縄文土器に画像生成ＡＩを応用したら

千葉豊*1、髙野紗奈江*2、杉山淳司*3

＊1 京都大学大学院文学研究科 ＊2 京都大学総合博物館 ＊3 京都大学大学院農学研究科

はじめに－なぜ、こんな研究を始めたのか－

1万3千年間続いた縄文時代には大量の土器が作られました。手作りの縄文土器は、まったく同じものはないにもかかわらず、よく似た土器、うり二つの土器がたくさんあります。土器研究者は、類似した特徴を持つまとまりを「土器型式」と呼んで分類し、型式間の関係（系統）を調べることで、年代や集団間の関係を探究してきました。飛躍的な進歩を見せているＡＩ（人工知能）は、土器研究者の職人仕事に対抗できるでしょうか？縄文土器分類ＡＩ開発に向けて、新たな挑戦を始めることにしました。

左は徳島県、中央は三重県、右は千葉県で見つかった縄文土器。まったく同じではないにもかかわらず、渦巻き文様などの特徴がなんとなく類似していることがわかる。約4000年前の後期初頭の土器で、広い地域に及ぶ情報の伝達によって製作されたと研究者は考えている。

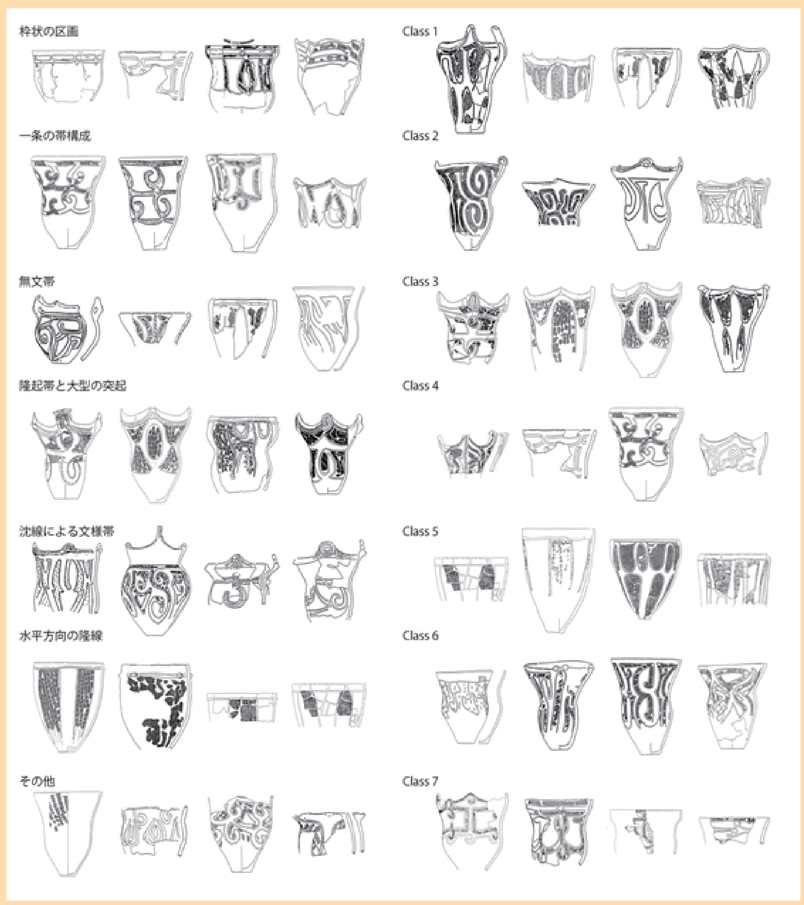
１．画像の判別モデルを検討してみる

Gr. A		Gr. B		Gr. C		Gr. D		Gr. E	
Class	Num	Class	Num	Class	Num	Class	Num	Class	Num
枠状の区画	39	文様無し	6	無	28	水平口縁	122	（垂下刻み隆帯）無	212
一条の帯構成	32	紡錘文	22	縄文	183	波状口縁	63	（垂下刻み隆帯）有	12
無文帯	78	懸垂文	13	列点	13	突起あり	36		
隆起帯と大型の突起	39	１段Ｊ字文	16			その他	3		
沈線による文様帯	16	２段Ｊ字文（横位連携）	11						
水平方向の隆線	16	２段Ｊ字文（横位連携なし）	24						
その他	4	２段Ｊ字文（下端開放）	34						
		１段ネガＪ字文	9						
		逆Ｕ字文系	61						
		その他	28						

Gr.4		Gr.5		Gr.6		Gr.7		Gr.8		Gr.9		Gr.10		Gr.11	
Class	Num	Class	Num	Class	Num	Class	Num	Class	Num	Class	Num	Class	Num	Class	Num
1	78	1	38	1	41	1	30	1	28	1	27	1	17	1	20
2	56	2	73	2	38	2	36	2	27	2	26	2	34	2	17
3	38	3	44	3	37	3	27	3	30	3	31	3	18	3	27
4	52	4	38	4	34	4	29	4	36	4	17	4	19	4	24
		5	31	5	43	5	42	5	25	5	36	5	29	5	28
				6	31	6	27	6	27	6	28	6	22	6	17
						7	33	7	25	7	15	7	23	7	20
								8	26	8	20	8	27	8	20
										9	24	9	18	9	15
												10	17	10	21
														11	15

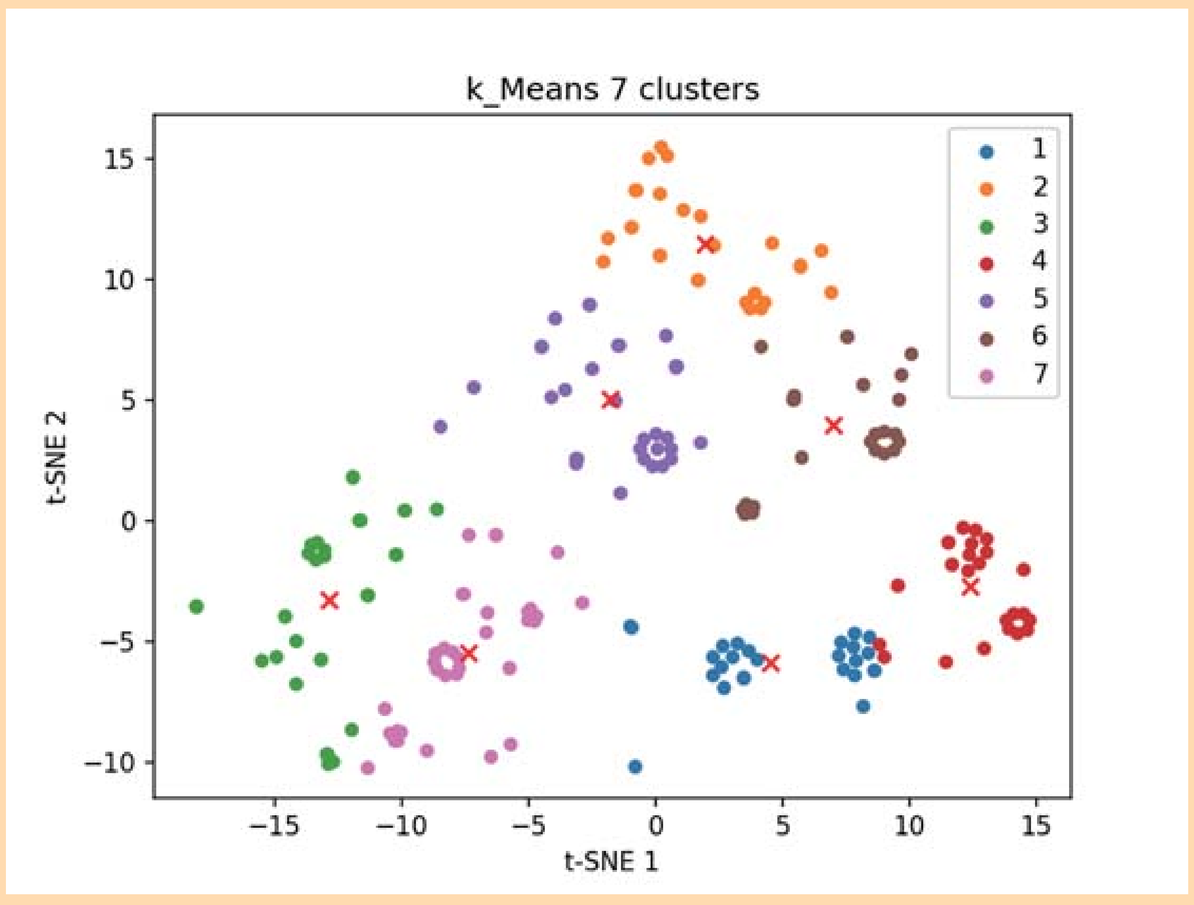
1

画像データの分類。224 枚の縄文土器画像を用いて、考古学的な指標に基づく分類（Ａ～Ｅ）とそれに基づいて階層的クラスタリングで作成した８種類の分類群（４～11）。



2

図２は、分類に含まれる典型的な画像を 4 枚ずつランダムに表示したもの。左側は考古学的な分類（グループＡ）。右は考古学的分類（Ａ～Ｅ）のデータを使って、７分類したときに含まれる画像。



3

図３は、７分類した際のクラスターを t-SNE プロット上で色分けしたもの。プロット上の距離の近さが共通性の高さを示している。

	A	B	C	D	E	4	5	6	7	8	9	10	11
VGG16	0.39	0.35	0.81	0.53	0.96	0.45	0.34	0.25	0.28	0.25	0.26	0.21	0.22
VGG19	0.38	0.41	0.87	0.75	0.95	0.51	0.46	0.36	0.42	0.41	0.35	0.3	0.2
InceptionV3	0.38	0.38	0.8	0.5	0.95	0.48	0.41	0.21	0.34	0.25	0.21	0.28	0.18
ResNet50	0.46	0.37	0.86	0.58	0.95	0.44	0.42	0.44	0.34	0.35	0.29	0.23	0.23
ViT	0.3	0.27	0.87	0.71	0.95	0.43	0.36	0.23	0.31	0.24	0.35	0.35	0.18

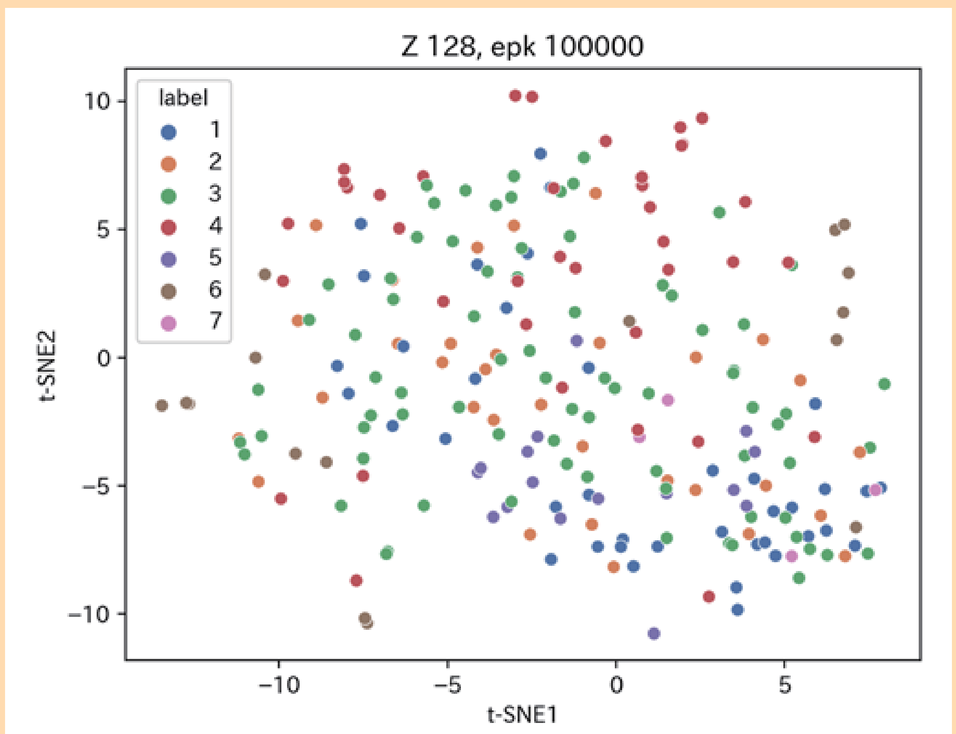
５つの深層学習モデルの学習の結果。Ｃ、Ｄ、Ｅで判別精度が高いことがわかるが、そこに含まれるクラス（Ｃの場合なら３）が少ないため、判定精度では 0.5 を超えるとは考えられない。学習は進展していない。

4

２．画像生成ＡＩモデルで検討してみる

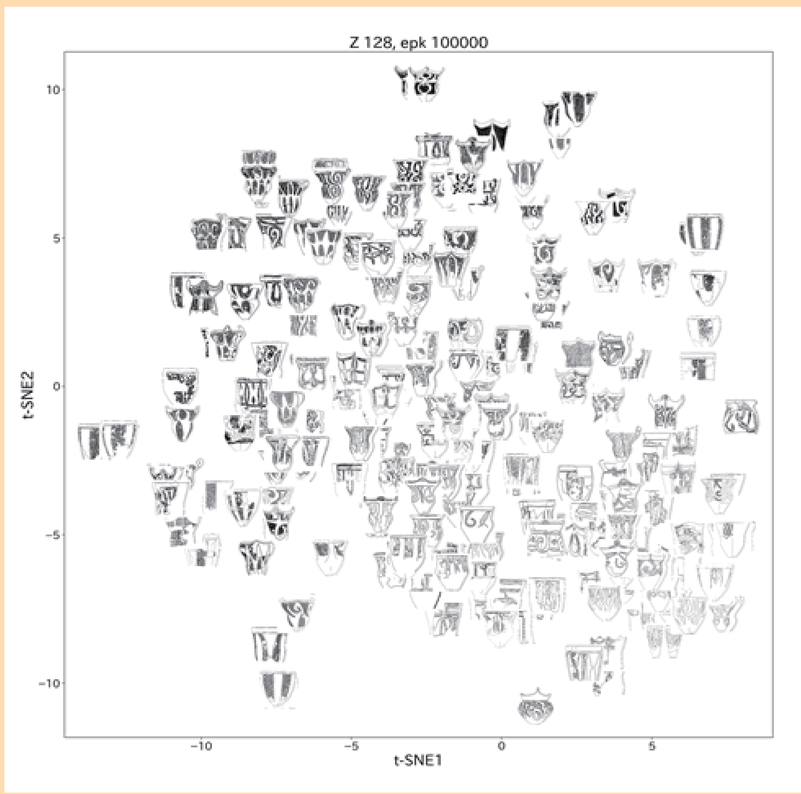
VAE（Variational Auto Encoder）による 10 万回学習した生成モデルで再生した画像（下図）。上は元画像。大まかではあるが、元画像と比較して近い画像が生成されていることが分かる。

5



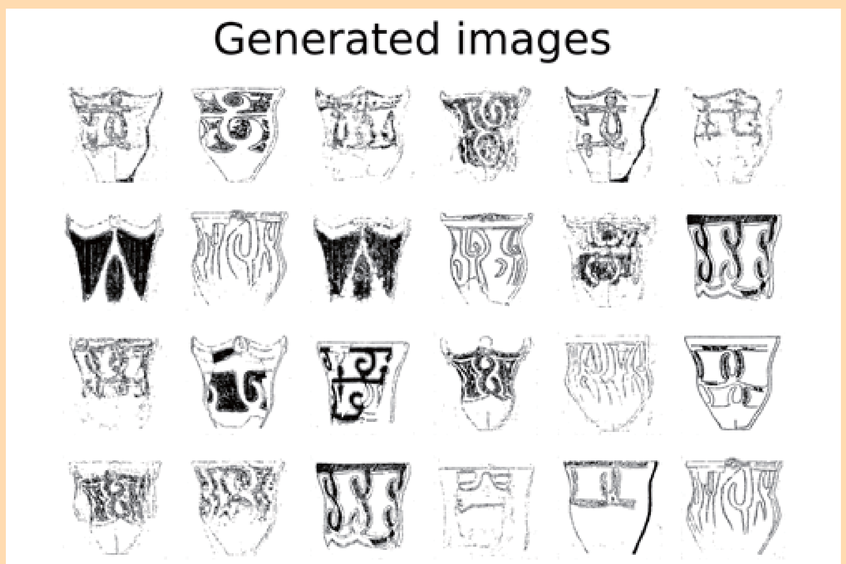
6

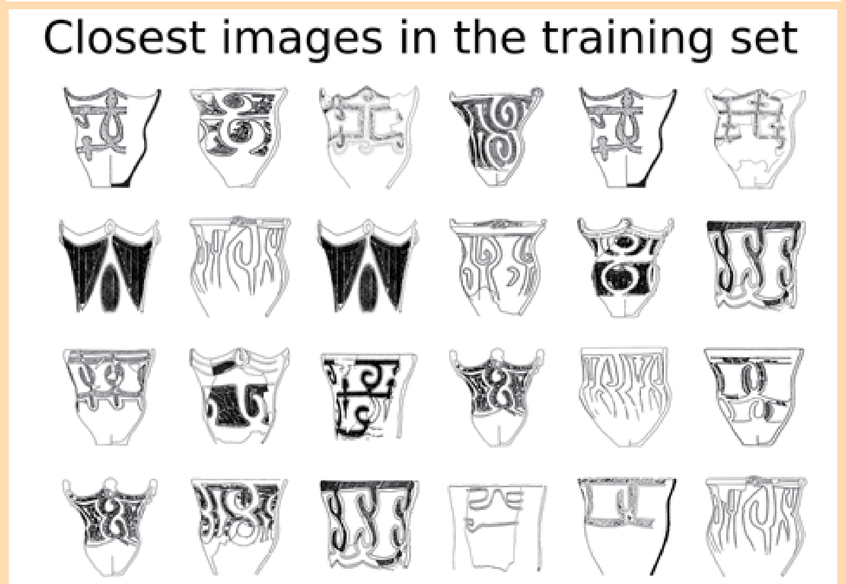
上のモデルを用いて、潜在空間ベクトルを t-SNE により次元圧縮して、クラスターの有無を確認した。潜在空間ではクラスター（まとまり）を見つけることは困難である。



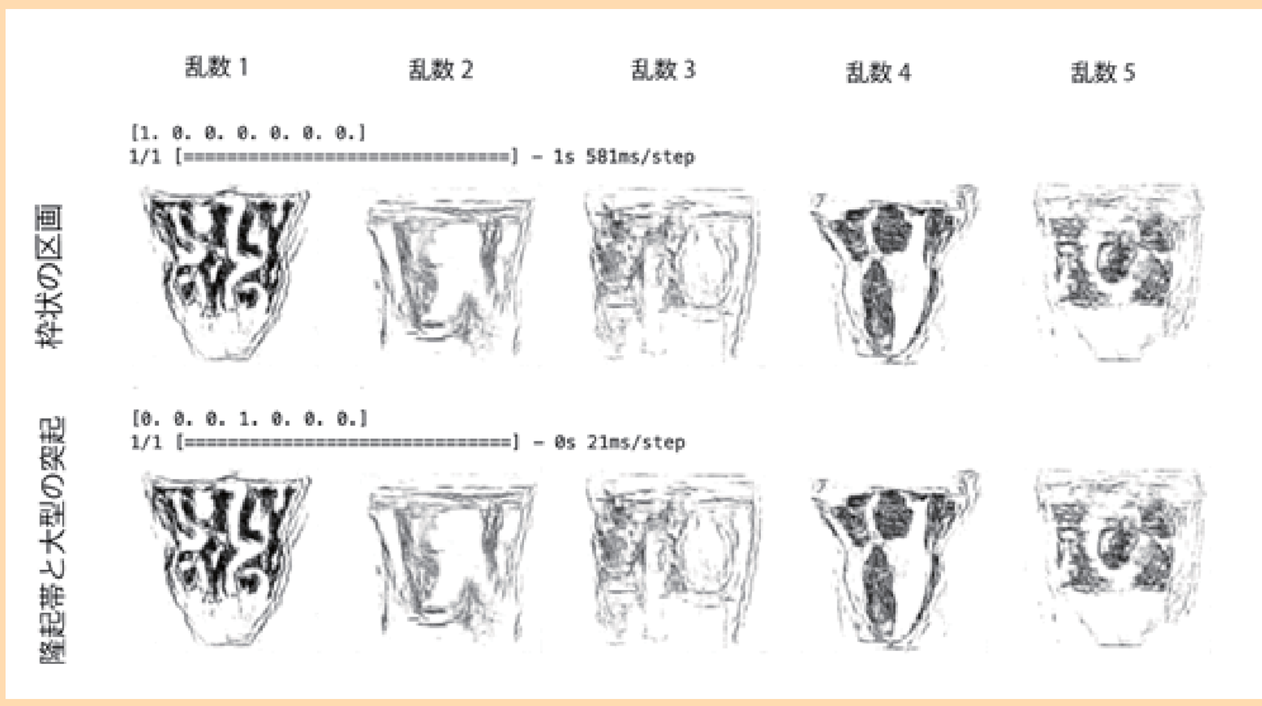
7

図６のプロットに対して、それぞれの点に相当する土器のイラスト画像を重ねて可視化したのが図７である。興味深いことに、個々の分類ラベルの分散に反して、画像として濃淡や、紋様部分の複雑さや領域の違いを概観することができる。





8



9

CGAN（Conditional GAN）は、画像に対してラベルを同時に入力データとして与えるもの。ラベルの特徴をネットワークに学習させることができるが、いまのところラベルの特徴を学習させることがうまくできていない。図９は、分類群 A の「枠状の区画」（上段）と「隆起帯と大型の突起」（下段）の特徴を追加情報として与えた場合の生成画像である。残念なことに、分類群の特徴を生成画像に見ることはできない。

WGAN-GP（Wasserstein GAN with Gradient Penalty）を用いた画像生成の結果。128 個のノイズからモデルが生成した画像である（上図）。下図は一番近い元画像を示した。生成モデル自体は、機能していると思われる。

３．今後の研究を展望する

画像の判別モデルにおいては、考古学的な分類と類似した分類群を作り出してはいるものの、５つの深層学習モデルでは学習を進展させることができなかった。画像生成ＡＩの検討では、VAE 、WGAN-GP、CGAN の３つをＡＩを試みた。VAE は、画像の精細度が GAN に劣るとはいえ、潜在空間から画像生成を行うという意味において、潜在的なクラスを検出する可能性が認められた。今回の解析では、濃淡や精細度という画像としての特徴による分布は見えたものの、考古学的な分類群がみえたとは言い難い結果となった。学習用のデータの量的・質的な工夫を加えて、さらに信頼度の高い縄文土器分類ＡＩを作ることに挑戦していきたい。