

形状特徴に基づく web 上の 3 次元オブジェクトの効率的検索手法の提案

石川 雅 浩[†] 鈴木 崇 之^{†††} 下 野 博^{†††}
古 川 亮^{††} 河合 由起子^{†††} 川 崎 洋[†]

近年、3次元オブジェクトの利用は増加の一途にあり、CG映画やゲームなど様々な状況で用いられている。一方、実物体の3次元形状取得方法も大幅な進歩を遂げており、様々なスキャン手法が開発されている。その結果、これら3次元オブジェクトをweb上にアップする機会が今後大幅に増加すると考えられる。しかし、web上に多数公開された3次元オブジェクトを検索する手法についてはこれまであまり検討されていない。そこで本論文では、近い将来実物体をスキャンした3次元オブジェクトがweb上に大量に公開されることを想定した、web3次元オブジェクトの効率的な検索手法を提案する。

Shape Re-ranking technique for Web3D object based on 3D features

MASAHIRO ISHIKAWA,[†] TAKAYUKI SUZUKI,^{†††} HIROSHI SHIMONO,^{†††}
RYO FURUKAWA,^{††} YUKIKO KAWAI^{†††} and HIROSHI KAWASAKI[†]

In recent years, usage of 3D object for various purposes, such as CG movie, games and so on, are rapidly increasing. In addition, 3D shape capturing method is also improved and several commercial products are now widely available. As a result, a number of 3D objects those are uploaded and published on the Web will increase greatly in the near future. On the other hand, the method for retrieving the 3D object from the Web is not thoroughly researched yet. In this paper, we propose an efficient method to retrieve a 3D object from the Web using both 3D feature of the 3D objects and ranking results of web search.

1. はじめに

近年、プロジェクタやカメラなどを組み合わせることで簡易に物体の3次元形状を計測する手法が数多く提案され、誰もが容易に高精度な3次元形状を取得できるようになりつつある。さらに、3Dコンテンツをweb上に公開する方法も提案されている¹⁾。これに伴い、web上に公開された多くの3次元形状を検索する仕組みが必要になると考えられる。そこで本論文では、web上にある3次元オブジェクトを高精度に検索する手法を提案する。3次元オブジェクトを検索するためには、3次元オブジェクトの分類や認識が一般に必要と考えられる。例えば、3次元オブジェクトの認識に関しては、これまでCADやモデリングソフトで作成されたCGを対象として盛んに行われており、

2006年からはコンテスト(SHREC)が開催され認識精度が競い合われている。しかし、これらの手法は基本的には物体の全周形状が完全に獲得されることを前提としており、実環境において、3次元スキャナなどにより1視点からのみ得られた形状については十分に考えられていない。一方で、実物体を計測した3次元形状についてはSpinImage²⁾やCCHLAC³⁾(カラー立体高次局所自己相関)を用いた認識法が提案されているが、基本的には同一の物体を認識する手法のため、webに不特定多数アップされた3次元オブジェクトの検索にそのまま利用することはできない。

近年、高精度な画像検索法としてVisual Rankが提案されている⁴⁾。これは、Googleの検索エンジンでも採用されているPage Rankの2次元への拡張である。Page Rankは、「多くの良質なページからリンクされているページは、良質なページである」という考えに基づいて設計されているが、VisualRankも「良い画像は多くの画像と強く結びつき合っている」という仮説に基づいている。最大の特徴は画像特徴を検索基準に採用した点であり、従来のキーワード入力型画像検索エンジンよりも高精度な検索結果が得られる。

[†] 埼玉大学
Saitama University

^{††} 広島市立大学
Hiroshima City University

^{†††} 京都産業大学
Kyoto Sangyo University

そこで本研究では、Visual Rank の 3 次元オブジェクト検索への拡張を目的として Shape Rank を提案する。本手法では、3 次元オブジェクトを入力とした一般物体認識を目指すのではなく、3 次元オブジェクトが web 上に数多く普及した状況においてユーザに高精度な検索結果を提示することを目的とする。具体的には以下の条件下での検索を前提とする。まず、従来の画像検索同様にキーワード検索によって 3 次元オブジェクトを絞り込めるとする。これは、3 次元オブジェクトが普及し web 上に公開される際にも画像情報同様に文字情報が記載される可能性が高いと考えられることから妥当と考えられる。次に、キーワード検索によって得られる 3 次元オブジェクトの検索精度は画像検索と同程度の精度とする。これについても、前述の条件を満たしていれば 3 次元オブジェクトの内容に関係無くテキストデータから求められるため妥当と考えられる。最後に、対象は全周形状に限らない。これは、計測システムが普及し web 上に実環境の 3 次元オブジェクトが広まった場合、1 視点の形状のみで公開されるケースも十分に考えられるためである。

2. 提案手法

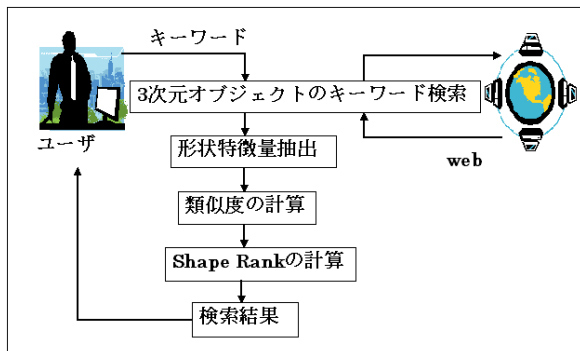


図 1 本手法の概略

本論文では、通常の Visual Rank に形状特徴抽出と類似度計算処理に修正を加えた図 1 のような手法を提案する。まず、3 次元オブジェクトをキーワード検索によって検索する。次に、3 次元オブジェクトから形状特徴を抽出 (3 章) し、各 3 次元オブジェクト間の類似度計算を行う。最後に、3 次元オブジェクトの Shape Rank (4 章) を計算する。Shape Rank とは、Visual Rank の 3 次元オブジェクトへの拡張であり、3 次元オブジェクトを扱うため、形状特徴を用いて視点依存性などを解消した手法となっている。

3. 形状特徴量抽出

類似度計算を行うためには、各 3 次元オブジェクトの形状特徴量を抽出する必要がある。形状特徴量

は、シンプルな方法としては距離値を用いた手法⁵⁾ や pixel depth を用いる手法などが提案されている。本研究では、視点依存性を避けるため不変特徴量として良く使われる曲率を用いる。

3.1 主曲率

3 次元形状の曲率を計算する場合、主曲率を計算する。主曲率は、いくつかの計算方法が考えられるが本研究では 2 次曲面当てはめによって求めることとした。当てはめる 2 次曲面を、式 1 のような 2 次多項式で表す。

$$h(x, y) = a_1 + a_2x + a_3y + a_4x^2 + a_5xy + a_6y^2 \quad (1)$$

この時 a は 2 次曲面を定めるパラメータである。最適な a は式 2 によって求まる。

$$a = (X^T W X)^{-1} X^T h \quad (2)$$

この時, a, h, X は、それぞれ式 3, 式 4, 式 5 のようになる。

$$a = (a_1, \dots, a_6)^T \quad (3)$$

$$h = (h_1, \dots, h_6)^T \quad (4)$$

$$X = \begin{pmatrix} 1 & x_1 & y_1 & x_1^2 & x_1y_1 & y_1^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_N & y_N & x_N^2 & x_Ny_N & y_N^2 \end{pmatrix} \quad (5)$$

この時, h は距離値ベクトルになる。係数ベクトル a から 1 次と 2 次の偏微分を求めることができる。以上を用いて、最大曲率と最小曲率を求めることができる。

3.2 shape index

主曲率を形状情報として扱う場合、ガウス曲率と平均曲率を用いて領域分割する手法や平均曲率が 0 であるような曲面を用いる手法など様々な扱い方が考えられる。本研究では、曲面変化の凹凸情報を強調した画像を用いることを目的として shape index 値を用いることとした。Shape index 値は距離画像上の各ピクセルにおいて式 6 を用いて求めることができる。

$$S_I = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} * \arctan \frac{k_{max}(i) + k_{min}(i)}{k_{max}(i) - k_{min}(i)} \quad (6)$$

ここで、 k_{max} は最大曲率、 k_{min} は最小曲率である。この時、Shape index 値は [0, 1] の範囲で求まる。本研究では、Shape Rank として扱いやすいよう [0, 255] に正規化し、グレースケール画像に変換する。

3.3 視点依存性の解消

Shape Rank の計算において最も問題となるのが、3 次元オブジェクトどうしの類似度を計算するための特徴量の記述方法である。本論文では、Shape index が不変 3 次元特徴量であることから、これを 2 次元的に配置した Shape index 画像を作成し、この Shape Index 画像に対して SIFT を適用し特徴抽出を行うも

のとする．ただし，Shape Index 自体は不変特徴量ではあるものの，Shape index 画像は，視点変化の影響を受けてしまうため，Shape Rank の計算においてはこれを解決する必要がある．そこで本研究では，図 2 のように正二十面体の頂点全てからの Shape index 画像を生成し，これを用いることで，視点依存性のない SIFT 記述子を獲得する．ただし，対象の 3 次元オブジェクトが単視点の場合（距離画像）の場合は，処理の簡便さのため単視点の Shape index 画像 1 枚のみを用いることとした．これは，3 次元オブジェクトが単視点から計測されている場合，その形状は全体の一部でしかなく，視点を少し変化させるだけで，その形状のほとんどが観測されなくなり，特徴点も非常に少ししか抽出されないためである．

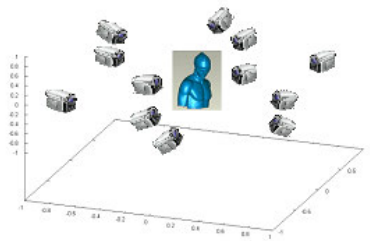


図 2 正二十面体の頂点

4. Shape Rank

ShapeRank は基本的には PageRank と同様の構造をしており，ハイパーリンクの代わりに各形状間の類似度を定義する．これによって，キーワード検索によって求めた形状ランキングの修正を行う．形状間の類似度がより高いものが上位にランキングされるため，キーワード検索によって集まった形状群の代表的な形状が上位に表示されることになる．これは，基本的には Visual Rank と同様のアプローチである．

4.1 類似度の計算

Shape Rank を計算するには，類似度を要素とする隣接行列 M が必要である．隣接行列の類似度を SIFT を用いて画像間の対応点数を計算し，式 7 のように定義する．

$$C_{ij} = \frac{M_{ij}}{(T_i + T_j)/2} \quad (7)$$

ここで， M_{ij} は各画像間の対応点数， T_i, T_j は各画像の SIFT キーポイントの数である．正二十面体の頂点を用いることで，均一な視点からの SIFT 記述子を獲得することができる．全周形状に対して獲得した SIFT 記述子は全て保持し，他のオブジェクトと比較する際は，最も SIFT 対応点の多かった視点を採用することとした．従って，式 7 で比較する際には全周

オブジェクトと距離画像の分類を必要とせずに類似度計算が可能となる．

4.2 ランキング計算

隣接行列 M が求めれば，式 8 を用いてランキングが収束するまで計算を繰り返す．

$$r = (1 - \alpha)Mr' + \alpha P \quad (8)$$

これは，PageRank と同じ方法で， P は直接のつながりが無いケースを反映するためである．従って， α はランキングベクトル r と P の重み付けである．

5. 実験と結果

5.1 実験環境

実験には，プロジェクタ・カメラシステムによるレンジセンサを用いることとした．全周形状は，複数方向から対象オブジェクトを計測し，位置合わせ，形状統合を行い，3 次元形状を獲得する．計測した例を図 3 に示す．



アヒルの玩具 土偶 埴輪 ダルマ 花瓶

図 3 計測結果

5.2 実計測データを用いたランキング実験

ShapeRank の動作確認として，同一オブジェクトの全周形状と様々な視点から撮影した距離画像群とノイズオブジェクトを用いてランキング計算を行った．正しい検索結果として想定する 3D オブジェクトは図 4 左のような石膏像とする．全周形状は，図 4 右のように各スキャンデータを統合した 3D オブジェクトを用いた．SIFT 特徴量の計算は，各距離画像群に関しては，計測時のカメラの視線方向から計算した（全 14 方向）．全周形状に関しては，正二十面体の各頂点から計算した SIFT 特徴量を合わせたものとなる．このため，各視点から得られる ShapeIndex の SIFT 特徴量と，全周形状の SIFT 特徴量は完全には一致しない．用いた 3 次元オブジェクトの No. 1-14 が個々の距離画像であり，No. 15 が全周囲形状であり，No.16-20 が，関連のないノイズオブジェクトである．

提案手法によるランキング結果を図 5 に示す．また，上位にランキングされたオブジェクトを図 6 に示す．図 5 から，石膏像の全周囲形状がノイズに影響されずに 1 位にランクインしていることが分かる．また，ランキング結果の上位には図 6 に示したとおり石膏像と

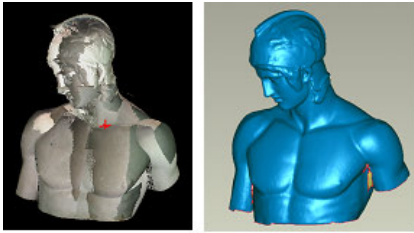


図 4 石膏像と統合結果

類似性の高い距離画像がランクインしていることが確認できる。しかし、6 位にアヒルの玩具を計測した全周形状がランクインされた。これは、全周形状の場合最も対応点数の多かった視点を SIFT 記述子として採用するため、無関係のオブジェクト間においても誤接続が発生したことが原因と考えられる。

No	Rank
images15	0.1916
images2	0.0763
images6	0.0668
images12	0.0661
images11	0.0604
images20	0.0568
images13	0.0544
images9	0.044
images3	0.0431
images7	0.0416
images14	0.0415
images1	0.0406
images5	0.0372
images10	0.0355
images4	0.0336
images18	0.0252
images17	0.0246
images19	0.0225
images8	0.0199
images16	0.0169

図 5 ランキング結果

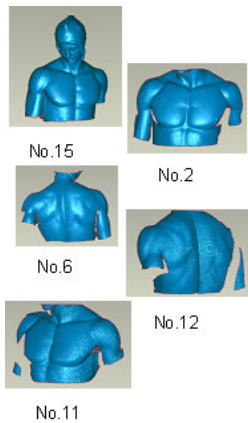


図 6 ランキング上位オブジェクト

5.3 オブジェクト間の類似度考察

各オブジェクト間の類似度を辺重みとする重み付きグラフを図 7 に示す。図 7 を見ると、石膏像の全周形状が石膏像の距離画像と類似性が高くなっていることが確認できる。ノイズとしてあたえた No.19 の円柱状の資材に類似度が求まっているが、他の距離画像に比べて低いことも確認できる。しかし、一部の石膏像の距離画像と類似度が求まっておらず、計算した 12 視点の全周形状と視点が離れており、SIFT による角度変化の吸収が十分でなかったものと思われる。アヒルの全周形状については、石膏像の全周形状と距離画像に類似度が求まっており、このためリランキング結果の上位に入ってしまったものと考えられる。

6. まとめと今後の課題

本研究では、web 上に公開された多数の 3 次元オブジェクトの高精度な検索手法として、形状特徴を用いた Shape Rank を提案し、実験によりその有効性を確認した。Shape Rank とは、Page Rank を 3 次元形状へと拡張したものであり、正二十面体の各頂点が

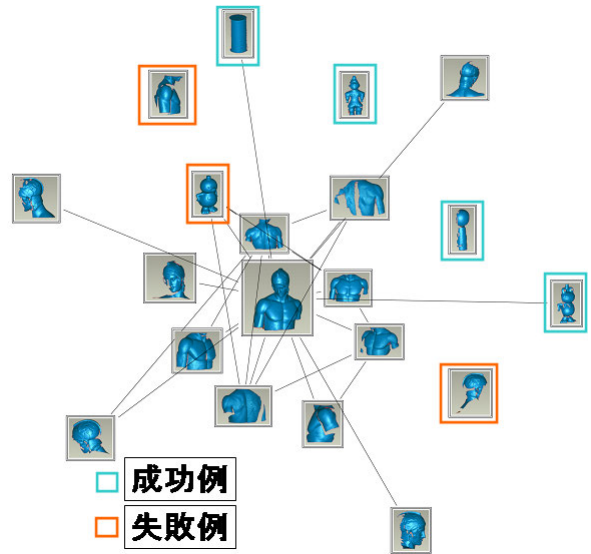


図 7 類似度を辺重みとする重み付きグラフ

ら見た Shape Index 画像を用いることで、視点依存性のない特徴抽出を実現する手法となっている。今後の課題として、オブジェクト群と関連の無い全周形状がランキングの上位に入ってしまう点の改善がある。

謝辞 本研究の一部は、総務省戦略的情報通信研究開発制度 (SCOPE) 若手 ICT(072103013) の一環として実施されたものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- 1) 加納 利英, 川嶋 紀弘, 田澤 翔吾, 成田 直樹, 河合 由起子, 川崎 洋 ”ユーザの選好に基づく 3D コンテンツの情報推薦と視点に依存した提示手法”, インタラクティオン 2008, 3.2008.
- 2) A.E.Johnson and M.Hebert, “ Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes ”, IEEE Trans. Pattern Anal. And Mach. Intell.,21,pp.433-449,1999.
- 3) A. Kanazaki, T. Harada and Y. Kuniyoshi, ”Partial Matching for Real Textured 3D Objects using Color Cubic Higher-order Local Auto-Correlation Features”,Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval 2009, pp.9-12, 2009.
- 4) Y. Jing, and S. Baluja, “ Visual Rank: Applying Page Rank to large-scale image search ” IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.30, no.11, pp.1877-1890, Nov.2008.
- 5) Ryutarou Ohbuchi, Kunio Osada, Takahiko Furuya, Tomohisa Banno, ”Salient local visual features for shape-based 3D model retrieval” Proc. IEEE Shape Modeling International (SMI), pp 93-102 ,2008.