用した土器形体の分類の試行—」『文化財論叢IV—奈良文化財研究所創立60周年記念論文集』奈良:独立行政法人国立文化財機構奈良文化財研究所, pp.1355-1366
- 田村光平 (2019)「楕円フーリエ記述子に基づく考古遺物の輪郭形状解析」『「考古形態測定学ワークショップ#01 (かたち)を測る・分ける・読み解く—考古学における形態の測定と理解とは何か—」予稿集』日本学術振興会 科学技術研究費(基盤研究C)「3D石器形態研究の確立による日本列島後期旧石器時代の生活・技術・文化の解明」(代表:野口 淳), pp.17-20
- 武内孝之 (1977)「土器の形態による分類と統計処理」『数理科学』170:54-59

中園 聡 (2017) 「三次元考古学の新天地」『季刊考古学』
140 : 14-17

中村 浩 (1981) 『和泉陶邑窯の研究』 柏書房, pp.279-282

平川ひろみ・中園 聡 (2019) 「単純な土器形態を記述する—北部九州弥生時代中期の器台の形態分析—」『日本情報考古学会講演論文集』 22 : 37-42

Bickler,H.S (2018) Machine Learning Identification and
Classification of Historic Ceramics: *Archaeology in New
Zealand*, March 2018: 20-32

Erom:[https://www.researchgate.net/publication/323302055_](https://www.researchgate.net/publication/323302055_Machine_Learning_Identification_and_Classification_of_Historic_Ceramics)
[Machine_Learning_Identification_and_Classification_of_Hi](https://www.researchgate.net/publication/323302055_Machine_Learning_Identification_and_Classification_of_Historic_Ceramics)
[storic_Ceramics](https://www.researchgate.net/publication/323302055_Machine_Learning_Identification_and_Classification_of_Historic_Ceramics)

Elgammal, A., Liu, B., Kim, D., Elhoseiny, M., & Mazzone, M
(2018) The shape of art history in the eyes of the machine:
Proceedings of the 32rd AAAI Conference on Artificial
Intelligence 2183–2191.

Fom:[https://www.aaai.org/ocs/index.php/AAAI/AAAI18/pap](https://www.aaai.org/ocs/index.php/AAAI/AAAI18/paper/viewFile/16993/15929)
[er/viewFile/16993/15929](https://www.aaai.org/ocs/index.php/AAAI/AAAI18/paper/viewFile/16993/15929)

Lu,Y., Zhou,J.,Wang,J.,Chen,J.,Smith,K.,Wilder,C.,
Wang,S(2018) Curve-Structure Segmentation from Depth
Maps: A CNN-Based Approach and Its Application to
Exploring Cultural Heritage Objects: The 32rd AAAI
Conference on Artificial Intelligence 7235-7242. From:
<https://arxiv.org/abs/1711.02718>