

石器データベースと RGB-D カメラを用いた石器計測点群のマッチングによる 石器識別手法

澤田佳紀¹⁾(非会員) 木下勉²⁾(正会員) Amartuvshin Renchin-Ochir³⁾(非会員)
千葉史⁴⁾(非会員) 今野晃市⁵⁾(正会員)

1) (株) ビッツ 2) 東北学院大学 3) モンゴル国立大学 4) (株) ラング 5) 岩手大学

Stone Tool Identification Method Based on Measured Points by RGB-D Camera and Points of Stone Tool Database

Yoshiki Sawada¹⁾ Tsutomu Kinoshita²⁾ Amartuvshin
Renchin-Ochir³⁾ Fumito Chiba⁴⁾ Kouichi Konno⁵⁾

1) BITS Co., Ltd. 2) Tohoku Gakuin University 3) National University of Mongolia
4) LANG Co., Ltd. 5) Iwate University

konno @ cis.iwate-u.ac.jp

概要

遺跡から発掘された石器は、洗浄、採番、母岩分類の後、組み立てを行い、それぞれの石器に識別番号が与えられ、その製法や用法を知るために調査される。しかし、調査の過程で識別情報が失われてしまう可能性があるため、実物の石器から識別番号を自動で提示するシステムが求められている。本稿では、石器の識別自動化のため、RGB-D カメラで計測した実物の石器を識別する手法を提案する。本手法では、RGB-D カメラを用いて石器の表面の点群を計測し、計測した点群と事前にスキャンしておいた石器の点群を 2D と 3D の手法を組み合わせたアルゴリズムによって比較することで石器の番号を識別する。具体的には、処理速度の早い輪郭を用いたマッチング手法と ICP アルゴリズムを組み合わせることで、点群のみを用いた手法よりも速い処理速度と、輪郭のみを用いた手法よりも高い識別精度を実現する。24 個の石器から構築された 82 個の石器点群データをデータベース化し、いくつかの石器に対して本手法を適用した結果、良好な結果が得られた。

Abstract

The stone tools excavated from the ruins are washed, given identification number, classified for assembly, and then assembled. After that, each stone tools are investigated to know its manufacturing method and usage. However, since the identification information may be lost in the process of investigation, a system that automatically presents the identification number from the actual stone tool is required. This paper propose a method for identifying real stone tools measured by an RGB-D camera in order to automate the identification of stone tools. In this method, the point cloud of the stone tool measured by an RGB-D camera, and the point cloud that has been scanned in advance are compared by an algorithm that combines 2D and 3D methods. As the result stone tool becomes identified. Specifically, by combining the matching method using 2D contours and the ICP algorithm, we have achieved faster processing and higher discrimination accuracy. As a result of creating a database of 82 stone tool point cloud data constructed from 24 stone tools and applying this method to some stone tools, good results were obtained.

1 はじめに

石器は、主に先史時代に使用された道具である。遺跡から出土した石器は、洗浄、採番、母岩分類を経て、同一の母岩から作製されているかどうかを調査するために、組み立てを試みる。組み立てられた石器は、接合資料 [1] と呼ばれ、石器がどのような手順で製作されたのかを知るための手掛かりとなる。

一度組み立てられた接合資料は、調査目的のため何度も、分解・再組み立てされる。接合資料を構成する石器には、識別番号が付与されており、識別番号と接合資料の実測図を手掛かりに再組み立てされる。



図1 現在の石器の管理方法

しかし、実際の石器表面に直接識別番号を記すことは、汚損の原因になる。したがって、図1のように、識別番号を記載した紙と一緒に、石器を袋に入れるなどの、保存・管理方法がとられている。このとき、石器の数が多くなればなるほど、石器を調査した後に、別の袋に戻したり、紙をなくしたり、手作業による管理が原因で、石器の識別情報が徐々に失われていく可能性がある。

以上のように、手作業による識別番号の管理は、間違いが入りやすいため、実物の石器から識別番号を提示するシステムが求められている。文献 [2] では、石器の画像とその石器を計測した点群から、石器の識別を行う手法を提案している。[2] では、石器を計測した点群から計算して得られる輪郭と画像中の石器の輪郭をマッチングする。この方法は処理速度が速く、リアルタイムに処理することができるが、石器製作の元になる石核のように厚い石器を識別することは難しい。

また、デプスセンサーによって石器の表面点群を取得し、ICP アルゴリズムによってマッチングする手法が研

究されている [3]。この手法では様々な形状の石器を識別することが可能である。しかし、ICP アルゴリズムは処理が複雑なため、複数の石器を同時に処理する場合、時間がかかる。

本論文では、実行速度の速い輪郭を用いたマッチング手法と、識別精度の高い点群を用いたマッチング手法を組み合わせることによって、実用的な処理速度と識別精度を実現する手法を提案する。

2 関連研究

2.1 画像による物体識別

画像の中にある物体を識別するために、様々な手法が研究され、特徴認識やシルエット、形状マッチングを利用した手法が数多く実現されてきた。

P.Vilova ら [4] は顔認識などにおいて、画像から重要な特徴点を読み取る方法を提案した。これにより、画像から素早く特徴点を抽出することができ、識別に役立てることができる。しかし、石器のように、画像内の特徴点がほとんどない物体の識別手法の研究は、現在はあまり進んでいない。

Toshev ら [5] は目的の物体のシルエットと形状マッチングによって物体を識別する手法を提案した。この手法では、物体から 3D データを取得し、各物体の周囲の 500 個の視点からシルエットを抽出する。そして、モーショントラッキングを使用し、ビデオ内の目的の物体からシルエットを抽出し、シルエットと形状のデータを照合する。これによって目的の物体の形状と姿勢を知ることができる。ただし、この方法は多くの視点の検査、抽出が必要であり、物体認識には非常に時間がかかる。

Liu ら [6] は、対象物の部分形状と、対象物を複数方向から見たときの画像に基づいて形状を分類する手法を提案している。この手法は、椅子、飛行機、自動車など形状特徴が異なるものについての形状認識は可能である。Liu らの手法では、認識精度が椅子の場合 83.94 パーセント、飛行機の場合 93.99 パーセント、自動車の場合 79.47 パーセントであり、椅子や飛行機と比べて突起の少ない自動車の認識精度は低い。このことから、石器のような突起のない、際立った特徴が少ない対象物に対する認識精度は低いため、本課題に適用することが難しい。

2.2 3D 点群による物体識別

3D 点群による物体識別手法として、深層学習等を用いた手法等が提案されている [7]. 点群の特徴をニューラルネットにより抽出するものであるが、椅子、飛行機、自動車など形状特徴が異なるものについての形状認識は可能である。しかし、石器のように突起がなく、際立った特徴もない対象物に対する適用事例は述べられていない。

一方、3D 点群の位置合わせ手法は、ICP アルゴリズムが代表的である [8]. 2つの点群を反復的に近づける処理によって、3D 点群中の一致する部分を重ね合わせることができる。[9]の手法では、レーザー計測と写真計測で同一の物体の3D 点群を計測し、2つの3D 点群の位置合わせをすることで、レーザー計測で欠損した部分を補完できる。[9]の手法で用いる3D 点群の位置合わせ手法は、3D 点群の拡大、縮小に対応した sICP アルゴリズム [10][11] を利用している。また、ICP アルゴリズムを用いて物体同士の類似度を比較する手法が検討されている [12].

3 提案手法

3.1 概要

本研究では、2D と 3D の処理を融合させて、処理速度と識別精度の両立を目指す。図 2 に本手法の概要を示す。本手法は、次の4つの処理で構成される。

- 輪郭と 3D 点群のデータベース構築
- RGB-D カメラによる実石器の点群計測
- 輪郭を用いた石器識別
- 3D 点群を用いた石器識別

まず、多方向大量同時計測システム [14] により計測された 3D 点群から、石器を平面に置いた際に安定する姿勢を計算し、その姿勢を表す 3D 点群と真上から見下ろしたときの輪郭を用いてデータベースを構築する。次に、RGB-D カメラで計測した 2D 画像から石器の輪郭を抽出し、石器輪郭とデータベース内の安定姿勢を表す点群から抽出した輪郭とを Hu モーメントによってマッチングする [2]. この処理によって、計測した石器の輪郭とデータベース内の石器の輪郭との一致度を評価し、一致度の高い複数の候補を得る。そして、得られた複数のマッチング候補のデータを用いて、RGB-D カメラで計

測された 3D 点群とデータベースの安定姿勢となる 3D 点群をマッチングすることで石器を識別する。

3.2 データベース構築と安定姿勢

マッチングの際に使用するデータベースを構築する方法を説明する。データベースは、各石器をテーブル上に置いたときの姿勢を想定して、平面上で安定するすべての姿勢を石器点群から推定し、その姿勢を真上から見下ろした時の輪郭と、安定姿勢を示す 3D 点群を 1 つのデータセットとして構築する。ここでは、平面は、zx 平面を想定して、高さ方向が y 軸方向を前提とする。データベース内の構成は図 3 のように表される。

石器の安定姿勢は多方向大量同時計測システムにより計測された 3D 点群から計算する。まず、ドロネー三角形分割により物体の凸包を生成する。次に、凸包を構成する各三角形が乗る平面上に物体の重心を投影し、投影した点が三角形の内側に存在する場合、その三角形を底面とした姿勢が安定であると判断する。図 4 は、重心を赤い丸で表し、重心を投影した平面と物体を横から見たときの模式図である。物体の下部にある赤い線は、重心を投影した平面を決定した三角形を示している。例えば、図 4 の (a) では、投影された重心が赤い線の内側にあるため、安定姿勢であると判断される。また、図 4 の (b) では、投影された重心が赤い線の外側にあるため、不安定であると判断する。

こうして得られた安定姿勢の 3D 点群は、xz 平面を安定姿勢の接地面として、y 軸正の向きが上を向いているという座標系となっている。

図 5(b) は、(a) に示す石器モデルの凸包と選択した三角形を黄色でハイライトした例である。

以上のような方法で導出した安定姿勢の 3D 点群に関して、ICP アルゴリズムを実行するために、データの整形を行う。3D 点群の整形は、安定姿勢となる石器点群を真上から見下ろした際の裏面の削除、ダウンサンプリング、初期位置の設定の 3 つの処理を施す。以下に各処理について説明する。

裏面削除は、RGB-D カメラによる計測では、実物の石器の表面のみしか点群として取り出すことができないため、ICP アルゴリズムを実行する際に不必要な情報を削除するために行う。具体的な裏面削除の方法は、まず、3D 点群を任意の単位ボクセルに分割する。そして、各 (x,z) 座標について y 座標の大きい方から調べていき、は

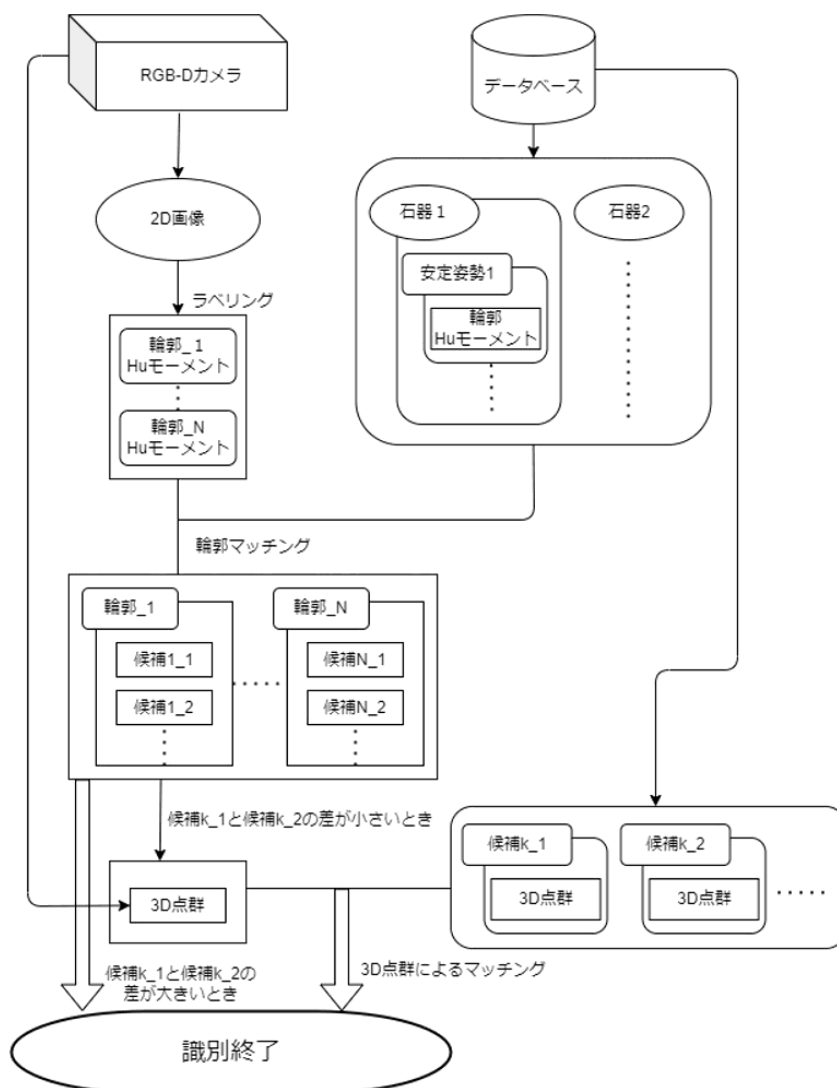


図2 提案手法の概要

じめに発見した 3D 点群を含むボクセルを記録する。こうして記録されたボクセル以外のボクセルを削除することで、安定姿勢を真上から見下ろした時の、表面部分のみの 3D 点群を抽出することができる。

ダウンサンプリングは RGB-D カメラで計測して得られた点群とデータベース内の点群との点密度を合わせるために行う。ダウンサンプリングは、点群をボクセルに分け、ボクセル内の全点から求めた重心を代表点とし、各ボクセルの代表点のみの 3D 点群を作成することで行う。この時、処理後の 3D 点群の点密度は、実行環境の RGB-D カメラによって計測された 3D 点群と同程度となるようにする。

初期位置の決定は、裏面の削除、ダウンサンプリングを施した点群の重心を計算し、重心が原点に位置するように平行移動する。また、表裏の境界を表す点群を平面の方程式で近似した平均平面を算出して、平均平面が zx 平面と一致するように回転移動する。これと同様の処理を RGB-D カメラで得られる 3D 点群にも行うことで、点群の位置をだまかに合わせる事が可能となり、ICP アルゴリズムを安定して実行することができる。

3.3 輪郭を用いた石器識別

先行研究 [2] では、石器を計測した画像から輪郭を取り出し、データベースの輪郭と比較することで石器を識別する。輪郭の比較には、Hu モーメント [13] を利用す

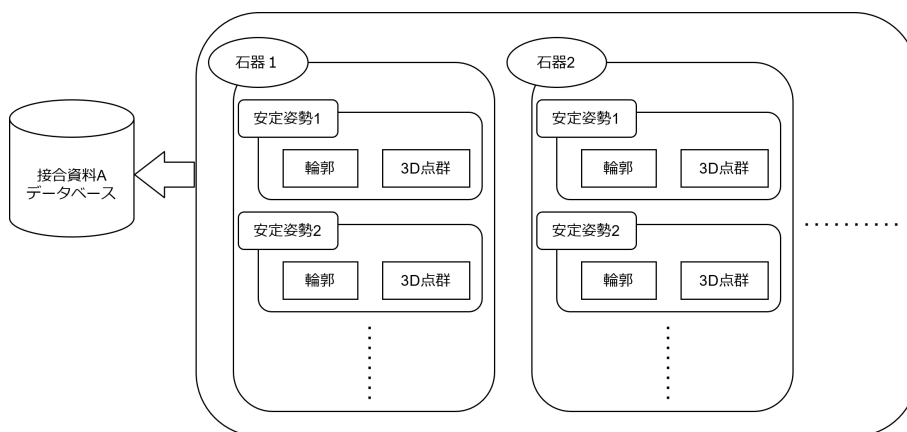


図3 データベースの構成

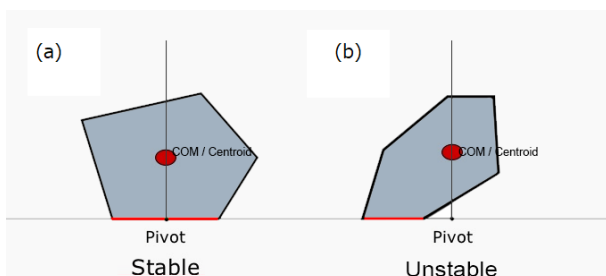


図4 安定姿勢の計算方法

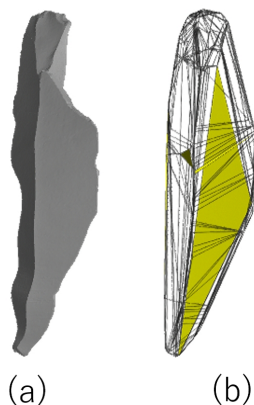


図5 凸包と選択された平面の例

る。Hu モーメントは、輪郭から計算することのできる固有の7つの数値であり、輪郭の拡大縮小、回転に対して不変の値をとる。

画像から抽出した輪郭から Hu モーメントを計算し、3.2 節で説明したデータベースにある安定姿勢をとる 3D 点群の輪郭から計算された Hu モーメントと比較する。その結果、Hu モーメントの差が小さいもの同士が一致する輪郭と判断され、図6 に示すように石器の識

別番号を提示することができる。



図6 輪郭による石器識別の結果 [2]

この手法の強みは、処理速度が非常に早く、リアルタイムに処理することができることである。しかし、この手法の課題として、識別可能な石器の形状が、薄型のものに限定されることが挙げられる。

そのため本手法では、厚みのある石器を精度よく識別できるように、3D 点群を用いたマッチングを導入する。

3.4 3D 点群を用いた石器識別

3D 点群を用いたマッチングは、RGB-D カメラによって石器を計測して得られた点群と、データベースの点群で ICP アルゴリズムを実行し、その結果から評価値を計算することで石器を識別する。

RGB-D カメラから得られる 3D 点群は図7のように、計測したカメラの位置を原点とし、z 軸の負の方向を上向きとした座標系で得られる。この 3D 点群を、データベースの 3D 点群と比較するために、座標系を統一する必要がある。そのため、ここで計測して得られた 3D 点群を、y 軸の正の向きがテーブルに対して上向きとなる

ように座標変換する。すなわち、 (x, y, z) が $(x, -z, y)$ となるように座標変換する。

データベース内の点群の長さの単位は、ミリメートルである。一方、RGB-D カメラで計測した点群の長さの単位は、メートルである。そこで、両者の点群が同一の長さの単位となるように、RGB-D カメラで計測した点群を変換した後、ICP アルゴリズムを適用する。

初期位置の設定は、計測点群の重心を計算し、重心が原点に位置するように平行移動する。そして、図 8 に示すように、データベースの 3D 点群と ICP アルゴリズムを実行する前に、y 軸を中心として計測した 3D 点群を回転させ、データベースの点群との大まかな位置合わせを試みる。y 軸を中心に 10 度ずつ回転させ、それぞれの角度で ICP アルゴリズムの反復処理を一度だけ行い、対応点の平均距離を求め、平均距離が最も小さい値をとった時の角度を初期位置とする。

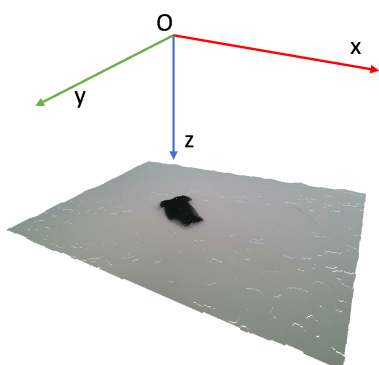


図 7 RGB-D カメラから得られる 3D 点群の座標系

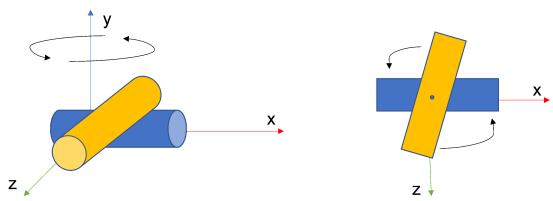


図 8 計測点群の初期位置決定

これらの処理を行った後、計測点群とデータベース上の点群で ICP アルゴリズムを実行し、対応点間の平均距離 D と、データベースの点群内の点のうち対応点とされた点の割合 R から評価値を求める。ICP アルゴリズムの収束条件は、式 (1) に示すように、 $i-1$ 回目の収束計算で得られた対応点間の平均距離 D_{i-1} と、 i 回目の収束計算で得られた対応点間の平均距離 D_i の差分が閾値 ε_1

よりも小さいかどうかとする。本研究では、経験的に閾値 $\varepsilon_1 = 0.01$ とする。なお、式 (1) を満たすことができなかった場合の、最大反復回数を 100 回と設定した。

$$\|D_i - D_{i-1}\| < \varepsilon_1 \quad (1)$$

また、 R を式 (2) のように定義する。

$$R = \frac{\text{データベース点群の対応点の点数}}{\text{データベース点群の点数}} \quad (2)$$

D が小さく、 R が高い点群が形状の一致率が高いと考えられるため、評価値 E は、式 (3) により算出する。

$$E = D^2 \times (1 - R) \quad (3)$$

この評価値は、2 つの 3D 点群の形状が類似しているかを示す対応点間の距離 D と、3D 点群のサイズが類似しているかを示す R を含めた評価結果となっている。

データベース内の安定姿勢を表すすべての点群に対して ICP アルゴリズムを実行し、 E の値が最も小さい石器点群を求めて、識別の結果として提示する。

この手法は、位置合わせ手法である ICP アルゴリズムを利用した、高精度な識別によって、様々な形状の石器を識別することができるが、先述の輪郭を用いた識別手法よりも識別にかかる時間が非常に長く、複数の石器を計測した際の識別は時間がかかってしまう。

3.5 輪郭と 3D 点群を組み合わせた識別手法

本研究では、3.3 節と 3.4 節で述べた手法を組み合わせた手法を提案する。この手法の狙いは、輪郭マッチングをベースにすることで速い実行速度を確保し、輪郭マッチングのみでは識別がうまくできないものにも 3D 点群を用いたマッチングをすることで識別精度を上げることである。

図 2 に示すように、輪郭マッチングの際、輪郭 $i (i=1, \dots, n)$ の Hu モーメントに対してデータベース内にあるすべての輪郭の Hu モーメントとの差 H_i をとり、 H_i の値が小さい順にソートする。このとき、 H_i の中で最小の値 H_{min} となるデータが 1 位の識別候補 k_j となる。ただし、 k は、石器の ID、 j は安定姿勢の ID とする。また、すべての H_i と H_{min} に対して、式 (4) を満たす H_i を算出した石器 ID l と安定姿勢の ID m 、すなわち l_m を識別候補に加える。

$$H_i - H_{min} < \varepsilon_2 \quad (4)$$

ここで、 ε_2 は、閾値とする。式 (4) より H_i と H_{min} の差が大きい場合には、 H_i は 1 位の識別候補と類似度が低いと判断できる。3D 点群によるマッチングは実行時間がかかるため、できるだけ識別候補を絞り込みたい。一方で、正解となる石器が候補から除外されるのを防ぎたい。本研究では、 $\varepsilon_2 = 2.0$ とし、正解となる石器が候補から除外されないような閾値を経験に基づき設定した。 ε_2 を小さくすることで、識別候補数を少なくすることができ、3D 点群によるマッチング実行時間を減少させることが可能となるが、識別精度を保てる数値にする必要がある。こうして挙げられた識別候補のデータを用いて 3D 点群によるマッチングを実行する。

この処理によって、輪郭マッチングの精度を補い、3D 点群による識別手法に用いるデータを絞り込むことで処理速度を上げる。

4 実験

4.1 実験環境

3 章で述べた手法を用いて実験を行い、提案手法の検証を行う。本実験に使用する機器は、OS は Windows 10 Pro, CPU は Intel Core i7-9700 3.00GHz, メモリは 8.00GB である。また、石器計測のための RGB-D カメラは、Intel RealSense D435i を使用した。図 9 のように RGB-D カメラを設置し、実験環境を構築する。



図 9 実験環境

4.2 提案手法の検証

本節では、“Group2”、“Group3” と呼ばれる接合資料によってデータベースを構築し、実験を行う。

表 1 に Group2 の接合資料を構成する石器の番号、石器の最大長さを表すサイズ、計測された総点数を示す。また、データベース内の安定姿勢の数と、そのときの点

数の一つを例として記載している。安定姿勢を表す点群は、ボクセルサイズを 1.0 mm に設定し、裏面を削除したときの点数を示した。RGB-D のところは、RGB-D カメラで石器を計測したときの点数を示す。さらに、図 10 は、Group2 に含まれる石器を示す。

表 1 Group2 に含まれる石器の情報

番号	サイズ (mm)	総点数	安定姿勢数	安定姿勢 (点数)	RGB-D (点数)
39	102	629,815	2	4,972	15,094
40	65	404,568	2	3,105	7,622
41	70	344,861	2	2,669	10,851
42	57	292,955	2	2,382	5,793
43	64	406,540	2	3,287	8,610
44	48	294,114	2	2,356	6,233
45	47	143,294	2	1,198	3,016
46	42	162,237	2	1,297	3,321

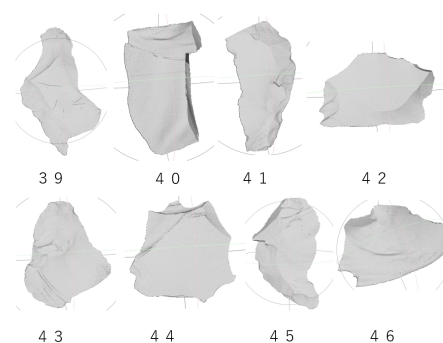


図 10 Group2 の石器群

接合資料“Group2”は、8 つの薄い石器で構成されており、各石器にはそれぞれ 39~46 番の識別番号が与えられている。各石器は、表または裏側が上になるようにテーブルに配置できることから、2 つの安定姿勢を持つため、データベースには 16 個のデータが追加された。

表 2 に Group3 の接合資料を構成する石器の番号、石器の最大長さを表すサイズ、計測された総点数を示す。また、データベース内の安定姿勢の数と、そのときの点数の一つを例として記載している。安定姿勢を表す点群は、ボクセルサイズを 1.0 mm に設定し、裏面を削除したときの点数を示した。RGB-D のところは、RGB-D カメラで石器を計測したときの点数を示す。さらに、図 11 は、Group3 に含まれる石器を示す。

また、接合資料“Group3”は、16 個の石器で構成されており、各石器にはそれぞれ 21~36 番の識別番号が

表 2 Group3 に含まれる石器の情報

番号	サイズ (mm)	総点数	安定姿勢数	安定姿勢 (点数)	RGB-D (点数)
21	84	1,532,271	5	8,497	18,337
22	60	281,702	3	3,712	5,463
23	42	167,885	3	2,269	3,251
24	48	163,414	2	2,270	3,345
25	88	531,823	2	7,725	6,811
26	101	382,861	6	4,625	8,502
27	86	356,729	8	4,280	6,741
28	92	270,529	9	3,852	4,987
29	73	263,112	3	2,785	5,757
30	97	265,588	4	3,678	5,664
31	71	213,020	5	3,022	4,311
32	82	172,715	3	2,225	3,938
33	63	195,002	3	2,612	4,149
34	45	153,631	2	2,096	3,134
35	88	248,291	6	2,842	4,766
36	48	255,966	2	3,365	3,124

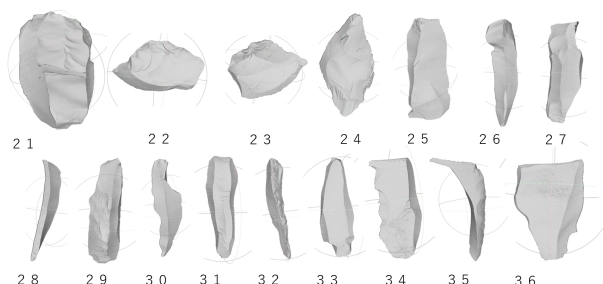


図 11 Group3 の石器群

与えられている。“Group3”に含まれる厚い石器は、3つ以上の安定姿勢が算出されているものとする。16個の石器すべての安定姿勢を求め、合計66個の安定姿勢となる点群をデータベースに追加した。以上のように、実験で用いるデータベースを、合計82個のデータによって構築した。

本実験では、薄い石器として“Group2”のすべての石器、厚い石器として“Group3”から無作為に抽出した21, 27, 28, 35番の石器をそれぞれ計測し、輪郭マッチングによる識別候補の絞り込み結果と、3D点群による識別結果を確認する。

RGB-Dカメラからの点群は、目立ったノイズはないが、オクルージョン等による欠損は一部ある。図12は、Group2の43番の石器をRGB-Dカメラで計測したときの点群を示す。この図を見るとわかる通り、赤い丸の

内側の部分に関して、点群表面は一部欠けたりしているが、形状表面点群は概ね計測できている。また、目視ではノイズとなる点も現れていない。

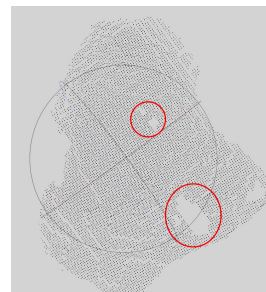


図 12 RGB-Dカメラから得られた点群の例（43番の石器）

表3, 4に、“Group2”, “Group3”の石器を計測した際に、識別候補とされたデータベース内のデータ番号と3D点群による識別の評価値をまとめた。候補とされたデータ番号は左から、輪郭の類似度が高い順に並べられている。また、表中で黄色で示したデータは、RGB-Dカメラで計測した石器と同一の姿勢をとるデータベース内の点群データにおける結果である。

表3から、8つの石器すべてにおいて、5番目の候補までに一致するデータを見つけることができていることがわかる。また、一致するデータとの3D点群による識別の評価値は、他のデータでの評価値よりも小さい値をとっており、正しく識別することができるといえる。

しかし、表4では、27番の石器以外で、5番目までに一致した姿勢を示すデータを候補として絞り込むことができなかった。その理由として、3.3節で述べた輪郭を用いた石器識別手法では、ターゲットとなる石器以外に輪郭が類似した石器が多かったためである。3D点群による識別の評価値は、一致する姿勢を示すデータでの評価値が最も小さくなっていることが確認できたため、これらの石器を識別するためには、輪郭によって絞り込む識別候補の数を増やす必要がある。

また、正解が19番目の候補となっている、28番の石器について、計測したときの輪郭と、表4で候補とされたデータの輪郭を比較する。図13に、28番の石器を計測したときの姿勢の輪郭と、計測した輪郭に基づいた識別候補の輪郭をいくつか示した。図13で示した輪郭を比較すると、すべての輪郭が長方形型であり、大まかに形状が類似しているといえる。ここで候補となったデー

表 3 Group2 の識別結果

石器番号		候補 1	候補 2	候補 3	候補 4	候補 5
39	番号_姿勢	39_0	40_0	41_1	39_1	40_1
	評価値	0.79709	102.013	51.6474	53.6571	206.292
40	番号_姿勢	40_0	40_1	39_0	28_8	45_0
	評価値	2.94359	4.20127	5.03612	410.596	255.104
41	番号_姿勢	41_0	39_1	41_1	39_0	40_0
	評価値	2.24566	3.06991	0.310171	1.82941	3.17863
42	番号_姿勢	42_1	42_0	21_0	33_1	21_1
	評価値	28.1638	11.6403	111.156	335.527	85.2696
43	番号_姿勢	43_0	43_1	33_1	36_1	31_1
	評価値	0.908268	0.067407	1085.14	44.2637	487.036
44	番号_姿勢	31_1	31_3	44_0	44_1	23_1
	評価値	292.477	235.712	0.080622	0.324454	38.0525
45	番号_姿勢	45_0	45_1	40_1	39_0	40_0
	評価値	0.015661	0.20401	0.506432	0.40588	0.277566
46	番号_姿勢	21_0	42_0	21_1	42_1	46_1
	評価値	25.2429	6.60951	33.3944	2.60051	1.38337

表 4 Group3 の識別結果

石器番号		候補 1	候補 2	候補 3	候補 4	候補 5		
21	番号_姿勢	22_1	22_0	22_2	24_1	24_0	15番目の候補が正解	21_0
	評価値	5519.77	5686.52	5512.11	21499.2	17038.3		185.931
27	番号_姿勢	27_0	27_7	27_4	30_1	27_2		
	評価値	1.04857	1.10749	558.974	610.945	106.499		
28	番号_姿勢	27_1	26_2	26_0	26_3	26_1	19番目の候補が正解	28_1
	評価値	23.2436	178.236	133.048	8.4402	9.1805		4.40602
35	番号_姿勢	26_0	27_1	26_2	28_3	30_2	10番目の候補が正解	35_5
	評価値	27.5146	90.4651	171.351	32.5207	136.162		2.4558

タのうち、候補 1 は 27 番の石器、候補 2 から 4 は、26 番の石器から求められた安定姿勢である。また、候補 8 は、28 番の石器、候補 1~4 が示す石器のどちらでもない石器であり、28 番の石器の候補は、姿勢の一致するデータを候補とするまでに、複数の異なる石器を識別候補としている。このことから、データベースのデータ数の増加に伴って、類似する輪郭が増加する可能性が高く、厚い石であれば、類似する輪郭の増加数が大きくなるといえる。

Group2 から 3 つ、Group3 から 3 つの石器を無作為に選出し、候補数を 30 個としたときの、6 つの石器が識別されるまでの時間は約 3 3 0 秒であった。3.3 節で述べた、輪郭を用いた識別候補の絞り込みにかかる時間は、一つあたり数ミリ秒以下 [2] で本実験においても無

視できる程小さいため、この時間はほぼ 3D 点群による識別にかかった時間と考えられる。一つの石器の識別にかかる時間は、約 5 5 秒であったことから、本手法の実行時間は妥当であることが分かった。

Group2 の 8 つの石器の表裏モデル 16 個をデータベースとして、候補数を 5 個としたときの、8 つの石器が識別されるまでの時間は、約 16.5 秒であった。このときの 3D 点群による識別回数は 8 回である。候補となる石器一つあたりの処理時間は、約 2 秒であった。また、前述の Group2 から 3 つ、Group3 から 3 つの石器を無作為に選出し、候補数を 30 個としたときの、3D 点群による識別回数は、172 回であり、候補となる石器一つあたりの処理時間は約 1.9 秒であった。このことから、3D 点群による識別の時間は、一つの候補あたり約

2秒かかることがわかる。どちらの実験も候補となる石器一つあたりの処理時間は、ほぼ同じであることから、データベース中のデータ数は、3D点群による識別の時間に大きく影響しないことがわかる。一方、識別候補数が増えれば、識別回数が増加し、総実行時間が増加すると思われる。よって、最適な候補数を決定するための方策を今後検討する必要がある。



図 13 石器 28 と識別候補の輪郭

5 まとめと今後の課題

本稿では、輪郭を用いた石器識別手法と、3D点群を用いて石器識別手法を組み合わせ、実用的な実行速度と識別精度を持つ石器識別手法を提案した。具体的には、石器の輪郭を利用して識別候補となるデータを絞り込み、時間のかかる3D点群を用いた識別をする回数を抑えることで石器識別の高速化を図った。いくつかの石器を計測した点群により、本手法の有効性・有用性を検証し、良好な結果が得られた。

今後の課題として、識別候補の絞り込みの精度を向上させることが挙げられる。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 JP22K00998 の支援を受けたものである

参考文献

- [1] 加藤, 鶴丸: 石器入門事典, 柏書房, pp.166, 1991. ISBN: 476010609X.
- [2] T. Batbold, A. RENCHIN-ochir, and K. KONNO: “Image Based 3D Stable Posture Matching in Real Time for Stone Tool Assembly”, NICOGRAPH International 2020, IEEE CPS, pp.7-13, 2020.
- [3] Y. Sawada, A. RENCHIN-ochir, K. KONNO: “A Study on Stone Tool Identification based on Depth Image and 3D Point Cloud”, Proc. SPIE, International Workshop on Advanced Imaging Technology (IWAIT), pp. Vol. 11766, pp.117662E-1-117662E-4, 2021.
- [4] P. Viola, M. Jones: “Robust Real-Time Object Detection”, International Journal of Computer Vision, IJCV, pp. 1-25, 2001
- [5] A. Toshev, A. Makadia and K. Daniilidis: “Shape-based object recognition in videos using 3D synthetic object models”, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami, FL, pp.288-295, 2009.
- [6] X.Liu, Z. Han, Y.S. Liu, M. Zwicker: “Fine-Grained 3D Shape Classification With Hierarchical Part-View Attention”, IEEE Transactions on Image Processing, Vol.30, pp.1744-1758, 2021.
- [7] W. Liang, P. Xu, L. Guo, H. Bai, Y. Zhou, F. Chen: “A survey of 3D object detection”, Multimedia Tools and Applications, Vol.80, pp.29617-29641, 2021.
- [8] P. J. Besl and N. D. McKay: “A Method for Registration of 3-D Shapes”, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, Vol. 14, No. 2, pp.239-256, 1992.
- [9] 古川, E. Altantsetseg, 今野: “拡大・縮小可能な ICP アルゴリズムに基づく写真計測点群とレーザー計測点群の合成による点群欠損補完手法”. 情報考古学, Vol.26, No.1・2, pp1-8, 2021.
- [10] S. Du, N. Zheng, L. Xiong, S. Ying, and J. Xue: “Scaling iterative closest point algorithm for registration of m-D point sets”, Journal of Visual Communication and Image Representation”, Vol.21, No.5, pp.442-452, 2010.
- [11] T. Zimmer, S. Jochen, and H. Niemann: “Point Set Registration with Integrated Scale Estima-

tion”, International conference on pattern recognition and image processing 2005, pp.116-119, 2005.

- [12] X. Lu, C. Li, T. Kinoshita, A. Kimura, K. Konno: “A Study on 3D Face Similarity by Point Cloud Based Metric for Japanese Terracotta Figurines (Haniwa)”, The Journal of the Society for Arts Science, Vol.19, No.3, pp.25-39, 2020.
- [13] M. K. Hu: “Visual Pattern Recognition by Moment Invariants”, IRE Trans. Info. Theory, Vol. IT-8, pp.179–187, 1962.
- [14] 村木, E. Altantsetseg, 千葉, 松山, 今野: “多数の遺物を一括測定可能なレーザー型自動計測システム”, 情報考古学, Vol.20, No.1・2, pp.8-15, 2014.

澤田 佳紀



2020年岩手大学理工学部卒業。2022年岩手大学大学院総合科学研究科修士課程修了。現在、(株)ビッツ勤務、修士(工学)。3次元計測処理に興味を持つ。

木下 勉



1993年東京理科大学理学部第一部数学科卒業。トヨタ自動車株(株)、ラティス・テクノロジー(株)を経て、2015年福井工業大学環境情報学部経営情報学科准教授、2017年東北学院大学工学部情報基盤工学科准教授。CG、CAD、遺物の3次元解析などの研究に従事。著書に「Rで学ぶ確率統計学一変量統計編」、「Rで学ぶ確率統計学多変量計編」がある。博士(工学)。芸術科学会の会員。

Amartuvshin Renchin-Ochir



Amartuvshin Renchin-Ochir is an associate professor at National University of Mongolia. He received the B.Sc. and M.E. degrees from the National University of Mongolia in 2007 and 2010. He earned his Dr. Eng. in Design and Media technology from Graduate School of Engineering from Iwate University in 2019. He worked on a lecturer of School of Engineering and Applied Sciences at National University of Mongolia from 2012 to 2016. His research interests include point cloud processing, geometric modeling, computer graphics, computer vision and robotics.

千葉 史



2001年岩手大学大学院工学研究科博士後期課程電子情報工学専攻修了。岩手大学工学部情報システム工学科助手を経て、現在、(株)ラング常務取締役。考古遺物の三次元形状計測・処理などの研究開発に従事。日本情報考古学会の会員。

今野 晃市



1985年、筑波大学第三学群情報学類卒業。(株)リコー

ソフトウェア研究所，ラティス・テクノロジー（株）を経て，現在，岩手大学工学部教授．CG,CAD,VR, 遺物計測などの研究に従事．著書に「3次元形状処理入門」がある．博士（工学）．芸術科学会，映像情報メディア学会，日本情報考古学会，情報処理学会，EuroGraphics 会員．