

局所特徴量の相対位置を考慮した3次元形状類似検索

清水 俊也¹, 小林 準², 山本 明博³, 大淵 竜太郎⁴

^{1,2,3,4} 山梨大学 〒400-8511 山梨県甲府市武田 4-3-11

¹g06mk009@ccn.yamanashi.ac.jp, ²g05mk014@ccn.yamanashi.ac.jp,

³g05mk039@ccn.yamanashi.ac.jp, ⁴ohbuchi@yamanashi.ac.jp

概要 3次元形状類似検索において、性能を向上させるため様々な手法が提案されている。しかし、3次元モデルの相対的な位置関係による特徴については考慮されていない。本研究では、向き合わせを行った3次元モデルについて座標軸を基準にモデルを分割し、それぞれから局所特徴量を求める。そして、同じ位置にある分割された部分同士の特徴量を比較することで、局所特徴量の相対位置を考慮した検索を行う。評価実験の結果、我々の用いた特徴量に関しては、本手法を適用することで検索性能を向上させることがわかった。

Local Descriptors in Context for 3D Model Retrieval

Toshiya Shimizu¹, Jun Kobayashi², Akihiro Yamamoto³, Ryutarou Ohbuchi⁴

^{1,2,3,4} University of Yamanashi, 4-3-11 Takeda, Kofu-shi, Yamanashi-ken, Japan

¹g06mk009@ccn.yamanashi.ac.jp, ²g05mk014@ccn.yamanashi.ac.jp,

³g05mk039@ccn.yamanashi.ac.jp, ⁴ohbuchi@yamanashi.ac.jp

Abstract In this paper, we propose a 3D shape matching algorithm that employs a combination of local shape features in context. After normalizing the models to be compared against similarity transformation, the method extracts local geometric features from subpart of the models. The proposed method employs a simple method for local feature extraction, that is, cropping the 3D model into parts (e.g., the front half and the rear half), followed by the application of a (global) shape feature to the cropped parts. A combination of distances computed from the features of cropped parts is used for overall dissimilarity judgment. Experimental evaluation showed that the method is effective in improving retrieval performance for several shape features we have tested.

1. はじめに

3次元形状類似検索において検索精度を上げるには、まず、3次元形状を数値で表現した形状特徴量を改善させることが挙げられる。また、形状特徴量を比較する際の距離計算手法の改善も重要である。既存の特徴量を有効活用することでも、検索性能を向上させることができる。例えば、3次元モデルの多重解像度表現を形状類似検索に適用させる手法[武井05]や、3次元モデルを複数の領域に分けて部分特徴量として検索を行う手法[Shilane06]などがある。

しかし、これら既存の手法では、3次元モデルの相対的な位置関係を用いた情報は利用されていない。例えば、武井らの多重解像度表現は一つの3次元モデルの表現より一つの特徴量をもとめる大域特

徴量である。また、部分特徴量として扱う手法においても、位置関係を捉えた手法は考案されていない。

そこで、本研究では3次元形状類似検索において、相対的な位置を用いた情報、例えば、モデルの右側にはどのような特徴があり、左側にはどのような特徴がある、ということを利用して、検索精度の向上を目指す。具体的には、向き合わせを行った3次元モデルについて座標軸を基準にモデルを分割し、分割されたモデルごとに特徴量を求める。これにより、各々の特徴量は、例えばその3次元モデルの右半分の特徴、左半分の特徴のそれぞれを捉えたものとなる。そして、相違度比較の際は同じ位置にある分割された部分同士の特徴量を比較する。これにより、例えば3次元モデルの右側部分だけにおける比較

といったことができる。また、3次元モデルの相対的な位置関係による特徴を利用する際には、モデルの向きが重要になることが考えられる。よって、我々は向き合わせの際に、点群に対して主成分分析を行う既存の手法に、概形状を適用させた。

本手法を用いた評価実験の結果、実験に用いた特徴量について、本手法を適用することで検索性能を向上させることができた。特に、いくつかの特徴量においてはR-Precisionを4%以上、向上させることができた。

2. 関連研究

3次元形状類似検索の一般的な枠組みを図1に示す。まず、前処理として、検索対象となるモデルから特徴量を抽出する。そして、ユーザの検索要求に対して特徴量を抽出し、検索要求の特徴量とデータベース内のモデルの特徴量とで相違度を計算する。そして、相違度の小さい順に検索結果としてユーザに提示する。

3次元モデルの形状表現には、ソリッドモデルと呼ばれる中身の詰まったモデルや、面積0の面、点や線の存在を許すポリゴンスープモデルなど、様々なものがある。中でもポリゴンスープは、体積や曲率を求めることができないため、形状解析が難しい。しかし、有用な3次元モデルの多くはポリゴンスープモデルであり、形状類似検索における研究の多くは、このポリゴンスープモデルに対応している。そのため、本研究でも、対象をポリゴンスープモデルとする。

3次元形状類似検索の検索精度を向上させるには、まず、形状を表す特徴量を改善することが挙げられる。これには、D2 [Osada02]や、それを元に改善を行ったAAD [Ohbuchi05]、SPRH [Wahl03]、また

KazdanらのSH [Kazdan03]など、3次元モデルを幾何学的に解析する手法で改善を行った例がある。また、3次元モデルを見た目、つまり2次元画像として解析する手法も提案されている。これには、大淵らのMODFD [Ohbuchi03]、ChenらのLFD [Chen03]、またVranicの手法[Vranic04]などがあり、検索精度を向上させることに貢献してきた。

また、3次元アルファシェイプを用いて3次元モデルの多重解像度表現を生成し、それを形状類似検索に適用させることで性能を向上させる方法[武井05]もある。これは、既存の特徴量を効率よく使用した例である。同じように、既存の特徴量を有効利用する手法としては、複数の特徴量を組み合わせる手法[Bustos04a, Bustos04b, Ohbuchi06a]や、3次元モデルを複数の領域に分割して部分特徴量として扱う手法[Shilane06]などが提案されている。

相違度計算手法の改善もなされている。これには、相違度計算を行う際、特徴量空間の中で構成される多様体を学習により求め、測地線距離で比較を行う手法[Ohbuchi06b]などがある。また、適応フィードバック[Leifman05]を用いて検索結果をユーザに適応させ、検索精度を高める手法も提案されている。

3. 提案手法

本手法では、向きの正規化を行った3次元モデルについて左右、上下、前後のそれぞれにモデルを分割する。そして、それぞれの部分から特徴量を求め、分割した同じ位置同士で形状の類似性を比較する。最終的なモデル間の類似度は、各々の相違度を線形に統合することで得る。これらは以下の手順からなる。

1. 3次元モデルの向き合わせ
2. 3次元モデルの分割
3. 特徴量抽出
4. 相違度計算

以下、それぞれについて詳細を示す。

3.1. 3次元モデルの向き合わせ

3次元モデルを左右、上下、前後といった相対的な位置で分割しようとした際、モデルの向きは重要である。3次元モデルは作成者によりその向きが任意であり、これを解決するために向き合わせを行う必要がある。

3次元モデルの向き合わせの手法には、質点が

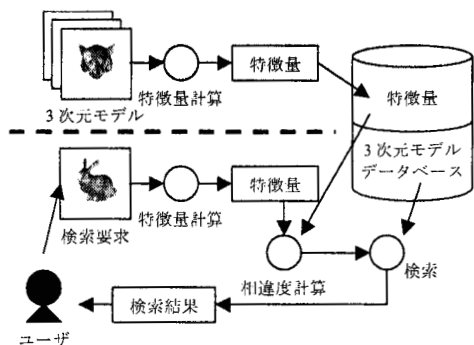


図1. 3次元形状類似検索の一般的な枠組み

モデルの面上にあると考えると主成分分析を用いるもの[Vranic01, Ohbuchi02]や、各面の法線より主軸を求める手法[pu05]など様々なものがある。例えば、Ohbuchiらの手法[Ohbuchi02]で用いられている正規化手法では、モデルの頂点ではなく面上に質点があると考え、面上に一様な点を生成する。そして、その点群より主成分分析を用いて第一主軸、第二主軸、第三主軸を求め、それぞれをx軸、y軸、z軸とすることで向きの正規化を行っている。

本研究でも、Ohbuchiらの手法のように、モデルの面上に一様に生成した点群の分散より、正規化を行う手法を用いる。しかし、点群の分散より主軸を求める際、モデルの概形部分から点群を生成したほうが良いことが考えられる。モデルの詳細部分に生成された点群により、主軸がぶれることを防ぐためである。よって本手法では、一度3次元モデルの概形表現を生成し、その面上に一様な点を生成する。そして概形表現より得られる点群に対し、主成分分析を行い、得られる主軸を用いて3次元モデルの向き合わせを行う。

3次元モデルの概形表現には、武井らの多重解像度表現[武井05]を用いる。本手法で用いる多重解像度表現は、武井らの研究で最も粗い、つまり概形形状を表しているレベル1を用いる。

レベル1の多重解像度を適用した3次元モデルに対し、その面上に一様に点を生成する。一様な点の生成には、Osadaらの手法[Osada02]を用いる。

$$P = (1 - \sqrt{r_1})t_1 + \sqrt{r_1}(1 - r_2)t_2 + \sqrt{r_1}r_2t_3$$

ここで、 t_1, t_2, t_3 は3次元モデルの面(三角形)を構成する3点の座標値である。また、 r_1, r_2 は乱数であり、小田切らの手法にならい、Sobol [William92]の準乱数を用いる。

生成された点群に対し、主成分分析を行い、得られる第一主軸、第二主軸、第三主軸をそれぞれx軸、y軸、z軸とする。また、各軸に対して、鏡像の区別をつける。生成された点群の、各軸の正の部分に分布している数と負の部分に分布している数を比較し、負の部分に分布している数の方が多ければ、その軸について正負を回転させる。

そして、これらの新たな座標軸上に、もとの3次元モデルを写像することで、向き合わせを行う。

3.2. 3次元モデルの分割

向きを正規化したモデルについて、そのバウンディングボックスの中心を座標軸の原点に移動させる。そして、バウンディングボックスの中心から、左右(x軸)、上下(y軸)、前後(z軸)にモデルを分割する。

まず、x軸に注目し、x軸に対して正の部分にあるポリゴン、及び負の部分にあるポリゴンとでそれぞれ分ける。正と負、両方の領域にまたがるポリゴンについては、yz平面でポリゴンを分割する。以降、便宜上、モデルMのx軸に対して正の部分 M_{11} 、負の部分 M_{12} と称す。同様に、y軸について正の部分、負の部分についても分割を行う。これらを M_{21} 、 M_{22} と称す。z軸についても同様に、正の部分 M_{31} 、負の部分 M_{32} と分割する。これらを図2に示す。

また、本稿では実験的に、3次元モデルを分割する際に、分断面の重複を許す場合も考える。本稿では、分割前のモデルに対するバウンディングボックスにおいて、その5%、及び10%を重複させて分割を行った(4.1節)。

3.3. 特徴量抽出

本手法には、ポリゴンスープに対応する多種の特徴量が適用できる。本稿では、提案手法の検索性能を評価するため、次に述べる8つの特徴量を実験に用いる。

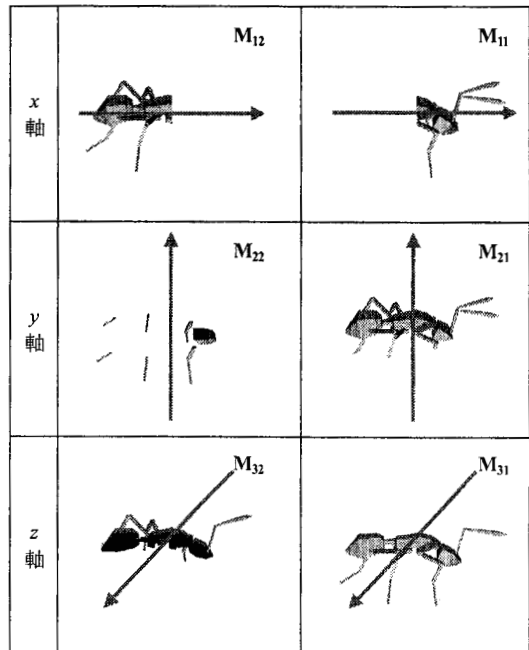


図2. モデルの分割方法

- Absolute Angle Distance (AAD)
- Surflet-Pair Relation Histograms (SPRH)
- Spherical Harmonics (SH)
- Ray-Based feature vector with Spherical Harmonic representation (RBSH)
- Descriptor based on the exponentially decaying EDT (EDT)
- Depth-buffer based feature vector (depth-buffer)
- Silhouette-based feature vector (silhouette)
- Hybrid feature vector (hybrid)

AAD [Ohbuchi05]はモデルの向き尽き点群表現より、点対間の距離、角度から形状を解析する手法である。SPRH [Wahl03]もまた、点対間の距離と角度を用いた解析手法である。SH [Kazhdan03]は3次元モデルをボクセル表現に変換し、球面調和関数を適用することで形状を解析する。また、RBSH [Vranic04]はモデルの重心から面へ視線を飛ばすことで形状を解析する。EDT [Vranic04]は、モデルを2値ボクセル変換して解析したものと、モデルの対象性測度を解析したものを組み合わせたものである。これらの5つの特徴量抽出手法はいずれも、3次元モデルの形状を幾何学的に解析して特徴量を得ている。

また、これらとは異なり、silhouette [Vranic04]とdepth-buffer [Vranic04]は3次元モデルの形状を見かけにより解析する特徴量である。silhouetteは形状の見かけのシルエット画像を用いて解析をする。depth-bufferは視点から3次元モデルまでの深さ画像を用いた解析である。hybrid [Vranic04]はVranicがRBSH, silhouette, depth-bufferを組み合わせたものであり、Vranicの研究[Vranic04]で最も良い検索性能を得られた特徴量である。

なお、AADとSPRHについては我々が実装したものを利用した。また、SHは[Kazhdan]に公開されたソフトウェアを、RBSH, EDT, depth-buffer, silhouette, hybridについては[Vranic]に公開されたソフトウェアをそれぞれ用いた。

3.4. 相違度計算

本手法では、2つのモデルAとBを比較する際、まず分割した同じ位置同士で相違度を計算する。 A_{ij} と B_{ij} のそれぞれより求まる特徴量を、1次元のベクトルと考え、 \mathbf{a}_{ij} と \mathbf{b}_{ij} と表すと、それらの相違度は $d(\mathbf{a}_{ij}, \mathbf{b}_{ij})$ と表される。

ここで、分割された各位置同士の相違度 $d(\mathbf{a}_{ij}, \mathbf{b}_{ij})$ の計算には、各論文で用いられている手法を用いる他、我々の実験において性能が良かった距離計算手法を用いる。例えば、silhouette特徴量においてはVranicの論文[Vranic04]にあるL1距離を用いるよりも、我々が実験した結果ではKullback-Leibler divergence (KLD) [Walsh03]を用いたほうが性能が良かった。これらは4章にまとめてある。

そして、最終的なモデル間の相違度 $D(A, B)$ は、分割したモデル間の相違度 $d(\mathbf{a}_{ij}, \mathbf{b}_{ij})$ を線形結合することで得る。つまり、以下の式より求まる。

$$D(A, B) = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^2 d(\mathbf{a}_{ij}, \mathbf{b}_{ij})$$

4. 実験と結果

実験ではまず、3.2節で述べた分割の際の重複割合を変えてみた場合について比較する(4.1節)。これは、分割する際に重複を許すことで性能が変化するか調べるためである。また、各特徴量について、本手法を適用した場合としなかった場合についての比較を行い、本手法の効果を評価する(4.2節)。

評価実験に用いたデータベースは、Princeton Shape Benchmark (PSB) v1.0 [Shilane04]のtest setである。PSBのtest setは907個の3次元モデルからなり、人間によって92個のカテゴリに分類されている。

検索性能の評価には、R-Precision(1R), 2R-Precision(2R), 11-Point Average(11A)のそれぞれの数値を用いた。1Rは、検索結果上位R個の適合率、2Rは上位2R個の適合率、11Aは再現率が{0.0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0}のときの適合率を平均した数値である。いずれの数値も値が高いほど、性能が良いと言える。

4.1. 分割する際の重複についての性能比較

モデルを分割する際に、分断部分の重複の割合を変化させることで検索性能が変化するか、3.3節で述べた8つの特徴量を用いて比較する。重複の割合については、0% (重複なし)、5%、10%の3通りを比較する。

表1に分割時の重複の割合を変化させた場合の検索性能を示す。8つの特徴量のうち、AADとsilhouette, hybrid以外の5つでは、重複の割合を増やすことで若干ではあるが、性能が落ちた。しかし、

AAD と silhouette, hybrid の 3 つの特徴量については、重複の割合を 5%としたときに重複なしの場合 (0%)と比べて、わずかながら性能が向上した。しかし、重複の割合をさらに増やした 10%の場合では、5%ほどの性能向上は見られず、silhouette においては重複なしの場合と比べて 1R, 2R, 11A の各値において性能が落ちている。

silhouette と hybrid の 2 つの特徴量において、重複の割合を 5%としたときにわずかに性能が向上した要因として、3 次元モデルの特徴を解析する際、モデルの形状のシルエット画像を用いたことが考えられる。silhouette 特徴量においては、シルエット画像を用いた解析であり、また hybrid 特徴量においても、silhouette 特徴量の解析手法を用いているからである。

4.2. モデル分割による検索性能の比較

表 2 に 3.3 節で述べた 8 つの特徴量において、本手法を適用した場合、及びしなかった場合のそれぞれの検索性能を示す。分割する際の分断部分の重複については、4.1 節の実験結果から、もっとも性能が良い場合を選んだ。つまり、AAD と silhouette, hybrid については重複 5%、それ以外については重複なしである。

比較実験の結果、8 つすべての特徴量において、本手法を適用することで性能が向上した。しかし、性能向上の数値の程度については、それぞれの特徴量において差がある。まず、適用前と比べて最も性能が向上したのが RBSH であり、1R, 2R, 11A の各値において、それぞれ 5%以上の性能向上が見られた。また、SPRH, SH, EDT についても 1R において 4%前後の性能向上が見られる。しかし、depth-buffer, 及び hybrid においては、それほど性能向上が見られなかった。このため、3 次元モデルの深さ画像を用いる解析手法や、それを組み合わせた特徴量では、本手法の効果があり得られないことが考えられる。

5. まとめと今後の課題

本稿では、3 次元モデルを分割し、分割した同じ部分同士を比較することで形状類似検索の検索精度を向上させる手法を提案した。また、提案手法について 8 つの既存の特徴量を用いて実験を行い、本手法を適用することで全ての特徴量に対して性能

表 1. 重複の割合を変化させた際の検索性能

特徴量	距離	重複 [%]	1R[%]	2R[%]	11A [%]
AAD	C	0	35.2	43.3	37.9
		5	35.9	44.2	39.0
		10	34.9	43.4	38.3
SPRH	C	0	41.2	49.6	43.6
		5	40.8	49.3	43.4
		10	40.5	49.4	43.1
SH	L1	0	44.9	53.9	48.1
		5	44.5	53.4	47.7
		10	43.5	52.8	47.1
RBSH	C	0	40.2	48.0	42.7
		5	39.9	48.0	42.5
		10	39.8	48.2	42.8
EDT	L1	0	45.2	54.1	48.3
		5	44.6	53.5	47.8
		10	43.8	52.8	47.2
depth-buffer	L1	0	43.9	51.9	46.8
		5	43.6	51.7	46.8
		10	43.1	51.5	46.3
silhouette	K	0	42.8	51.1	45.9
		5	43.2	51.6	46.2
		10	42.3	50.9	45.6
hybrid	L1	0	48.8	57.7	52.4
		5	49.2	57.9	52.5
		10	49.0	57.9	52.5

C: コサイン距離, L1: L1 距離, K: KLD

表 2. モデルの分割による検索性能の比較

特徴量	距離	分割	1R[%]	2R[%]	11A [%]
AAD	C	NO	33.5	42.4	36.3
	C	YES/5	35.9	44.2	39.0
SPRH	K	NO	37.4	46.3	40.1
	C	YES/0	41.2	49.6	43.6
SH	L1	NO	40.5	49.8	43.8
	L1	YES/0	44.9	53.9	48.1
RBSH	L1	NO	34.5	42.5	37.0
	C	YES/0	40.2	48.0	42.7
EDT	L1	NO	41.0	50.4	44.0
	L1	YES/0	45.2	54.1	48.3
depth-buffer	C	NO	42.3	50.9	45.3
	L1	YES/0	43.9	51.9	46.8
silhouette	K	NO	39.9	49.6	42.8
	K	YES/5	43.2	51.6	46.2
hybrid	L1	NO	48.5	57.7	51.5
	L1	YES/5	49.2	57.9	52.5

C: コサイン距離, L1: L1 距離, K: KLD

を向上させることができた。性能向上の差分がわずかな特徴量もあったが、多くの特徴量では 4%以上の、特に RBSH については 5%以上の性能向上と、非常に有意な性能向上を示した。

本手法はいまだ実験段階であるため、今後の課題が多々ある。例えば、モデルの向き合わせ手法について他の方法を試してみる、もしくは複数の方法を組み合わせることである。また、3次元モデルの分割の方法についても、本稿で提案した xyz の各軸の正負により分割する手法のほか、3次元の各事象に分割する方法なども試してみる必要がある。分割した部分同士と比較についても、本稿で扱った同じ部分同士の比較のほか、異なる部分同士を比較し最も相違度の高い部分を探す方法も考えられる。また、1つのモデルから分割した部分より新たな特徴を解析し、それを検索に用いることなども考えられる。

参考文献

- [Bustos04a] B. Bustos, D. Keim, D. Saupe, T. Schreck, D. Vranic, Automatic Selection and Combination of Descriptors for Effective 3D Similarity Search, *Proc. IEEE MCBAR '04*, pp. 514-521, (2004).
- [Bustos04b] B. Bustos, D. Keim, D. Saupe, T. Schreck, D. Vranic, Using Entropy Impurity for Improved 3D Object Similarity Search, *Proc. IEEE ICME 2004* (2004).
- [Chen03] D.-Y. Chen, X.-P. Tian, Y.-T. Shen, M. Ouhyoung: On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval, *Computer Graphics Forum*, **22**(3), pp.223-232, (2003).
- [Kazhdan03] M. Kazhdan, T. Funkhouser, S. Rusinkiewicz, Rotation Invariant Spherical Harmonic Representation of 3D Shape Descriptors, Symposium on Geometry Processing, pp.167-175,(2003).
- [Kazhdan] Executables for computing/comparing the Spherical Harmonic Representations of 3D models, <http://www.cs.jhu.edu/~misha/HarmonicSignatures/>
- [Leifman05] G. Leifman, R. Meir, A. Tal, Semantic-oriented 3d shape retrieval using relevance feedback, *The Visual Computer (Pacific Graphics)*, **21**(8-10), pp. 865-875, (2005).
- [Ohbuchi02] R. Ohbuchi, T. Otagiri, M. Ibato, T. Takei, Shape-Similarity Search of Three-Dimensional Models Using Parameterized Statistics. *Proc.Pacific Graphics 2002*,pp.265-274.2002.
- [Ohbuchi03] Ryutarou Ohbuchi, Masatoshi Nakazawa, Tsuyoshi Takei, Retrieving 3D Shapes Based On Their Appearance, *Proc. 5th ACM SIGMM Workshop on Multimedia Information Retrieval (MIR 2003)*, pp. 39-46, Berkeley, California, USA, November 2003.
- [Ohbuchi05] R. Ohbuchi, T. Minamitani, T. Takei, Shape Similarity Search of 3D Models by using Enhanced Shape Functions, *International Journal of Computer Applications in Technology (IJCAT)*, **23**(3/4/5),pp.70-85,(2005).
- [Ohbuchi06a] Ryutarou Ohbuchi, Yushin Hata, Combining Multiresolution Shape Descriptors for 3D Model Retrieval, *Proc. WSCG 2006*, Plzen, Czech Republic, Jan. 30~Feb. 2, 2006.
- [Ohbuchi06b] R. Ohbuchi, Jun Kobayashi, Unsupervised Learning from a Corpus for Shape-Based 3D Model Retrieval, *poster paper*, *Proc. ACM MIR 2006*, Santa Barbara, CA, U.S.A, Oct.26-27, (2006).
- [Osada02] R. Osada, T. Funkhouser, B. Chazelle, D. Dobkin, Shape Distributions, *ACM TOG*, **21**(4), pp.807-832,(2002).
- [Pu05] J. Pu, K. Lou, K. Ramani, A 2D Sketch-Based User Interface for 3D CAD Model Retrieval, *Journal of Computer Aided Design and Application*,**2**(6),pp.717-727,2005.
- [Shilane04] P. Shilane, P. Min, M. Kazhdan, T. Funkhouser, The Princeton Shape Benchmark, *Proc. SMI '04*,pp.167-178,(2004).
- [Shilane06] P. Shilane, T. Funkhouser, "Selecting Distinctive 3D Shape Descriptors for Similarity Retrieval, SMI '06(2006).
- [Vranic01] D. Vranic, D. Saupe, J. Richter, Tools for 3D-object retrieval:Karhunen-Loeve transform and spherical harmonics. *Proc.IEEE 4th Workshop on Multimedia Signal Processing*,pp.293-298,2001.
- [Vranic04] D. Vranic, 3D Model Retrieval, Ph.D.thesis, University of Leipzig, Germany (2004).
- [Vranic] Tools for 3D model retrieval, <http://merkur01.inf.uni-konstanz.de/3Dtools/>
- [Wahl03] E. Wahl, U. Hillenbrand, G. Hirzinger, Surflet-Pair-Relation Histograms: A Statistical 3D-Shape Representation for Rapid Classification, *Proc. 3DIM 2003*,pp.474-481,(2003).
- [William92] W.H. Press et al., Numerical Recipes in C-The Art of Scientific Programming, 2nd Ed., Cambridge University Press, Cambridge, UK, 1992.
- [武井 05] 武井 毅, 大淵 竜太郎, 多重解像度表現を用いたポリゴンスプ 3次元モデルの形状類似比較, 画像電子学会誌, 第 34 巻, 第 4 号, pp.256-269, 2005 年.