

令和 6 年 6 月 19 日現在

機関番号：13501

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2021～2023

課題番号：21K11903

研究課題名(和文)多モード検索要求による3次元部分形状検索

研究課題名(英文)Part-based 3D shape retrieval using multi-modal query

研究代表者

大淵 竜太郎 (Ohbuchi, Ryutarou)

山梨大学・大学院総合研究部・教授

研究者番号：80313782

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,200,000円

研究成果の概要(和文)：3次元(3D)形状データは工業製品の設計、映像コンテンツの制作、道路などインフラの管理、医療画像診断、など様々な分野で用いられる。本研究の最終目標は3D形状データの効果的、効率的な管理を目的とし、言語や手書き2Dスケッチを含む複数型式の検索要求を組み合わせた統合的・探索的・反復的な部分形状検索である。この目標に向け、(1)教師無し学習ないし自己教師あり学習を用いた回転に不変な3D形状特徴の取得、(2)ノイズ、形状欠損、サンプル密度変化などに強い3D形状の再構成や補完、ノイズの除去、の2つの部分問題について新たな手法の提案と評価を行った。

研究成果の学術的意義や社会的意義

社会的意義は、急速に利用が広がる3D形状データの解析、検索、識別などに欠かせない形状特徴を抽出するより良い手法を提案したことである。学術的な注目点は、(1)教師無し学習ないし自己教師あり学習に基づく、(2)3次元回転に対し一定の不変性を持つ、である。ラベル付き3D形状データはその数が少なく、また多様性も限られる。そのため、特徴の学習においてラベルが不要の教師無し学習ないし自己教師あり学習が必須である。また、3D形状特徴には3軸周りの回転への不変性を要求される場合が多い。我々が提案した[XX]は、世界で初めて、回転不変な3D点群形状特徴の自己教師あり学習による獲得に成功した。

研究成果の概要(英文)：3D shape data is utilized in diverse fields such as industrial product design, visual content creation, infrastructure (e.g., roads) maintenance, and medical image diagnosis. The goal of this research is an integrated, exploratory, and iterative approach toward effective and efficient part/whole shape retrieval for effective and efficient management of 3D shape data. Toward this goal, new methods were proposed and evaluated to address the following two sub-problems: (1) 3D rotation-invariant 3D shape feature extraction using unsupervised or self-supervised learning, and (2) 3D shape reconstruction method robust against input noise, missing parts, or locally variable sampling resolution.

研究分野：3次元形状データの検索と解析

キーワード：3D shape analysis multimodal retrieval computer vision deep learning self-supervised learning feature representation transformer

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属します。

1. 研究開始当初の背景

3次元(3D)形状における部分検索・検出技術の応用分野は科学、産業、娯楽、医療、流通など幅広い。実際に、我々と製造業の研究・開発部門との面談では、「部分形状を基に、それと類似した部分を含む全体形状を検索・検出する」3次元形状検索の実現に対する要望が多かった。

本研究を開始した2020年ころの部分検索手法の殆どは小規模のデータベースを想定しており、計算量が高く、大規模なデータベースには対応できなかった。3次元の位置(3自由度)、向き(3自由度)、スケール(3自由度)、合計9つの高い自由度とデータベース中の3Dモデルの数を考慮すると、比較先全体形状に含まれる候補部分領域の数が膨大となるためである。比較先全体形状に含まれる膨大な数の候補部分領域を何らかの方法で精選し、残った候補領域と比較元部分形状の間で詳細で高精度な比較を行うような手法の開発が望まれた。

また、部分形状による検索を、人にとって使い易く、かつ効果的・効率的に行う現実的な方法については全く研究が行われていなかった。全体3D形状の検索でも、いかにして検索要求を指定するか、は重要かつ困難な課題である。検索要求提示の方法としては、その時点までに全体3D形状、手描き2Dスケッチ、写真、テキスト等の様々な手法が試みられてきた。部分形状検索の場合の検索要求提示は全体形状検索に比べてさらに困難である。

3D形状検索研究が始まった当初はクエリとして3D形状の全体-全体比較による検索が中心であった。後に、テキストで検索するための3D形状モデルへの言語タグの付与([5]等)、部分または全体をクエリとする検索([2]等)の研究が現れた。2015年に提案された3D点群解析DNNであるPointNet[3]を皮切りに、3D形状解析や比較に対するDNNの適用が急速に広まった。DNNの時代になり3D形状の識別やセグメンテーションに関する研究は数多くが生まれたが、3D形状の形状類似「検索」の研究は相対的に少ない。連続的な類似性でランク付けする検索と、硬い識別境界を求める識別では、要求される特徴空間に差がある。しかしそれを意識した研究はほとんど存在しなかった。このほか、マルチモーダルな検索要求提示、および3D形状を対象とした教師無し学習あるいは自己教師あり学習、なども重要な研究トピックと考えられた。後者は大規模なラベル付き3D形状データベースが存在しないことを補うためであった。スケッチによる3D形状の検索としては、代表的な手法[1]の他、我々の[6]もある。DNNによる教師ありの3D形状を部分に分割する手法は[1]などがあるが、中でも、3D形状データベースの規模やラベルの制約に注目した弱教師あり学習による3D点群セグメンテーション手法[3]が注目された。

2. 研究の目的

3D形状検索で重要な要件に、回転や平行移動などの幾何変換に対する不変性の要求に加え、検索要求として部分形状を許すか、検索する際にクエリとしてどのような種類(モード)のデータを用いるか、がある。3Dモデル検索の実応用例では、部分形状をクエリとしてそれを含む全体を検索したい場合が多い。例えば、「機械部品のデータベース(DB)から、破壊し易いフランジ形状を含む機会部品(複数)を検索し、かつ検索された個々の部品内でフランジ(複数)位置を同定する」場合である。また、求める3D形状と形が十分に類似した3D形状データをクエリとして準備できるのはむしろ例外であり、3D形状以外のモードのクエリ、例えば単語やスケッチなどから検索を開始しなければならないのが普通である。

本研究提案では、これら2つの要求を満たすため「複数モードのクエリを検索の進展に伴って随時切り替える、統合的、反復的、探索的な3D部分形状検索手法」を目的として設定した。例えば、検索をテキスト「ジェットエンジン」で開始し、得られた検索結果の3D形状群から複数を指定して検索を反復する。あるいは、スケッチによるクエリで得た検索結果のある3D形状の注目する部分形状を指摘(例えば、領域分割された部分のクリック)して検索プロセスを漸近的に反復する。

3. 研究の方法

本研究提案において、部分形状ないし全体形状とこれらの多モードの表現(スケッチ、言語、画像など)の類似性による対応付けの大前提となるのが複数モード入力データ、特に3D形状特徴の抽出とその(共通)特徴空間への埋込みである。また、共通特徴空間を生成するのに必要な3D形状特徴の学習には教師無し学習あるいは自己教師あり学習が必須である。

- **制限のある3D形状データベースでの学習**：特徴抽出や特徴埋込のためのDNNを学習するうえで、用いることのできる3D形状データベースに課せられた制限が大きい。教師あり学習用の3D形状データベースは、2D画像等のそれと比べ、規模(データ点数)が小さく、形の多様性が低く、形の詳細度が低く(単純なモデルが多い)、カテゴリラベル種数も少ない。規模は大きいものでも3Dモデル数万個、クラスラベル種数は数十〜百程度である。またクラス間のデータ点数不均衡が顕著である。そこで、我々は、特徴抽出DNN、多モード特徴の埋め込みDNN、部分-全体対応埋め込みDNNなどの学習を教師なし学習(自己教師あ

り学習)で行うことを目指した。教師無し学習を用いれば、より多く、より多様な形状で学習ないし事前学習が可能になる。

- **3D 形状データを含む多モードデータの対応学習**：多モードデータ間の共通埋め込み空間を学習する際に必要となる、3D 形状とそれ以外のモード、例えば 2D スケッチや単語などとの対応関係を持つデータベースは存在しなかった。そこで我々は、特徴抽出 DNN、多モード特徴の埋め込み DNN、部分-全体対応埋め込み DNN などの学習を教師なし学習（自己教師あり学習）で行うことを目指した。
- **回転に不変な 3D 形状特徴の抽出**：3D 形状の比較は相似変換を前提とした場合でも合計 7 つの自由度を要求する。既存の 3D 形状特徴の多くは、位置（3 自由度）と一様拡大縮小（1 自由度）に対する不変性は備えていた。しかし、回転（3 自由度）については「上向き軸」の 1 自由度の不変性のみ対応するものが殆どであった。3 自由度回転への不変性を主張する手法もいくつか提案されていたが、実際に評価すると不変性が無い、ないし不変性は有るが特徴の品質が低かった。そこで我々は、局所特徴ないし準大域特徴を回転正規化するアプローチを用い、高品質かつ 3 自由度回転不変な 3D 形状特徴の実現を目指した。

4. 研究成果

上記の研究方法に沿って研究を進めた結果、主な成果として以下のようなものを得た。

(1) 多様体上の拡散に基づく検索向け特徴の教師無し学習

先に述べたように、3D 形状に対して深層学習が適用された後、3D 形状の識別やセグメンテーションに関する研究は数多くが生まれた。しかし、3D 形状の形状「類似検索」を目指した特徴を獲得するための研究は殆ど無かった。硬い識別境界を求める識別と類似性で連続的に順位付けする検索では要求される特徴空間が異なる。そのため、識別を教師あり学習した DNN を特徴抽出器として用いて特徴空間を作成すると、その特徴空間は類似検索には向かない場合が多い。

そこで我々は、マルチメディア情報検索に適した特徴表現を教師無し学習で獲得する Deep Diffusion (DD) 法[業績 1]を提案した。DD は識別境界にこだわらず、特徴空間の滑らかさ、特徴分布の連続性、を考慮する。識別ならば同じクラスの特徴が狭い範囲（極端な場合は 1 点）に固まり、他の特徴との間に空隙が有っても良い。しかし検索の場合は、近い（類似）なものから遠い（大きく異なる）ものまで特徴が適度に散らばって分布してほしい。

類似検索向けの特徴空間を実現する DD には以下のような特徴がある。

- **検索向けの特徴空間を生成**：DD では新たな損失関数 Latent Manifold Ranking (LMR) 損失を導入し検索向けの特徴空間を得る。LMR 損失は特徴点群にフィットするための項、特徴分布の滑らかさを得るための項、の 2 つの項からなる。DD は LMR 損失を用い、エンコーダ深層ニューラルネットワーク (DNN) とその特徴空間を、特徴空間上の拡散距離を指標として用いて最適化する。最適化後の特徴空間では、類似する特徴群が乗る部分多様体はコンパクト化する（しかし 1 点に縮退はしない）よう収縮される。同時に、部分多様体間で特徴の相違度の高い部分多様体群は互いに離れるよう配置される。
- **データ形やエンコーダアーキテクチャに非依存**：DD は損失関数のみで決まり、入力データのエンコーダのアーキテクチャやその入力データの型には依存しない。そのため、何らかの適切なエンコーダが用意できさえすれば、3D 形状データ、2D 画像、自然言語、などさまざまなデータ型に対して DD 法を適用できる。これは、エンコーダのアーキテクチャの変更や修正に依存していたこれまでの多くの手法に比べて大きな利点である。

実験的評価の結果、複数のデータセットとエンコーダアーキテクチャの組み合わせにおいて、既存の多くの教師なし特徴学習アルゴリズムを検索精度で上回った。これにより、拡散距離に基づく潜在特徴空間の最適化が、マルチメディア情報検索に適した特徴空間の学習に効果的であることが分かった。今後の課題として大規模データセットにおける計算量の低下があげられる。

[業績 1] Takahiko Furuya, Ryutarou Ohbuchi, DeepDiffusion: Unsupervised Learning of Retrieval-adapted Representations via Diffusion-based Ranking on Latent Feature Manifold, IEEE Access, Vol. 10, pp. 116287-116301, 2022 年, DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3218909

(2) 超平面パッチ群を折りたたんで統合する形状デコーダによる 3D 点群形状再構築

(潜在) 形状特徴 (latent shape feature) ベクトルから 3D 点群を再構築する 3D 点群形状デコーダは、点群特徴を抽出するエンコーダを自己符号化器 (Auto Encoder) 等の枠組みで学習する際に用いるデコーダとして重要である。この他、適切な形状特徴エンコーダ (抽出器) と組み合わせることで、点群の欠損 (穴、隠ぺい部分、等) 補完、点群の超解像 (アップサンプリング)、点群のノイズ除去、等にも利用できる。

3D 点群の再構築のための新しいデコーダ DNN である Hyperplane Mixing and Folding Net

(HMF-Net) (業績[2]) は、点群の平面パッチを多数用意し、これらの全体で1つの出力形状を表現する。その際、点群の平面パッチを高次元空間で変形・折り畳みすることで、求めるパッチ形状により近く変形する。

- **変形自由度の向上:** 点群の 2D 平面パッチを用いる既存方法とは異なり、2D ではなくより高次元の超平面パッチを採用することで、パッチの変形・折り畳み過程における変形の制約を緩和する。この制約緩和により、複雑な形状をより柔軟で正確に近似できる。
- **大域的整合性向上:** HMF-Net はトークンミキシング層を持つ。学習の際にランダムにトークンをシャッフルすることで、超平面パッチ群の大域的な一貫性を考慮したよりパッチ間整合性の高い 3D 形状を再構築する。
- **大きな位置ずれを強調する損失関数:** 生成点群と参照点群の比較の際、点对の距離がより大きい場合に高い損失値を与える新しい損失関数 Weighted Chamfer Distance (WCD, 重み付きシャムファー距離) を提案した。WCD により、形状の差が大きい形状領域の学習がより強く促されることで形状再構築品質が向上する。

形状の補完、形状のアップサンプリング、さらにはマルチモーダルな処理である 2D 画像からの 3D 形状再構築、の実験で提案手法を評価した。その結果、既存の手法と比較してより高い 3D 点群再構築精度が得られた。また、超平面パッチ群の採用、トークンミキシング層を含む HMF-Net 構造、WCD、などの要素技術の有効性も確認された。

[業績 2] Takahiko Furuya, Wujie Liu, Ryutarou Ohbuchi, Zhenzhong Kuang, Hyperplane patch mixing-and-folding decoder and weighted chamfer distance loss for 3D point set reconstruction, The Visual Computer, 2022, 1-18, DOI: 10.1007/s00371-022-02652-6

(3) 自己注意を用いた 3D 点群の回転不変な解析

3D ポイントクラウドの回転不変解析のための新しいディープニューラルネットワーク (DNN) を提案し評価した[業績 3a, 3b]。自然言語の解析に始まった自己注意とトランスフォーマーは、2D 画像の解析に広く用いられ成果を上げ始めていた。我々はこれを 3D 点群形状の回転不変な解析に適用した。

自己注意は広い視野を持つ反面、視野を広げるほど計算量が増える。例えば、画素数 $N \times N$ の 2D 画像に自己注意を適用すると、1 画素と画像全体で $O(N^2)$ 、画像全体では $O(N^4)$ の計算量を要する。3D 画像、3D 点群では計算量の増加がさらに顕著である。本手法では 3D 点群 (N 点) を多数の局所領域 (M 個) に分割し、各局所領域内では従来法、例えば PointNet によりその局所領域の局所特徴を抽出する。その M 個の局所特徴群 ($M \times N$) に対して自己注意を適用する。

提案手法でまず、局所特徴に拡大縮小などの幾何補正を施したのちにローカル参照フレーム (LRF) を用いて回転正規化する。次に PointNet で局所特徴を抽出し、これを自己注意 (self-attention) とトランスフォーマーで精製する。ここで局所特徴精製の際には全体形状の特徴も考慮する。最後に、生成済み局所特徴を Max-pooling で統合して形状全体の特徴を得る。

本手法の特徴としては以下があげられる。

- **LRF の幾何変換の修正:** PointNet[2]に含まれる小規模な DNN である T-Net は、3D 形状の「普通の向き」を学習し、与えられた 3D 形状を「普通の向き」に補正すると期待されていた。しかし、PointNet では T-Net を多様で複雑な形を持つ全体形状に適用したためにうまく働かないことが多かった。我々はこの T-Net を LRF 局所領域に適用し、LRF の向きとスケールを微調整した。形状の多様性が低く単純な局所領域に適用することで T-Net が効果的に機能し、回転正規化の精度向上につながった。
- **自己注意によるデータ適応な形状特徴精製:** 自己注意メカニズムを利用し、局所特徴の重要性に基づいて入力形状データ個別に適応的な重み付けを行いつつ局所特徴を全体特徴へと集約する。これにより、全ての入力データで固定の集約重みを使用する従来の方法に比べてより高精度な形状特徴を得ることができた。
- **形状の大域文脈の把握:** 以前の LRF ベースの方法は局所特徴のみに焦点を当て、その集合を形状全体について統合する際には局所特徴の相対的位置などの情報を失っていた。本手法では、個々の局所特徴に全体形状特徴を組み合わせたものを自己注意で生成した後に全体特徴へと統合する。これにより、全体形状の文脈を一定程度備えた統合後の全体形状特徴を得た。

3D 形状認識と 3D 形状セグメンテーションの 2 つタスクでの実験的評価の結果、本手法は既存の方法と比べて優れた性能を達成した。

[業績 3a] 刈込 喜大, 古屋 貴彦, 大淵 竜太郎, 自己注意機構を用いた、3 次元点群形状の回転不変な解析, 画像電子学会 VC ワークショップ 2022, 2022 年

[業績 3b] 刈込 喜大, 古屋 貴彦, 大淵 竜太郎, 自己注意機構を用いた 3 次元点群の回転不変な解析, 画像電子学会誌, vol 52(4), pp.516-526, 2023

(4) トランスフォーマーと自己蒸留を用いた回転不変 3D 点群特徴の自己教師あり学習

3D 形状の学習では十分な数, 多様性, 品質を持つラベルありデータセットの入手が困難であり, 教師あり学習が使いにくい. そこで, 数や多様性を担保しやすいラベル無しの 3D 形状データを用いて回転不変な 3D 点群特徴を学習する自己教師あり学習手法を提案した. これまでも「教師あり学習で回転不変な 3D 点群特徴を学習する」既存研究は存在した. また「教師無し学習で回転不変性を持たない 3D 点群特徴を学習する」既存研究は存在した. しかし「教師無し学習 (ないし自己教師あり学習) で回転不変な 3D 点群特徴を学習」ことには成功した例はなかった. ラベル付きデータセットが有れば, ある 3D 形状をランダムに回転した結果に元形状と同一のラベルを付ければ, ラベルと言う非常に強い教師情報に頼った回転不変特徴の学習が一定程度可能である. しかし, ラベルの使えない教師なし学習 (あるいは自己教師あり学習) の枠組みで回転不変な特徴を獲得することは非常に難しい.

本研究では, 全体 3D 形状レベルで回転不変な 3D 点群特徴をラベル無しデータのみから獲得するための自己教師学習手法 Rotation Invariant Point set token Transformer (RIPT) を提案した (業績 [4]). 本手法は, 我々が知る限り世界で初めて, 自己教師あり学習の枠組みにおける (3 自由度) 回転に不変特徴の獲得に成功した.

本手法の主な特徴は以下の通りである.

- **回転不変局所特徴の獲得:** 回転不変トークナイザ (RI-Tokenizer) は, 入力点群を大きく (準大域的) の領域 (トークンと呼ぶ) に分割する. ここに局所領域ではなく準大域的領域のトークンを用いるのは, 全体形状のコンテキスト情報を各トークンに一定程度残すためである. 本手法の自己教師あり学習手法が機能するためには各トークンが形状全体のコンテキスト情報を持つことが必須であった. 各トークンが回転不変性 (RI) を得るためには, 各トークンを構成する点群から局所参照フレーム (LRF) を求め, LRF で回転正規化を施す.
- **大域的な形状情報の取得:** 自己注意を使用してトークン特徴を精練・集約する Token-aware 自己注意トランスフォーマー (TS-Transformer) により, 計算量を抑えつつ大域的な形状情報を取得する. 局所ベクター注意を採用し, 関連するトークン間の関係をとらえる.
- **自己蒸留 (SDMM) による自己教師あり学習:** 学習には, 教師ネットワークがデータ拡張された入力点群に擬似ラベルを付与し, これを学生ネットワークが学習する, 教師-学生自己蒸留を用いる. ここで, マルチクロップ (multi-crop) とカットミックス (cut-mix) の 2 つのデータ拡張手法を採用して多様なデータ拡張を施し, 学習に用いられる特徴の多様性を向上する. マルチクロップ拡張では入力全体形状から複数の局所形状が生成される. 得られた局所形状と全体形状を組にして学習データとして与えることが位置や向きを含めた局所形状と全体形状が関連付けを生み, 自己教師ありで回転不変特徴を効果的に学習するうえ効果的に機能する.

ベンチマークデータセットを用いた実験的評価の結果, 自己教師あり学習を用いて回転不変な特徴を得る既存手法に比べ, 提案手法の特徴は, 回転不変性を備えかつ高精度であることが分かった. また, 詳細な実験の結果, (準) 大域スケールのトークン, 自己アテンション, SDMM フレームワーク, などの要素技術それぞれが性能向上に寄与していることが分かった.

[業績 4] Takahiko Furuya, Zhoujie Chen, Ryutarou Ohbuchi, Zhenzhong Kuang, Self-supervised Learning of Rotation-invariant 3D Point Set Features using Transformer and its Self-distillation, Computer Vision and Image Understanding, vol.244, DOI: 10.1016/j.cviu.2024.104025

<参考文献>

- [1] R. Wang, L. Kang, Y. Li, Sketch-based 3D Shape Retrieval Using Convolutional Neural Networks, Proc. CVPR 2015.
- [2] T. Furuya, Seiya Kurabe, R. Ohbuchi, Randomized Sub-Volume Partitioning for Part-Based 3D Model Retrieval, Proc. EG 3DOR 2015, 2015.
- [3] C.R. Qi, H. Su, K. Mo, L.J. Guibas, PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation, Proc. IEEE CVPR 2017.
- [4] X. Xu, G.H. Lee, Weakly Supervised Semantic Point Cloud Segmentation: Towards 10X Fewer Labels, Proc. CVPR 2020, arXiv:2004.04091
- [5] K. Omata, T. Furuya, R. Ohbuchi, Annotating 3D Models and Their Parts via Deep Feature Embedding, Proc. 2019 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW), pp. 489-494, 2019.
- [6] S. Kuwabara, R. Ohbuchi, T. Furuya, Query by Partially-Drawn Sketches for 3D Shape Retrieval, Proc. CW 2019, pp

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計4件（うち査読付論文 4件/うち国際共著 2件/うちオープンアクセス 3件）

1. 著者名 Takahiko Furuya, Wujie Liu, Ryutarou Ohbuchi, Zhenzhong Kuang	4. 巻 0
2. 論文標題 Hyperplane patch mixing-and-folding decoder and weighted chamfer distance loss for 3D point set reconstruction	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 The Visual Computer	6. 最初と最後の頁 1-18
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1007/s00371-022-02652-6	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 該当する
1. 著者名 Takahiko Furuya, Ryutarou Ohbuchi	4. 巻 10
2. 論文標題 DeepDiffusion: Unsupervised Learning of Retrieval-Adapted Representations via Diffusion-Based Ranking on Latent Feature Manifold	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 IEEE Access	6. 最初と最後の頁 116287-116301
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1109/ACCESS.2022.3218909	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -
1. 著者名 Takahiko Furuya, Zhoujie Chen, Ryutarou Ohbuchi, Zhenzhong Kuang	4. 巻 244
2. 論文標題 Self-supervised Learning of Rotation-invariant 3D Point Set Features using Transformer and its Self-distillation	5. 発行年 2024年
3. 雑誌名 Computer Vision and Image Understanding	6. 最初と最後の頁 -
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1016/j.cviu.2024.104025	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 該当する
1. 著者名 刈込 喜大, 古屋 貴彦, 大淵 竜太郎	4. 巻 52(4)
2. 論文標題 自己注意機構を用いた3次元点群の回転不変な解析	5. 発行年 2023年
3. 雑誌名 画像電子学会誌	6. 最初と最後の頁 516-526
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計2件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 刈込 喜大, 古屋 貴彦, 大淵 竜太郎
2. 発表標題 自己注意機構を用いた, 3次元点群形状の回転不変な解析
3. 学会等名 画像電子学会 VCワークショップ2022
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 刈込喜大, 大淵竜太郎, 古屋貴彦
2. 発表標題 自己注意機構を用いた3次元点群形状の解析
3. 学会等名 画像の認識・理解シンポジウム MIRU2021 (111-16)
4. 発表年 2021年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究分担者	古屋 貴彦 (Furuya Takahiko) (00770835)	山梨大学・大学院総合研究部・准教授 (13501)	

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------