

機関番号：13501

研究種目：基盤研究（C）

研究期間：2008～2010

課題番号：20500089

研究課題名（和文）意味と形を考慮した3次元モデルの比較と検索

研究課題名（英文）Comparison and retrieval of 3D models by using shape and semantics

研究代表者

大瀨 竜太郎 (OHBUCHI RYUTAROU)

山梨大学・大学院医学工学総合研究部・教授

研究者番号：80313782

研究成果の概要（和文）：3次元モデルは、機械設計、CG画像制作、医療、あるいはゲームなどの分野で広く用いられる。本研究課題では、爆発的に数が増えつつある3次元モデルを、その形状および形状に付随する意味の類似性で比較し、検索し、分類して整理する技術の開発を行った。本課題の主な成果としては、姿勢変化や変形を伴う3次元モデルを検索する手法、および、3次元モデルに意味ラベルとしてのテキストタグを自動付与し検索する手法の開発があげられる。

研究成果の概要（英文）：3D shape models are everywhere; they found uses in mechanical design, game and CG content, medicine, and other areas. This research aimed to find means to compare, search, or classify 3D models based on shape and semantics associated with them. Research outcomes include a method to retrieve articulated and/or deformable 3D models by shape and a method for auto-tagging 3D models so they can be retrieval by their semantic textual label.

交付決定額

（金額単位：円）

	直接経費	間接経費	合計
2008年度	1,600,000	480,000	2,080,000
2009年度	900,000	270,000	1,170,000
2010年度	900,000	270,000	1,170,000
年度			
年度			
総計	3,400,000	1,020,000	4,420,000

研究分野：マルチメディア検索，3次元グラフィックス，形状モデリング，パターン認識

科研費の分科・細目：情報学・メディア情報学・データベース

キーワード：3次元モデル検索，マルチメディア検索，コンピュータ・グラフィックス，形状CAD，機械学習，パターン認識，画像認識・理解。

1. 研究開始当初の背景

機械 CAD はもとより、ゲーム、医療などの分野で3次元モデルが急速に広まり、その数も爆発的に増えた。これに伴い、3次元（3D）モデルをその「内容」、特にその形状に基づいて比較や検索する技術の必要性が急速に高まっていた。3次元モデルをその内容で検索する研究は、画像のそれに比べて大きく遅れ、2000年ころに開始された。

3次元モデルの形状類似検索システムは、ユーザが検索要求をシステムに与えることで、検索要求の形状に類似する3次元モデルをデータベースより検索し、検索結果をユーザに提示する。まず、前処理として、検索対象となる3次元モデルから形状特徴量を抽出し、3次元モデルと共にデータベース内に保存しておく。ユーザから検索要求が与えられると、システムは検索要求から前処理時と同様の手法で形状特徴量を抽出する。ついで、

検索要求から求められた形状特徴量と、前処理時に計算しておいたデータベース内の全 3 次元モデルの形状特徴量との類似度計算を行い、モデル間の類似度を求める。最後に、求められた類似度を降順に並び替え、類似度の大きいモデルから検索結果としてユーザに提示する。

これまで、形の類似性による 3D モデル検索の分野では主に、

- (1) 3D モデルをクエリとし、
- (2) 剛体を仮定して、
- (3) 意味や意図は考慮せず、
- (4) 形の全体で比較して、

3D モデルを検索する手法についての研究がなされてきた。その結果、3 次元モデル検索の研究が始まった 2000 年ころに比べ、本課題を開始する 2008 年ころまでに、上記のような「標準問題」の検索性能はかなり向上した。今や、タスクを限定すれば、実用になる検索性能と処理時間が得られるようになりつつある。

しかし、上記の「標準問題」から外れる問題に関してはあまり研究されていなかった。

2. 研究の目的

2007 年時点では、上記の「標準」条件のうちいずれか 1 つまたはそれ以上が満たされない、以下のような「非標準」な 3 次元モデル検索の研究が始まりつつあった。たとえば、

- (1) クエリが 3D モデル以外である。
- (2) 非剛体を前提とする。
- (3) 意味や意図を考慮する。
- (4) 形の部分で比較する。

などである。本研究課題では、3 次元モデル検索における（当時の）「非標準」な問題に対する挑戦を行った。

3. 研究の方法

上記の「非標準」問題のうち、3D モデル以外をクエリとして用いる手法としては、たとえば画像や 2 次元スケッチをクエリに用いる。画像や 2 次元スケッチを検索要求とする 3 次元モデル検索は 2007 年以前にも研究されてきた。2 次元スケッチや画像に加えた新たなクエリの種類としては、本研究課題で対象とした、単一、または少数の視点からレンジスキャナで得た深さ画像や 3D メッシュをクエリとする検索[5]がある。

本研究課題では、意味をあらわすテキストタグを 3D モデルに（半）自動付与したうえで、テキストをクエリとして提示し検索する手法の研究もおこなった [4, 19]。3D モデルは

意味をもつテキスト・タグが持たないのが普通であるが、タグを人力で付与するには大きな手間と時間が必要となり、現実的ではない。我々は、一部の 3 次元モデルに人力でタグを付与し、これらのタグを、形状の類似性に基づいて自動で他の 3 次元モデルに伝播する、自動タグ付けの手法を提案した。

上記(2)の非剛体 3D モデルを前提とした検索は、本課題を開始する 2007 年以前にも研究されていたが、検索性能は非常に低かった。これも本研究課題で扱ったテーマの一つである。非剛体の検索が実現されれば、人や動物が姿勢変化して大域的な形は異なっても、同じ（類似）と扱う、という点では、より意味を反映した検索に結び付く。

非剛体 3D モデルを対象とした大多数のアルゴリズムは、3D モデルとして「性質の良い」形状表現、例えば閉じた多様体メッシュや B-Rep ソリッドモデルを仮定する。これに対し、我々の手法は、深さ画像がレンダリングできさえすればどんな形状表現でも比較・検索できる。多視点からレンダリングした画像で抽出した局所画像特徴の集合を用いる手法により、非剛体（例えば、関節を持ち姿勢変化する動物やタコのように全体が変形する物体）の高い精度で検索できる [12, 10, 7, 5, 18, 14, 学会 5, 学会 6, 学会 7]。

意味や意図を考慮した検索は、2 次元画像や 2 次元動画画像では当たり前であるが、3D モデル注目されていなかった。本課題は、いわゆる「標準問題」の検索、上記の非剛体モデルの検索、テキストタグによる検索、などを通じて、一貫して意味や意図を考慮した検索を意識して研究を行ってきた [1, 2, 4, 6, 11, 学会 1, 学会 3]。具体的には、教師なしの距離尺度の学習による検索性能の改善、半教師付きの多数意味クラスの一括学習、インタラクティブな適合度フィードバックによる意図の学習などを研究してきた。

最後の、部分による比較は、2010 年現在で少々の論文があるものの、これといって有効な手法がない。本研究課題では、部分による検索に重要な局所特徴の研究を進めた。また、部分による検索の検索要求提示のために用いる目的で、3D モデルを半教師つきでセグメンテーションする手法について研究を行った [学会 20]。

4. 研究成果

我々が最も顕著な成果と考えるのは、検索精度が高くかつ高速で、多様な形状表現を受け付ける、非剛体 3D モデル検索手法の開発である。従来の手法では困難であった姿勢変化または帯域変形する非剛体 3D モデルの検索を、ポリゴンスープを含む多様な 3D モデル表現に対して実現した。

Chen らの Light Field Descriptor (LFD) 法[参考 1]に代表される, 多視点からの画像から大域的な見かけの特徴群を抽出する手法は, 3D モデルの形状表現に左右されず, かつ, 検索性能が高い特長がある. しかし, これらの大域的な特徴を用いた手法は, 関節を持ち姿勢変化する動物のモデルなど, 非剛体 3D モデルを適切に比較することができなかつた. 大域の変形や姿勢変化を経た 3D モデルは, 元のモデルと異なるとされてしまうためである.

そこで我々は, 多視点からの見かけのアプローチに基づきつつ, 1 視点で 1 つの大域的特徴の代わりに, 1 視点で 100 個~3k 個, 3D モデル 1 つでは 1k 個~15k 個程度の特徴を用いた BF-SSIFT 法[12]と, その改良版 BF-DSIFT 法[7]を提案した. 図 1 に処理の流れを示す. 図 2 は, 42 個の視点の 1 つから抽出した局所特徴の例を示す. 同じ画像から, S-SIFT では顕著点で 38 個, DSIFT ランダムに 304 個の特徴を抽出する. 提案手法ではこのような特徴を 42 視点分まとめて利用する. 局所特徴として用いたのは, David Lowe が提案した Scale Invariant Feature Transform (SIFT) [参考 2]である. SIFT は, 画像中で注目すべき顕著点を多重解像度・多重スケール空間において検出し, その顕著点において回転・スケール・平行移動などの幾何変換に不変な局所特徴を抽出する. 顕著点検出を持つ SIFT をそのまま用いたのが S-SIFT 法である. これに対し D-SIFT では, 局所特徴の中心をランダムな位置に密に配置し多数の (顕著点検出無しの) SIFT 局所特徴を抽出する. 性能評価実験の結果, D-SIFT のほうが高い検索性能を得ることができた.

ただ, 変形のため個別の対応がとれない前提でこれだけの数の局所特徴集合を比較すると計算量が非常に大きくなり, 要素数の多いデータベースの検索は不可能である. そこで, 我々は, Bag-of-Features (BoF) または Bag-of-visual Words と呼ばれる手法[参考 3]を用い, 多数の局所特徴を 3D モデルあたり 1 個の特徴ベクトルに統合した. BoF を 3 次元モデル検索に適用したのは我々の知る限り世界で初である. これにより, 3D モデル対の類似比較が効率的に行えるようになった. さらに, 数千個のデータベースで 3D モデル提示から検索終了まで数秒以下, という検索時間を実現するため, レンダリング, 画像局所特徴の抽出, 特徴の比較, などの処理に GPU (Graphics Processing Unit) 導入した. また, 局所特徴のクラスタリングは k-means 法が, またそのクラスタリングで得られた結果への局所特徴のベクトル量子化には単純な探索またはその $k-d$ 木などの空間データ構造のよる効率化が用いられることが多い. 我々は Extremely Randomized Tree

法[参考 4]を用いてクラスタリングおよびベクトル量子化の双方の処理を一括して高速化することに成功した.

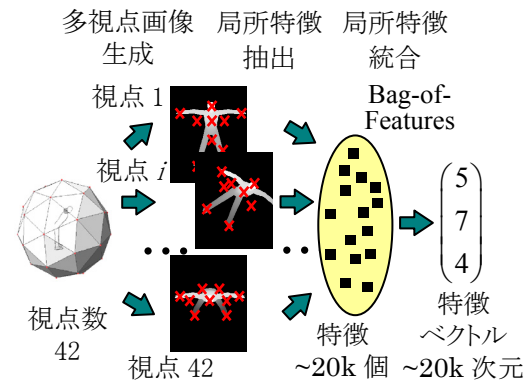


図 1. BF-DSIFT 法では多視点からレンダリングした画像から密に抽出した多数 (モデル当たり >10k) の 2 次元画像局所特徴を用いて 3D モデルを比較する[7, 12].

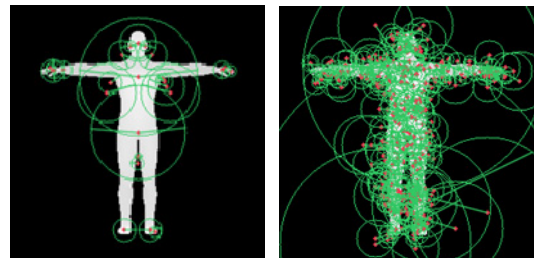


図 2. 1 視点分の画像から, 画像ごと 300 個程度密に抽出した SSIFT (左) と BF-DSIFT (右) の局所特徴の例. 提案手法ではこのような特徴を 42 視点分まとめて利用する.

我々は, BF-DSIFT 法で得られる特徴ベクトルに対し教師付きの非線形な次元削減を施し, 検索性能を低下させずに, より大きなデータベースを高速に検索することを試みた. 我々の用いたのは, 特徴を結ぶグラフに基づく, 近傍を保存する, 多様体に基づく非線形・教師無しの次元削減手法 (Unsupervised Dimension Reduction, UDR) (Locally Linear Embedding (LLE) 法[参考 5]など) と, それに基づく半教師付きの次元削減手法 (Semi-supervised Dimension Reduction, SSDR) である[2]. その結果, 学習に要する時間を 1 ケタほど低下させ, かつ, 検索性能を有意に向上させることができた実験に用いたデータベースの一つ, Princeton Shape Benchmark (PSB) は, 含まれる形状モデルが多様である, 907 モデルに 93 個のクラスラベルが付けられている, などの理由で学習が難しいとされている. 図 3 に示すように, この PSB において, BF-DSIFT 単体では 44.6% だった R-Precision を, SSDR の結果, 65.6% まで向上させ, かつ, 3 万次元の特徴を 100 次元前後まで次元削減することができた.

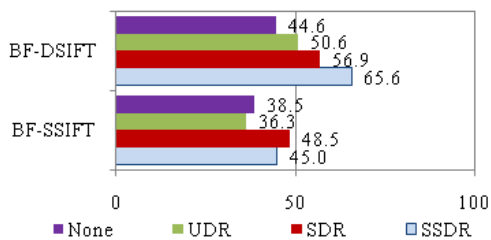


図 3. 半教師付き次元削減 SDDR により, BF-DSIFT の検索性能(横軸 R-Precision)が 44.6%から 65.6%に上昇。(PSB データベース)

特徴量を比較する距離空間の距離を教師なしで学習し検索性能を改善する手法としては, 上記の LLE 法のほかに, Manifold Ranking (MR) 法[参考 6]がある. われわれは MR 法を BF-DSIFT で得られた特徴に適用し, 検索性能を高めることに成功した[1].

これらの学習アルゴリズムの課題は, 学習に要する時間・空間計算量である. 上記の LLE は, 特徴の次元と学習サンプル数の積で処理時間が決まる. また, MR 法の計算量は, ほぼデータサンプル数の 2 乗に比例する. 大きなデータベースには適用するためには, これらの学習アルゴリズムを改良し, スケーラブルにする必要がある.

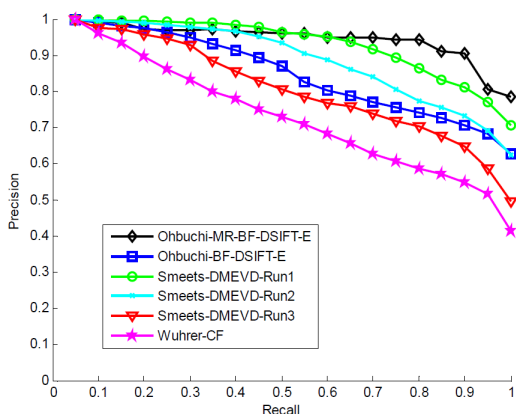


図 4. SHREC 2010 の Non-Rigid Track の結果. 図の右上隅検索性能が高い. われわれの手法は“Ohbuchi-”で始まる 2 つ.

我々は BF-DSIFT 法に MR 法による距離空間の学習を組み合わせ, 2010 年度の 3D モデル検索の国際コンテストである SHape Retrieval Contest (SHREC) 2010 の Non-rigid 3D (非剛体 3D)トラックに参加した. その結果, 検索性能では同着 1 位となった(図 4 の “Ohbuchi-MR-BF-DSIFT-E”). われわれの手法の処理速度は他の手法の約 10 倍程度高速であった. たとえば, 約 1000 要素のデータベースの検索に, 3D モデルの提示から, 類似度でランク付けされた 1000 個のモデルを返すまで 2~3 秒である. もう一つ強調しておきたいのは, 検索性能で同着 1 位となった手法が扱える形状表現が「素性の良い」閉じた

多様体メッシュに限られるのに対し, 我々の手法はポリゴンスープを含む「素性の悪い」形状表現を用いた 3D モデルに対しても適用できる点である.

近年, レンジスキャナなどで単一(または少数)の視点から獲得した 3 次元モデルのセグメンテーション, 検索, 物体認識, などの要求が高まっている. 単一視点の深さデータを生成する LIDAR や, 自律ロボットのレーザーレンジスキャナなどが普及してきたためである. こうした要求を反映して, 2010 年の SHREC では, 単一の視点からレーザーレンジスキャナで獲得した 3 次元メッシュモデルをクエリとし, 類似する 3 次元モデルを検索する Range Scanトラックが開催された. 同トラックでは, 図 4 に示すようなクエリを用いて検索を行う. これらのクエリでは, 視点に応じて見えない面(視線ベクトルに平行な面, 視点から不可視な面), 幾何および位相ノイズなどがある.

我々は BF-DSIFT 法を変更し, BF-DSIFT 法に対してクエリの幾何・位相ノイズを低減する前処理の追加, 距離計算手法の変更, などの変更を加えた P-BF-DSIFT 法[5]を用いて SHREC 2010 の Range Scanトラックに参加した. 図 6 はその結果で, 手法の名前に BF-DSIFT-E が付いているのが我々の手法である. 参加は 2 チームであったが, 大差で勝利を収めた.

他のマルチメディア検索と同様, 3D モデル検索においても, 意味(永続的で広く共有される)や意図(検索セッションごと, など短時間に個別のユーザが持つ)を検索結果に反映させるのは重要である. 本研究課題においても, われわれは, 意味や意図を反映した 3D モデルの検索について研究を行った [2, 4, 6, 11]

かつて, 「意味的」な 3D モデル検索の手法として, 意図を反映させるために, 1 つの意味カテゴリを適合度フィードバックで学習させる手法しかなかった. われわれは 2007 年, 教師付きおよび半教師付き学習を用い, 事前に(オフラインで)一括して多数の(100 程度)の意味カテゴリの学習に成功した. 今回この手法を BF-DSIFT に適用した結果, BF-DSIFT の検索性能(R-Precision)が 44.6%



図 5. 単一視点から獲得した距離画像をメッシュ化して得たクエリ 3D モデルの例.

から 65.6%に上昇した (図 3).

さらに、この半教師付き学習を用いた複数意味クラスの事前学習と、適合度フィードバックを用いた意図の学習を組み合わせることで、適合度フィードバック単体よりも優位に高い性能を得ることができた[11].

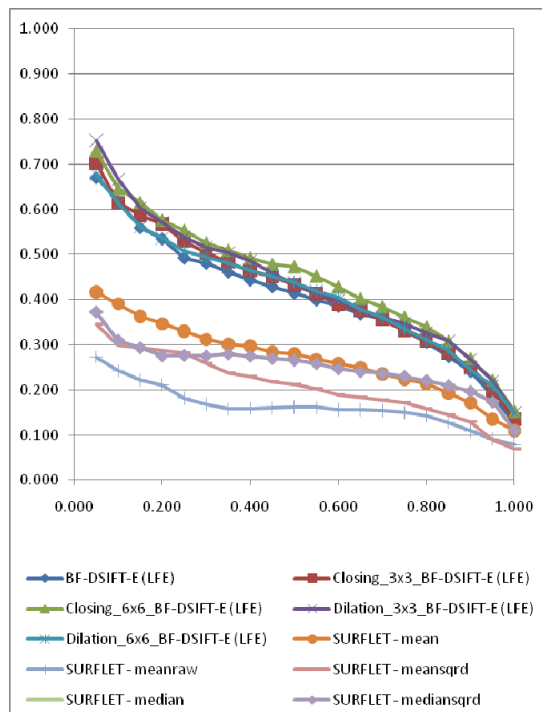


図 6. SHREC2010 Range Scanトラックの結果.

<参考文献>

- [参考 1] D-Y. Chen, X.-P. Tian, Y-T. Shen, M. Ouh-young, On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval, *Computer Graphics Forum*, **22**(3), 223-232, (2003).
- [参考 2] D.G. Lowe, Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, *Int'l Journal of Computer Vision*, **60**(2), (2004).
- [参考 3] J. Sivic, A. Zisserman, Video Google: A text retrieval approach to object matching in Videos, *Proc. ICCV 2003*, Vol. 2, 1470-1477, (2003).
- [参考 4] P. Guerts, D. Ernst, L. Wehenkel, Extremely randomized trees, *Machine Learning*, 2006, **36**(1), 3-42, (2006).
- [参考 5] S.T. Roweis, L.K. Saul, Nonlinear Dimensionality Reduction by Locally Linear Embedding, *Science*, **290**(5500), 2323-2326, (2000)
- [参考 6] D. Zhou, O. Bousquet, T.N. Lal, J. Weston, B. Schölkopf, Learning with Local and Global Consistency, *Proc. NIPS 2003*, (2003).

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計 23 件)

1. Ryutarou Ohbuchi, Takahiko Furuya, Distance Metric Learning and Feature Combination for Shape-based 3D Model Retrieval, *Proc. ACM International Multimedia Conference, International workshop on 3D Object Retrieval (3DOR) 2010*, Oct. 25-29, Firenze, Italy. (2010). (査読有)
2. Ryutarou Ohbuchi, Masaki Tezuka, Takahiko Furuya, Takashi Oyobe, Squeezing Bag-of-Features for Scalable and Semantic 3D Model Retrieval, *Proc. 8th International Workshop on Content-Based Multimedia Indexing (CBMI) 2010*, pp. 23-25, DOI: 10.1109/CBMI.2010.5529890 (査読有)
3. 大淵 竜太郎, 「3次元形状の検索」, マルチメディア検索の最先端 第7回, 映像情報メディア学会誌, Vol. 64, No. 7, (2010年7月号) (査読無, 6ページ)
4. Ryutarou Ohbuchi, Shun Kawamura, Shape-Based Autotagging of 3D Models for Retrieval, *Proc. 4th International Conference on Semantic and Digital Media Technologies (SAMT 2009)*, Graz, Austria, Dec. 2-4, 2009. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 5887/2009, Springer. (査読有)
5. Ryutarou Ohbuchi, Takahiko Furuya, Scale-Weighted Dense Bag of Visual Features for 3D Model Retrieval from a Partial View 3D Model, *Proc. IEEE ICCV 2009 workshop on Search in 3D and Video (S3DV) 2009*, Sept. 27, Kyoto, Japan. (査読有)
6. 手塚 将来, 大淵 竜太郎, 学習を用いた3次元モデル検索手法における人工的教示例拡張の効果, FIT2009(第8回情報科学技術フォーラム), 査読有論文, 第3分冊 RI-001, pp.1-6, (2009). (査読有)
7. Takahiko Furuya, Ryutarou Ohbuchi, Dense Sampling and Fast Encoding for 3D Model Retrieval Using Bag-of-Visual Features, *Poster Paper, Proc. ACM Int'l Conf. on Image and Video Retrieval 2009 (CIVR 2009)*, July 8-10, 2009, (2009). ISBN:978-1-60558-480-5. (査読有)
8. H. Dutagaci, A. Godil, A. Axenopoulos, P. Daras, T. Furuya, R. Ohbuchi, SHREC'09 Track: Querying with

- Partial Models, *Proc. EG Workshop on 3DOR 2009*, pp.69-76 (2009) (査読無)
9. A. Godil, H. Dutagaci, C. B. Akgul, A. Axenopoulos, B. Bustos, M. Chaouch, P. Daras, T. Furuya, S. Kreft, Z. Lian, T. Napoleon, A. Mademlis, R. Ohbuchi, P.L. Rosin, B. Sankur, T. Schreck, X. Sun, M. Tezuka, A. Verroust-Blondet, M. Walter, Y. Yemez, SHREC'09 Track: Generic Shape Retrieval. *Proc. EG Workshop on 3DOR 2009*, pp.61-68 (2009) (査読無)
 10. Ryutarou Ohbuchi, Takahiko Furuya, Accelerating Bag-of-Features SIFT Algorithm for 3D Model Retrieval, *Proc. SAMT 2008 Workshop on Semantic 3D Media*, Springer, LNCS Vol. 5392, pp. 23-30, (2008). (査読有)
 11. Ryutarou Ohbuchi, Toshiya Shimizu, Ranking on Semantic Manifold for Semantic 3D Model Retrieval, *Proc. 1st ACM Int'l Conf. on Multimedia Information Retrieval (ACM MIR'08)*, pp. 411-418, (2008). (査読有)
 12. Ryutarou Ohbuchi, Kunio Osada, Takahiko Furuya, Tomohisa Banno, Salient local visual features for shape-based 3D model retrieval, *Proc. IEEE Int'l Conference on Shape Modeling and Applications 2008 (IEEE SMI'08)*, pp. 93-102, (2008). (査読有)
 13. Kunio Osada, Takahiko Furuya, Ryutarou Ohbuchi, SHREC'08 Entry: Local Volumetric Features for 3D Model Retrieval, *Proc. IEEE SMI 2008*, pp 245-246, (2008) (査読無)
 14. Kunio Osada, Takahiko Furuya, Ryutarou Ohbuchi, SHREC'08 Entry: Local 2D Visual Features for CAD Model Retrieval, *Proc. IEEE SMI 2008*, pp 237-238, (2008) (査読無)
 15. Akihiro Yamamoto, Masaki Tezuka, Toshiya Shimizu, Ryutarou Ohbuchi, SHREC'08 Entry: Semi-Supervised Learning for Semantic 3D Model Retrieval, pp 241-243, *Proc. IEEE Shape Modeling International (SMI) 2008*, June 4-6, Stony Brook, NY, USA (2008) (査読無)
 16. 立間 淳司, 関 洋平, 青野 雅樹, 大淵 竜太郎, 多重フーリエスペクトル表現に基づく 3 次元モデルの形状類似検索, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J91-D, No.1, pp.23-36, (2008) (査読有)

[学会発表] (計 7 件)

1. スケーラブルな距離尺度の学習とその 3 次元形状検索への応用, 遠藤 めぐみ, 大淵 竜太郎, *Proc. Visual Computing/グラフィクスと CAD 合同シンポジウム 2010*, 2010 年 6 月 26 日-27 日, 神奈川工科大学 (査読有)
 2. 単一視点の深さ画像を検索要求とした 3 次元モデルの検索, 古屋貴彦, 大淵竜太郎, FIT2009(第 8 回情報科学技術フォーラム), 2009 年 9 月 2 日-4 日, 東北工業大学, 第 3 分冊 I-003, (2009) (査読無)
 3. 3 次元モデルへの自動テキストタグ付与, 川邨 俊, 古屋 貴彦, 手塚 将来, 大淵 竜太郎, *Proc. Visual Computing/グラフィクスと CAD 合同シンポジウム 2009*, 2009 年 6 月 25 日 - 26 日, 旭川勤労者福祉総合センター (査読有)
 4. ユーザの意図を反映した 3 次元メッシュモデルのセグメンテーション, 伴場 恵祐, 川邨 俊, 大淵 竜太郎, *Proc. Visual Computing/グラフィクスと CAD 合同シンポジウム 2009*, 2009 年 6 月 25 日- 26 日, 旭川勤労者福祉総合センター (査読有)
 5. 局所 3 次元形状特徴を用いた姿勢変化 3 次元モデルの検索, 大北 雄基, 古屋 貴彦, 大淵 竜太郎, *Proc. Visual Computing/グラフィクスと CAD 合同シンポジウム 2009*, 2009 年 6 月 25 日 - 26 日, 旭川勤労者福祉総合センター (査読有)
 6. 3 次元モデル検索における特徴量間の距離計算の GPU を用いた高速化, 及部 高嗣, 古屋 貴彦, 大淵 竜太郎, *Proc. Visual Computing/グラフィクスと CAD 合同シンポジウム 2009*, 2009 年 6 月 25 日 - 26 日, 旭川勤労者福祉総合センター (査読有)
 7. 古屋 貴彦, 長田 邦男, 大淵 竜太郎, 局所特徴量集合を用いた 3 次元モデルの形状類似検索, *Proc. Visual Computing/グラフィクスと CAD 合同シンポジウム 2008*, 2008 年 6 月 21 日 - 22 日, 国士舘大学 (査読有)
6. 研究組織
- (1) 研究代表者
大淵 竜太郎 (OHBUCHI RYUTAROU)
山梨大学・大学院医学工学総合研究部・教授
研究者番号: 80313782
 - (2) 研究分担者
なし.
 - (3) 連携研究者
なし.