

令和 3 年 6 月 23 日現在

機関番号：13501

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2018～2020

課題番号：18K11313

研究課題名（和文）部分の詳細に基づく3次元形状の検索と検出

研究課題名（英文）Retrieval and detection of 3D shapes based on details of their parts

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） 3,300,000円

研究成果の概要（和文）：3D形状を、形状の詳細を指定して、使いやすく、効率よく、高精度に検索する手法の研究を行った。研究の中心は、(1) 意味のある部分形状の領域分割、部分形状と全体形状との高効率な相互比較、教師なし学習による形状特徴量抽出器の獲得、(2) スケッチやテキスト（キーワード）などの多様なクエリを用いて3D形状の詳細を指定した検索を行うための検索要求提示およびかじ取り手法、の2領域である。ディープニューラルネットワーク（DNN）を用いた教師ありおよび教師なし学習を駆使し、3D形状特徴抽出、異種特徴間（描きかけ2Dスケッチと3D点群、等）の対応付け、部分と全体の連想と形状類似比較、などの課題を解決した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

2D画像やテキストに対する識別、検索などの処理の研究は深層ニューラルネットワーク（DNN）などの機械学習技術の追い風を受けて急速に進んでいる。一方、機械設計、映像コンテンツ制作、考古学、創薬など幅広い分野において3D形状の解析、比較、検索の技術が求められているがその技術は確立されていない。本研究では目標を「部分形状を検索要求とし、大量の3D（全体）形状の中から、検索要求と類似する形状を部分として持つ3D（全体）形状を、必要に応じてその詳細形状を指定しつつ高精度かつ高速に検索する」3D形状部分詳細形状検索技術に定め、その実現に必要な複数の要素技術について検討を行った。

研究成果の概要（英文）：This study tried to establish easy to use, efficient, and accurate methods for detailed 3D shape retrieval. We focused on following two areas; (1) semantic segmentation of a 3D shape into meaningful parts, data-driven association of partial shape and whole shape, unsupervised learning of 3D shape feature extractor, (2) query presentation and query navigation methods for detailed 3D shape retrieval using hand-drawn sketches, text, and other medium as input. We applied various supervised and unsupervised learning methods using deep neural networks for such issues as 3D shape feature extraction, association of heterogeneous features (e.g., sketches and 3D point sets), part-whole association, and shape similarity comparison.

研究分野：3次元形状データの類似検索

キーワード：マルチメディア検索 3次元点群データ解析 3次元形状類似比較 ディープラーニング 教師無し学習
deep neural network 3次元部分形状検索

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

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。

3D 形状モデルの部分検索の手法は、多視点からレンダリングした見かけの 2D 画像における局所画像特徴の比較、部分から抽出した局所 3D 形状特徴の比較、位相構造(Reeb グラフ等)の比較、これらの組み合わせ、などが提案されてきた。また、全体特徴による比較で候補を絞った後に ICP(Iterative Closest Point) 法により比較元部分形状と比較先全体形状の姿勢をすり合わせて詳細に比較する方法もある。しかしこれまで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い。3次元の位置、向き、大きさの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指定する効果的で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、3D 形状、手描き 2D スケッチ、写真、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さらに困難である。しかし、いかにして部分形状を指定し使いやすく効果的な検索を行うか、に関する研究はこれまで全く存在しなかった。

2. 研究の目的

本課題は、3次元(3D) (部分)形状を検索要求とし、大量の 3D(全体)形状の中から、検索要求と類似する形状を部分として持つ 3D(全体)形状を高精度かつ高速に検索する 3D 形状部分検索技術の確立を目指した(図 1)。3D 形状部分検索は機械設計、映像コンテンツ制作、考古学、創薬など幅広い応用が考えられるが実用には至っていなかった。第 1 の課題は部分-全体比較の計算量である。比較元の形状が比較先のどの全体形状(例えば 100 万個の 1 つ)の、どの位置(自由度 3)、向き(自由度 3)、縦横比(自由度 3)にあるかは不明、比較すべき部分形状の対の数が膨らむ。この対の数を減らすため、我々は、全体 3D 形状の中で部分比較の対象となり易い部位を推定する「部分らしさ予測器」を開発して用いることを目指した。第 2 の課題は部分検索要求提示手法である。部分を適切に表す 3D 形状が手に入るとは限らないため、人が検索ループに入り、手描きスケッチ等でインタラクションし、詳細な部分形状を発見的に探索して検索する、実用性の高い検索要求提示手法の開発を目指した。



図 1. 部分形状をクエリとして、それと類似した形状を部分として含む全体 3D モデルを検索。

3. 研究の方法

本研究の目的は、実用的で高精度かつ高速な部分検索である。これには、部分比較計算量の低減、および部分検索要求提示法の改善の 2 つの課題の解決が必要と考えた。そこで、以下の 2 つを研究の中心テーマに据えた。

- **部分比較計算量の低減:** 3D形状の部分比較では比較先となる部分形状の数が爆発する問題がある。そこで、本研究では、部分として比較すべき全体形状の領域を推定する部分らしさ予測器(part-ness detector, PND)によって比較先部分形状の候補数を減らす手法を開発する。部分らしさ予測器は、部分形状とそれに類似する全体形状の部分の対を深層ニューラルネットワーク(DNN)で学習して獲得する。部分形状を検出するには、3D形状を意味のある部分形状の集合にセグメンテーションして分割する技術も必要になる。このほか、部分形状の特徴を2値特徴化しHamming空間で距離計算することで部分形状特徴の比較を高速化する、等の高速化手法も導入する。
- **部分検索要求提示法の改善:** 部分形状を検索する際、検索精度の観点から最も望ましいのは部分のひな形となる3Dモデルである。しかし、そのような3Dモデルが存在しないことも多いため、手描きスケッチによる部分形状の指定、スケッチで検索した全体モデルの部分による部分3D形状の例示、全体形状中で注目すべき領域のスケッチによる示唆、等、人とコンピュータが協調し、詳細な部分形状を発見的に探索して検索する手法を開発する。
- **3D形状特徴抽出器の教師なし学習:** 当初の予定にある上記2点に加え、3D形状類似検索に必須の形状特徴量の教師なし学習獲得する手法に重点を置いた。ラベル付きで十分に多数かつ多様な3D形状を含む学習用データベースが存在しないため、教師なし学習を用いざるを得ないためである。

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。

4.1 部分形状と全体形状の埋め込み空間における対応付けによる部分形状検索

部分形状から、当該部分形状を含む全体形状を検索する直接的な手法として、その部分形状の形状特徴と全体形状の形状特徴の対応を学習する、というアプローチを提案し評価した [1]. 具体的には、部分形状から抽出した特徴ベクトルと、その部分形状を含む特徴ベクトルを、DNN を用いて共通特徴区間に埋め込んで比較可能とする(図 2). 局所形状の特徴としては、3D 点群から得る手作り形状特徴を用いた. また全体形状の特徴としては、3D 点群から得る手作り形状特徴を DNN で生成した後、に平均値プーリングで統合してえられる特徴を用いた. これらを対比ロス関数を用いた DNN により共通特徴空間に埋め込む. 学習は、ある全体 3D 形状を複数の部分に分割し、これら複数の部分形状群の特徴ベクトル群と、それらの元となった全体形状の特徴ベクトルが共通特徴空間で同じ点となるように行った. その結果、これまでの広大な探索空間を探索するアプローチと比較し、短い時間で部分形状からそれを含む全体形状を検索することができた.

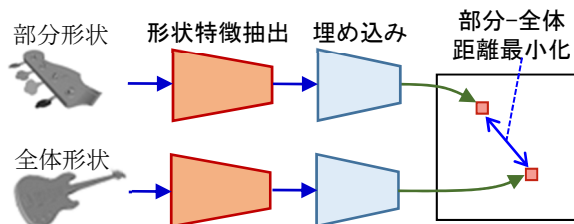


図 2. 全体形状の特徴と、それから切り出した部分形状の特徴の関係を同一点に埋め込み、全体-部分の対応を学習(業績[7])

4.2 回転不変で高精度な点群 3D 形状の領域分割

我々の部分形状検索手法では、3D モデルを部分で比較するため、3D モデルを複数の意味のある部分領域に分割する必要がある. この時、3 軸周りで様々な向きに回転されて与えられる 3D モデルをその向きにかかわらず正しく領域分割する必要がある. そこで我々は、向き(3 軸周りの回転)とスケール(相対的大きさ)に対して不変で高精度な領域分割が可能な 3D 部分形状の領域分割手法 RMGnet(図 9)[6]を提案し評価した.

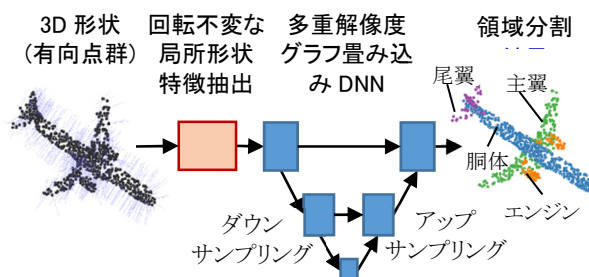


図 3. 高解像度のグラフ畳み込み RMGnet を用いた回転不変かつ高精細度の 3D 点群セグメンテーション.

RMGnet [6]では、3D 点群で与えられた 3D モデルを手作りの局所 3D 点群形状特徴抽出器により回転不変な局所特徴群に変換し、これを領域分割 RMGnet への入力として用いる. これにより領域分割結果も回転不変となる. RMGnet は、まず、回転不変局所特徴群をユークリッド近傍で結んで形状特徴グラフを形成する. ついで、この特徴グラフをグラフ畳み込みを用いた多重解像度のエンコーダと多重解像度のデコーダの対で構成される DNN で処理する. 多重解像度グラフ畳み込みの採用により、様々な詳細度の形状特徴をより正確にとらえて領域分割することを狙う. RMGnet の学習は、あらかじめ領域分割された 3D 形状からなるデータセット ShapeNet-Part を用いて教師ありで行った.

複数の回転不変局所特徴抽出手法群、および複数の 3D 点群データベース群を組み合わせた評価実験の結果、RMGnet が高い回転不変性と高い領域分割精度を持つことが分かった.

4.3 部分形状および全体形状への文字ラベル付けによる部分検索

テキストは人間にとって最も扱いやすい検索要求である. そこで、3D 形状の部分形状および全体形状に対し多様な文字ラベルを付与することで(図 4)、テキストをクエリとして部分・全体 3D 形状を検索する手法を提案し評価した[2]. 基本的アプローチは、単語の特徴ベクトル(分散表現)と 3D 形状の特徴ベクトルを共通の特徴空間に埋め込み比較を可能にするものである. その結果、例えば、クエリ“airplane”にくわえその部分を表す“wing”でも航空機の全体形状が検索される. また航空機の上位語の“vehicle”や類義語“airfoil”でも全体形状である航空機が検索される.

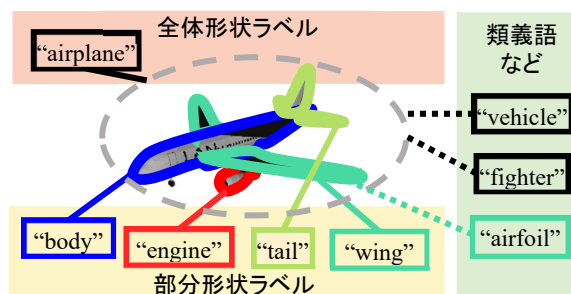


図 4. 全体形状、部分形状に対し形状類似比較を用いてテキストタグを付与. シソーラスを用いて形状と上位語や類義語などにも関連付け.

用いた手法は単語とその類義語、全体形状とその部分形状、それぞれの特徴を共通特徴空間に埋め込んで比較する物である. 3D 形状を点群化したのちに部分形状にセグメンテーションし、3D 形状全体及び部分 3D 形状ごとに形状特徴を求める. 3D 点群形状のセグメンテーションは 3D

点群処理用深層ニューラルネットワーク PointNet を領域分割された 3D 形状からなるデータセット ShapeNet-Part で教師あり学習して用いた。ついで、領域分割した部分形状群およびこれらを含む全体形状から 3D 形状特徴ベクトル群を抽出する。単語の特徴ベクトルは、Wikipedia コーパスを Word2Vec で処理して単語の分散表現を獲得する。そのうえで、部分形状および全体形状の特徴ベクトル群と単語の特徴ベクトル群を WSN (Word Shape embedding Network) と呼ばれる埋め込み DNN により共通の特徴空間に埋め込むことで、形状特徴と単語を関係づける。当該単語とその類義語や上位語等を含む多様な単語群との関連付けはシソーラス WordNet を用いた。

実験の結果、部分を表す単語による全体形状の検索、その単語の関連語による検索、等が実現されていることが確かめられた。ただ、関連単語による検索実験の数値的な検索精度は得られなかった。これは、類義語による検索の精度を測定できる 3D 形状データベースが存在しないためである。

4.3 探索的な検索手法としての「描きかけスケッチ」による 3D 形状検索

部分検索要求提示法の改善の 1 つのアプローチとして、3D 形状を、描きかけのスケッチをクエリとして検索する手法を検討した。スケッチで 3D 形状を検索する際、当初から詳細を描いたスケッチが描ける場合は少ない。そこで、検索者が描きかけのストローク数の少ないスケッチから、1 描線の追加ごとに随時 3D 形状を検索してその結果に基づいて人の描画を誘導することにより、検索者の求める詳細を持つ 3D 形状を漸近的に検索するための手法の研究を行った [3]。

用いたアプローチは、スケッチ特徴と 3D 形状特徴を triplet loss を用いて共通特徴空間に埋め込む手法である (図 5)。ここで、手書きスケッチの特徴として、漸近的に追加される描線を構成する点列の座標を時系列として再帰型 DNN に与えて得る時系列特徴、および描線追加ごとの画像を 2 次元の CNN に与えて得る画像特徴、の 2 種類を組み合わせ用いた。時系列特徴の学習は、完成したスケッチに加え、描線 (ストローク) を 1 本除去、2 本除去、などして得られた未完成なストローク点列も用いて行った。画像型特徴についても、描線を除去して得た画像も学習データに含めて行った。さらに、対比ロスを用いてこれらの未完成な描線群や未完成な画像群を含む特徴群と 3D 形状特徴群を共通特徴空間に埋め込んだ。

評価の結果、未完成スケッチを含めた学習により、これにより、描きかけのスケッチを含めた手書きスケッチを入力とした 3D 形状の検索でも良い検索精度を得られることが分かった。

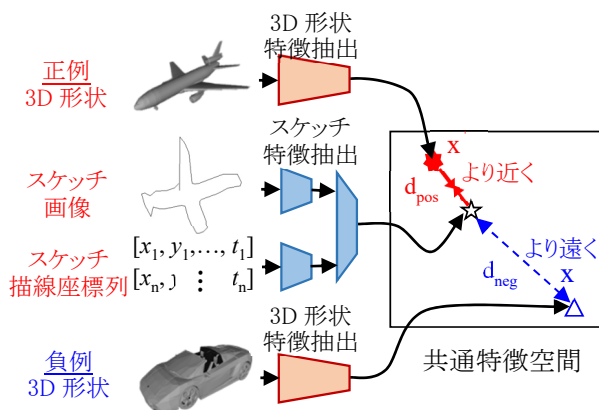


図 5. 描きかけスケッチによる 3D 形状スケッチ検索

4.4 3D 点群 GAN を用いた教師無し学習による 3D 形状特徴取得

3D 点群で表現された 3D 形状の形状特徴抽出器を、教師なし学習でラベルを持たない 3D 形状データベースを用いて獲得する手法を提案した。教師なし学習に用いたのは敵対的生成ネットワーク (GAN) である [4]。

本研究で提案する点群 GAN (図 7) は、3D 点群を生成する DNN (生成 DNN) と、3D 点群の真贋を判別する DNN (判別 DNN) の 2 つの DNN で構成される。生成 DNN は、入力されたランダムな潜在ベクトルを 3D 点群に変換する。判別 DNN は、入力された 3D 点群について、それが人手で製作された“本物”であるか、生成 DNN が出力した“偽物”であるかを判別する。生成 DNN と判別 DNN が互いに敵対しつつ学習を進めることで、生成 DNN は本物らしい 3D 点群の生成を学習し、また判別 DNN は 3D 点群の形状の判別、すなわち形状特徴を学習する。もともと GAN は 2 次元画像の生成および判別のために設計されたため、そのままでは 3D 点群を処理することはできない。本研究では、3D 点群向けの GAN を新たに設計した。具体的には、Qi らの PointNet を元に判別 DNN を設計し、Yang らの折畳み Autoencoder (折畳み AE) のデコーダ部を元に生成 DNN を設計する。こうして得られた GAN は、我々の知る限り、3D 形状に対して初めて適用された GAN である。

GAN はその学習が不安定なことが知られている。我々は、点群 GAN の学習を安定化させるため Gulrajani らが提案した GAN の学習則を用いる。具体的には、3D 点群データ個々の真贋に代え、本物の点群データ集合と偽物の点群データ集合の集合間距離 (Wasserstein 距離) を損失として用いる。点群 GAN の学習後、学習で得られた判別 DNN の中間層の活性化値を 3D 形状特徴量

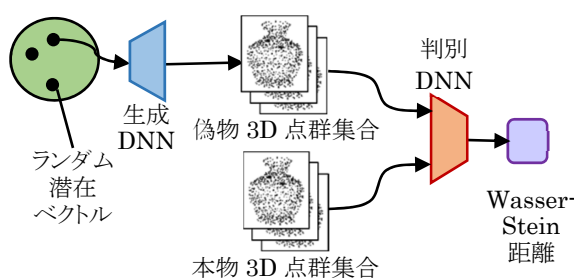


図 7. 3D 点群 GAN による教師なし形状特徴学習

として3D形状の比較, 検索, 分類等に用いる. 提案の点群 GAN が獲得した形状特徴量の精度を3Dモデルの形状類似検索のシナリオで実験的に評価した. 実験の結果, 点群 GAN が獲得した学習形状特徴量の検索精度は, 既存の手作り形状特徴量, および, 教師なし学習を用いた既存の学習形状特徴量の双方を上回ることが分かった.

本研究[4]は **2020年6月に情報処理学会より「情報処理学会論文賞」を受賞**した. 同賞は, 2018年10月~2019年9月の1年間に同学会の論文誌に掲載された563論文の中から特に優秀な6編を選んで与えられた賞である

4.5 多表現の3D形状データ間のトランスコードで学習する多表現3D形状特徴抽出器

2Dスケッチと3D形状の比較は, 2Dスケッチの特徴と3D形状の特徴を共通潜在特徴空間で行うことができる. このような潜在特徴空間の獲得には, 複数のデータ型から特徴抽出をするエンコーダ DNN群, および抽出された特徴群を潜在特徴空間へ埋め込むDNN群の学習が必要である. しかし, 異種の複数データ型で互いに共通のラベルを持ち, かつ十分な規模と多様性を備えた3D形状モデルのデータセットが存在しない. したがって, これら多表現に対応したエンコーダと埋め込み, および共通潜在特徴空間の学習を教師付きで行うことはできなかった.

そこで我々は, 教師なし, あるいは自己教師ありで多表現, 例えばボクセル表現, 点群表現, 多視点2D画像表現などの3D形状表現のエンコーダおよび埋め込み器とこれらエンコーダの出力が共有する共通特徴空間を学習する手法として Shape Auto Transcoder (SAT)を考案した[5]. SATは, 複数の異種表現のデータ型間でランダムに表現のペアを作ってトランスコードすることで, 教師なし(自己教師あり)学習により特徴抽出 DNNとしてのエンコーダ DNN群を学習する(図8). SATは N 個の入力データ型に対応した N 個のエンコーダと, N 個の出力データ型に対応した N 個のデコーダを持ち, これらが1つの潜在特徴空間を共有する. 例えば, 3D点群から2Dレンダリング画像へ, 3D点群から3Dボクセルへ, などのランダムに選ばれた入力-出力ペアによる再構成を経て学習し, 複数の特徴抽出 DNN群とこれらが共有する潜在特徴空間が得られる. 実験的評価の結果, 既存の教師なし手法よりも高精度な多表現の3D形状の特徴抽出 DNN群とこれらが共有する共通潜在特徴空間が得られることが分かった.

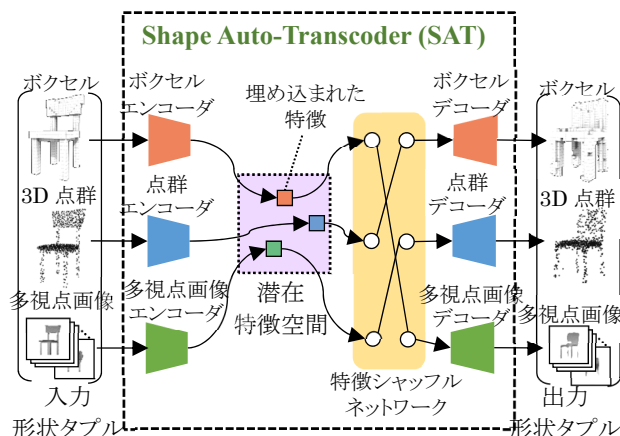


図8. 異種の3次元形状表現のランダムな対の間でトランスコーディングを行うことで, 教師なしで3D形状特徴抽出器を学習する[5].

<参考文献>

- [1] T. Furuya, R. Ohbuchi, Learning part-in-whole relation of 3D shapes for part-based 3D model retrieval, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.166, pp.102-114, 2018, DOI: 10.1016/j.cviu.2017.11.007
- [2] Kouki Omata, Takahiko Furuya, Ryutarou Ohbuchi, Annotating 3D models and their parts via deep feature embedding, *Proc. 2019 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW), Workshop on Cross-media Big Data Analysis for Semantic Knowledge Understanding*, Shanghai, China, July 8-12, 2019, 8 pages, DOI: 10.1109/ICMEW.2019.00090
- [3] S. Kuwabara, R. Ohbuchi and T. Furuya, "Query by Partially-Drawn Sketches for 3D Shape Retrieval," *Proc. 2019 International Conference on Cyberworlds (CW 2019)*, Kyoto, Japan, 2019, pp. 69-76. DOI: 10.1109/CW.2019.00020.
- [4] 上西 和樹, 古屋 貴彦, 大淵 竜太郎, 敵対的生成ネットワークを用いた3次元点群形状特徴量の教師なし学習, *情報処理学会論文誌*, 第60巻, 第7号, pp1315-1324, (受賞1:2020年度 情報処理学会論文賞を受賞.) (受賞2: 2019年情報処理学会論文誌ジャーナル/JIP 特選論文を受賞)
- [5] Takahiko Furuya, Ryutarou Ohbuchi, Transcoding across 3D Shape Representations for Unsupervised Learning of 3D Shape Feature, *Pattern Recognition Letters* (2020), (Published online July 11, 2020) DOI: 10.1016/j.patrec.2020.07.01
- [6] T. Furuya, X. Hang, R. Ohbuchi and J. Yao, "Convolution on Rotation-Invariant and Multi-Scale Feature Graph for 3D Point Set Segmentation," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 140250-140260, 2020, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3012613

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計8件（うち査読付論文 8件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 Furuya Takahiko, Ohbuchi Ryutarou	4. 巻 166
2. 論文標題 Learning part-in-whole relation of 3D shapes for part-based 3D model retrieval	5. 発行年 2018年
3. 雑誌名 Computer Vision and Image Understanding	6. 最初と最後の頁 102 ~ 114
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1016/j.cviu.2017.11.007	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 -
1. 著者名 Omata Kouki, Furuya Takahiko, Ohbuchi Ryutarou	4. 巻 -
2. 論文標題 Annotating 3D Models and Their Parts via Deep Feature Embedding	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 Proc. 2019 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW)	6. 最初と最後の頁 489-494
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1109/ICMEW.2019.00090	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 -
1. 著者名 上西 和樹, 古屋 貴彦, 大淵 竜太郎	4. 巻 60
2. 論文標題 敵対的生成ネットワークを用いた3次元点群形状特徴量の教師なし学習	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 情報処理学会論文誌	6. 最初と最後の頁 1315 - 1324
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 -
1. 著者名 Furuya Takahiko, Ohbuchi Ryutarou	4. 巻 78
2. 論文標題 Feature set aggregator: unsupervised representation learning of sets for their comparison	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 Multimedia Tools and Applications	6. 最初と最後の頁 35157 ~ 35178
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1007/s11042-019-08078-y	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 -

1. 著者名 S. Kuwabara, R. Ohbuchi and T. Furuya	4. 巻 -
2. 論文標題 Query by Partially-Drawn Sketches for 3D Shape Retrieval	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 Proc. 2019 International Conference on Cyberworlds (CW),	6. 最初と最後の頁 69-76
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1109/CW.2019.00020	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 -

1. 著者名 上西 和樹, 古屋 貴彦, 大淵 竜太郎	4. 巻 2018-CG-170
2. 論文標題 敵対的生成ネットワークを用いた, 3次元点群形状特徴量の教師なし学習	5. 発行年 2018年
3. 雑誌名 研究報告コンピュータグラフィックスとビジュアル情報学 (CG)	6. 最初と最後の頁 1 - 7
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 -

1. 著者名 Furuya Takahiko, Ohbuchi Ryutarou	4. 巻 1106925
2. 論文標題 Data augmentation via photo-to-sketch translation for sketch-based image retrieval	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 Proc. SPIE 11069, Tenth International Conference on Graphics and Image Processing (ICGIP 2018)	6. 最初と最後の頁 未定
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1117/12.2524230	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 -

1. 著者名 Furuya Takahiko, Hang Xu, Ohbuchi Ryutarou, Yao Jinliang	4. 巻 8
2. 論文標題 Convolution on Rotation-Invariant and Multi-Scale Feature Graph for 3D Point Set Segmentation	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 IEEE Access	6. 最初と最後の頁 140250 ~ 140260
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1109/ACCESS.2020.3012613	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0件

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

Ohbuchi & Furuya Laboratory
<http://www.kki.yamanashi.ac.jp/~ohbuchi/>
情報処理学会 論文賞 (2019年度)
<https://www.ipsj.or.jp/award/ronbun-index.html>
2019年度論文賞受賞者の紹介
https://www.ipsj.or.jp/award/2019_03.html

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・助教 (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
---------	---------