

〈特別研究課題〉 生活環境シミュレーションに向けた  
高性能な三次元データ検索の研究  
助成研究者 豊橋技術科学大学 青野 雅樹



## 生活環境シミュレーションに向けた 高性能な三次元データ検索の研究

青野 雅樹  
(豊橋技術科学大学)

## Efficient Three-dimensional Data Retrieval Toward Living Environment Simulation

Masaki Aono  
(Toyohashi University of Technology)

### Abstract :

3D shape objects have been spreading on the Internet, with the popularity of free 3D models downloadable from warehouses as well as with the proliferation of free 3D CG design software such as SketchUp. In this research, we have developed an efficient and high-precision 3D shape similarity search system based on our unique 3D shape search engines. Main emphasis has been focused on the accuracy of search performance and the ease of use by specifying the search request not only from a sample 3D shape as query but from a single 2D photo image to search a 3D architectural object, especially 3D shape objects such as chairs, sofas, and other furniture commonly observed in daily living environment.

### 1. はじめに(研究目的)

インターネット上には、「SketchUpの3D ウェアハウス」(建築物を中心としたフリーな3Dモデルの集積Webサイト：<https://3dwarehouse.sketchup.com/>、匿名ユーザが自由に3Dモデルを投稿できるWebサイト)や、「Part Community」(<http://www.web2cad.co.jp/info/partcommunity/>)と呼ばれる3Dの機械部品の集積Webサイトなど、フリーな3Dモデルが利用できるWebサイトが急増しており、大量の3Dモデルが利用できる環境が整いつつある。一方、これまで企業(CAD/CAMを用いる製造業、建築系CADを用いる建築業、医療データや手術シミュレーション、CG効果を導入する

映画・娯楽産業など)内では、独自の3Dモデルが再利用されることなく蓄積されてきた。このような背景から、本研究では、3Dモデルの再利用性を向上させるため、生活環境のシミュレーションに向けた建築関連の3Dモデル群をもとに、簡便な検索要求(クエリ)から検索でき、かつ、高精度な検索が可能な技術開発を行うことを目的とする。

## 2. ユーザフレンドリーなクエリからの3Dモデルの検索

3Dモデルの再利用に向けた第一ステップは、3Dモデルを集積したデータベースを構築し、「形」の概念を捉えられる「特徴量」に変換することである。我々は、特許技術として、世界に先駆けMFSD (Multi-Fourier Spectral Descriptor)特徴量を提案してきた<sup>1)</sup>。MFSDでは、任意の3Dモデルを姿勢正規化したあと、4つの特徴量(デプスバッファ特徴量、シルエット特徴量、輪郭特徴量、ボクセル特徴量)を複合する。しかも、デプスバッファとシルエットでは、PE (Peripheral Enhancement)と呼ばれるフィルタを適用し、周辺輝度と物体中心との輝度差を強調する特徴量である。4つに共通するのは、フーリエスペクトルを利用する点である。しかも、最初の3つの特徴量では、3Dモデルの移動と回転にロバストにするため、レンダリングして得られた投影画像をいったん曲座標に変換する。また第4のボクセル特徴量では、3次元のフーリエ変換を用いたスペクトルを特徴量として利用するため、自然に物体の内部形状を捉えることができる。

一方、3Dモデルの検索のために、手元に3Dモデルをクエリとして必要とすることは負荷が大きい。そこで、2Dのスケッチに描かれている形状をヒントに3Dモデルを検索したり、一枚の写真から被写体の3Dモデルを検索できたりすると、ユーザの負担軽減になる。そこで、以下で、2Dから3D検索を行うために開発した技術に関して述べる。

### 2.1 スケッチからの高精度な3D検索

2Dスケッチからの3D検索の研究は、3Dモデル検索の国際コンテストであるSHREC (Shape Retrieval Contest)でも2012年から、膨大なスケッチと3Dデータで事前学習を行い、未知なスケッチを与えて、その3Dモデルを検索するというタスクでの国際コンテストが行われてきた<sup>2,3)</sup>。

スケッチからの3D検索の難しさは

- (A) スケッチを描くユーザの描画スキルに依存すること
- (B) そもそも描かれた図形が不完全であること(たとえば物体の輪郭線に穴があいたり、突き抜けたり、デフォルメされていたりする)
- (C) 描かれた図形の3D空間での視点や視線情報が不明で曖昧なこと
- (D) 奥行き表現に乏しく、見えない部分の情報が欠落していること

などの問題点があることである。しかしながら、これらの問題点を少しでも緩和できれば、3D物体をクエリで与えるよりは、遥かに簡便で、繰り返しインプットできる可能性が高いため、きわめて強力な入力手段である。

#### 2.1.1 OPHOG特徴量の開発

そこで、2Dスケッチから3Dモデルを検索するシステムを開発した。全体の流れは図1に示すようである。図1は上半分が3Dモデルに関する検索用の前処理で、下半分が2次元のスケッチを与え

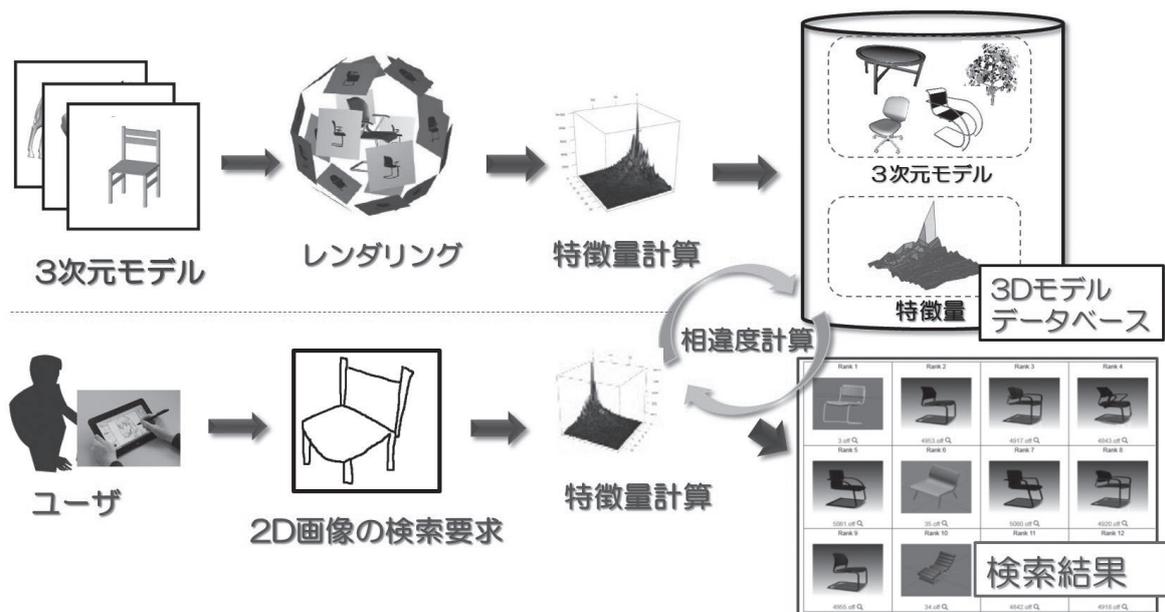


図1 二次元スケッチからの三次元モデルの検索の流れ

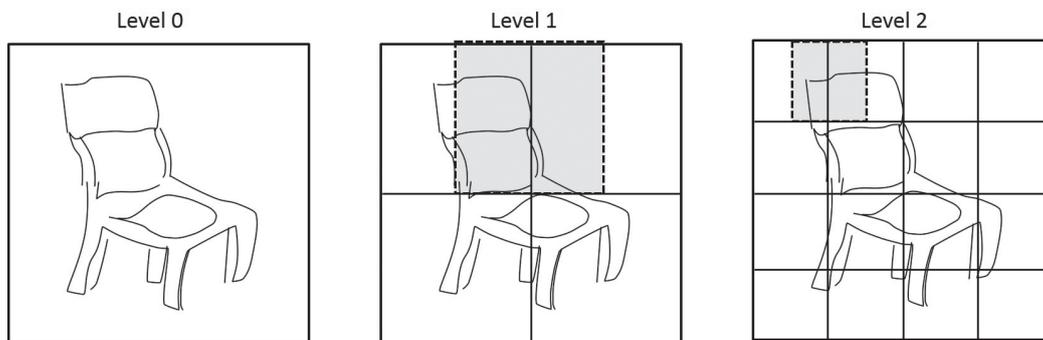


図2 オーバラップ型のPyramid HOG (OPHOG)の概念図

て、それと類似する3Dモデルの相違度計算を行って、相違度の小さい順、すなわち類似度の大きい順に並べることで、検索結果を表示する。この一連の流れで技術的にもっとも挑戦的かつ重要な点は、特徴量計算である。しかも、この特徴量は、相違度計算が3Dモデルと2Dスケッチの間で問題なくできるように、同じ次元で、同じ意味を有している必要がある。

我々は、この特徴量の新提案としてOPHOG (Overlapped Pyramid of Histograms of Oriented Gradients)法を開発した。OPHOGの概念図は図2に示すようで、画像(ここではスケッチ画像)をピラミッド型に再帰的に縦横サイズを1/2に分割しHOG特徴量を計算する。ただしその際、分割された矩形領域を完全に分離せず、点線で囲った矩形で例示するように、左右上下にオーララップした位置においてもHOG特徴量を計算する。これにより、局所的な特徴が滑らかに変化することが保証される。

一方、OPHOG特徴量は3D側のモデルと2Dからのスケッチの両方で計算する必要がある。このため、図4に示すような前処理を3D側と、スケッチが入力されてからの2D側でそれ



図3 3Dモデルは、姿勢正規化後、102面の三角形で近似した測地線球 (geodesic sphere)で囲み、各三角形の頂点と球の中心を結ぶ方向に投影することでレンダリングを行う

ぞれ行う。3D側では、3Dモデルを複数の視点から深度バッファ画像レンダリングを行う。具体的には、図3にイラストしているように、3Dモデルを姿勢正規化し<sup>4)</sup>、102面の三角形で近似した測地線球(geodesic sphere)で囲み、各三角形の頂点と球の中心を結ぶ方向に投影し、深度バッファ法でレンダリングを行い256×256解像度の深度バッファ画像を得る。得られた投影図にLaplacianフィルタをかけ、エッジを抽出する。これは一般に多値で同時にノイズが多いため、細線化して大津アルゴリズムで2値化する。得られた2値化画像にGaussianフィルタをかけて平滑化する。OPHOG特徴量は、最終的に得られたGaussianフィルタを適用した画像に対して行う。この処理を、一つの3Dモデルにつき、102視点すべてで行い、更に、データベース中のすべての3Dモデルに対して事前に行っておく。

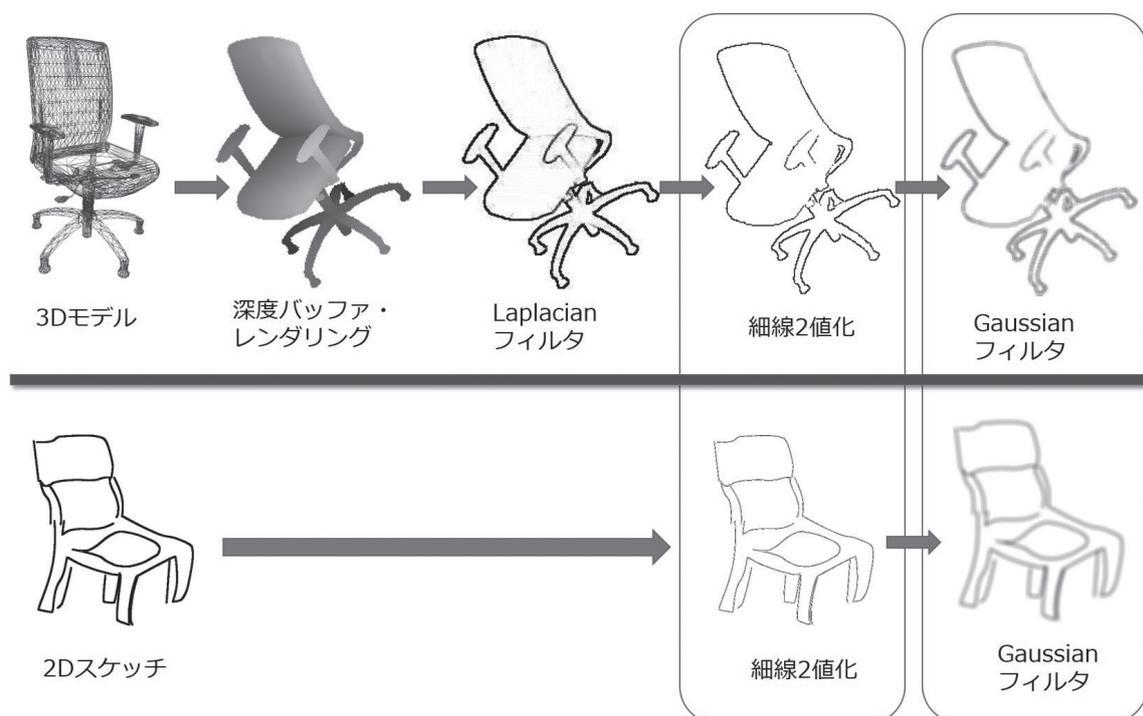


図4 OPHOGのための前処理(上が3Dモデル側の前処理, 下がスケッチの前処理)

図4の上側のステップは以上のものである。一方、図4の下側では、実行時にユーザから2Dのスケッチが与えられると、これに細線化と2値化を適用し、更にGaussianフィルタを適用する。すなわち、前処理の最後の2つのステップは3Dモデル側も2Dスケッチ側も同様の処理を行う。深度バッファの解像度が256×256であるため、2Dスケッチ画像に関しても、同じサイズに正規化する。また、最後の2つのステップは3D側の前処理と全く同様に行い、最終的にOPHOG特徴量を計算する。

OPHOG特徴量は以下のようにして計算する。まず、図4で得られたGaussianフィルタ適用後、得られた画像を図2のように多重解像度レベルに合わせて、画像を「セル」に分割する。その際、セルは通常のHOGと異なり、スライド窓を、隣接する「セル」が半分の面積だけオーバーラップするように動かす。多重解像度のレベル( $L$ )、窓サイズ( $w$ )、ならびにスライドさせるストライド( $s$ )は画像の解像度( $h$ )から以下の式で決定する。

$$w = \frac{h}{2^L} \quad s = \frac{w}{2}$$

OPHOG特徴量は、各セルでの輝度勾配ヒストグラムを全部連結して一列に並べたものである。なお、ヒストグラムのピンのサイズは経験的に最も精度のよかった40とし、多重解像度のレベルは3とした。この際、輝度勾配ヒストグラムは対応するピンの勾配強度を投票することで行う。勾配強度を $g$ とし、勾配方向を $\theta$ とすると、任意の $(x, y)$ での勾配強度と勾配方向は以下の式で計算する。

$$g(x, y) = \sqrt{u_x(x, y)^2 + u_y(x, y)^2}$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{u_x(x, y)}{u_y(x, y)}$$

ここで、 $u_x(x, y)$ と $u_y(x, y)$ は以下のように与える。

$$u_x(x, y) = L(x+1, y) - L(x-1, y)$$

$$u_y(x, y) = L(x, y+1) - L(x, y-1)$$

以下のように与えるただし、 $L(x, y)$ は画像位置 $(x, y)$ での輝度値である。スケッチから得られるOPHOG特徴量ベクトルを $\mathbf{f}^{(s)}$ で、3Dモデル側から得られるOPHOG特徴量ベクトルを $\mathbf{f}^{(m)}$ で表現するとき、2つのベクトル間の距離を以下のように定義する。

$$d(s, m) = \min_{i=1, \dots, V} \|\mathbf{f}^{(s)} - \mathbf{f}_i^{(m)}\|$$

ここで、 $V$ は視点総数である。すなわち、3Dモデルの複数視点のうち、2Dスケッチとマンハッタン距離でもっとも類似した場合の距離と定義する。

### 2.1.2 類似度制限型の多様体ランキング法の開発

特徴量のOPHOGは、それ自体で、かなりの検索精度達成可能である。ここでは、更に多様体ランキング手法を改良した「類似度制限型の多様体ランキング法」(SCMR: Similarity Constrained Manifold Ranking)を提案する。ここでの類似度とは、スケッチ入力される2次元データと3Dモデルとの類似度を意味する。3Dモデルのデータベースに $n$ 個の特徴量ベクトル $\mathbf{f}_1, \dots, \mathbf{f}_n$ を保持しているとする。検索では、最終的に、この $n$ 個のベクトルにランキングスコア $r_i$ を各 $\mathbf{f}_i$ に対して順序付けを行うことを意味する。2.1で述べたOPHOG特徴量を使えば $\mathbf{f}_1, \dots, \mathbf{f}_n$ と2Dスケッチから得られる $\mathbf{f}^{(s)}$ との類似度を計算し、ランキングスコア $r_i$ を計算できるが、これを更に改良することができる。SCMRはそれを可能とする方法である。いま、 $n$ 個の3Dモデルが多様体上で非線形な構造を有すると仮定する。一方、各3Dモデル間は、互いの類似性で類似行列 $W = (w_{ij})$ を事前に計算することができる。この $W$ を用いて以下のコスト関数(ペナルティ関数)を定義する。

$$\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \left( \frac{r_i}{\sqrt{D_{ii}}} - \frac{r_j}{\sqrt{D_{jj}}} \right)^2 w_{ij}$$

ただし、 $D_{ii} = \sum_j w_{ij}$  である。これは、 $i$ 番目の3Dモデルから見た、その他の3Dモデルの類似度の重み総和である。同様に、 $D_{jj} = \sum_i w_{ij}$  であり、これは、 $j$ 番目の3Dモデル以外から見たその他の3Dモデルの類似度の重み総和である。上述のコスト関数は、 $i$ 番目の3Dモデルと $j$ 番目の3Dモデルの類似度に、ランキングスコアと類似度の重み総和(の平方根)の比をとり、差の2乗和を類似度に係数として与え、これを3Dモデルデータベース全体での「ひずみ」に相当する値としてペナルティを与えることを意味する。従って、このひずみが最小になるように再ランキングを行うことがSCMRの最終目的である。1/2の係数は、あとで偏微分を行うときに2乗と相殺し、定数項が消えるための工夫である。ただし、ここで与えたコスト関数の最適化を行うと、過適合を起こす危険性

があるため、制限項  $\sum_{i=1}^n (r_i - z_i)^2$  を追加する。ただし、 $z_i = \exp\left[-\frac{d(s, m_i)}{\sigma^2}\right]$  であり、 $z_i$ は、クエリであるスケッチ $s$ と、3Dモデル $m_i$ との(距離に応じて指数関数的に減衰するような)類似度をあらわす。 $\sigma$ は正規分布的なアナロジーで、標準偏差(ガウス窓)パラメータをあらわす。最終的にコスト関数と制限項を足し合わせた以下の関数の最小化を考える。

$$J(\mathbf{r}) = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \left( \frac{r_i}{\sqrt{D_{ii}}} - \frac{r_j}{\sqrt{D_{jj}}} \right)^2 w_{ij} + \mu \sum_{i=1}^n (r_i - z_i)^2$$

ただし、 $\mu$ は、正則化パラメータで $\mu > 0$ である。 $J(\mathbf{r})$ を $\mathbf{r}$ で微分して整形すると、

$$\mathbf{r} = (\mathbf{I} - \alpha \mathbf{M})^{-1} \mathbf{z}$$

が得られる。ただし、 $\mathbf{M} = \mathbf{D}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{W} \mathbf{D}^{\frac{1}{2}}$  で、 $\mathbf{r} = [r_1, \dots, r_n]^T$ 、 $\mathbf{z} = [z_1, \dots, z_n]^T$  であり、 $\alpha \in [0, 1)$  はチューニング用パラメータである。 $(\mathbf{I} - \alpha \mathbf{M})^{-1}$ の値は、事前にオフラインで計算できる行列である。

### 2.1.3 SHREC2014スケッチコンテスト

2.1.1と2.1.2に述べた手法に基づき、2014年に行われた国際コンテストSHREC2014 (Shape Retrieval Contest)のスケッチから3Dモデルを検索するトラックに正式参加した。チーム名はTatsumaで手法は2.1.1で述べたOPHOG法と2.1.2で述べたSCMRとOPHOGを組み合わせたSCMR-OPHOG法の2つで参加した<sup>5)</sup>。SHREC2014「スケッチからの3Dモデル検索」タスクでは、事前に膨大なスケッチデータ(13,680枚)が訓練データとして与えられる。このスケッチデータは171クラス(ベッド、椅子、ベンチ、本棚、キャビネットなど)種類に分かれており、対応する3Dモデルデータベースも8978モデルからなるものでLSB (Large Scale Benchmark)と呼ばれている。なお、LSBには、我々が開発したToyohashi Shape Benchmarkのデータ<sup>6)</sup>を、オーガナイザからの要請によりLSBの一部として供与している。図5は、これらのデータの一部を表しており、上段がスケッチを、下段が3Dモデルでスケッチと同じクラスと判断されるデータ例を示している。

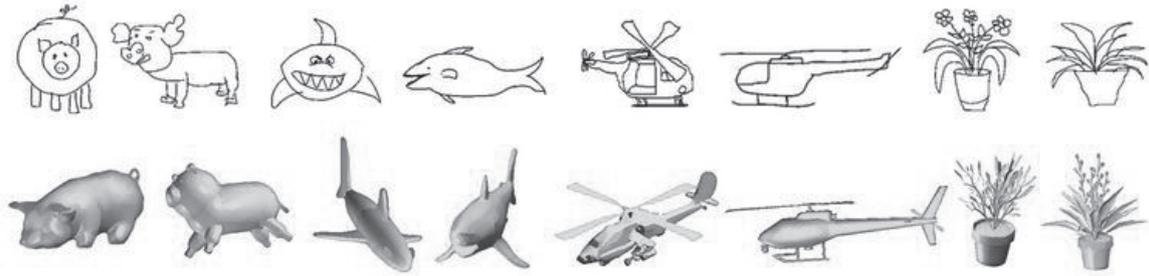


図5 SHREC2014スケッチからの3Dモデル検索国際コンテスト(データの一部)

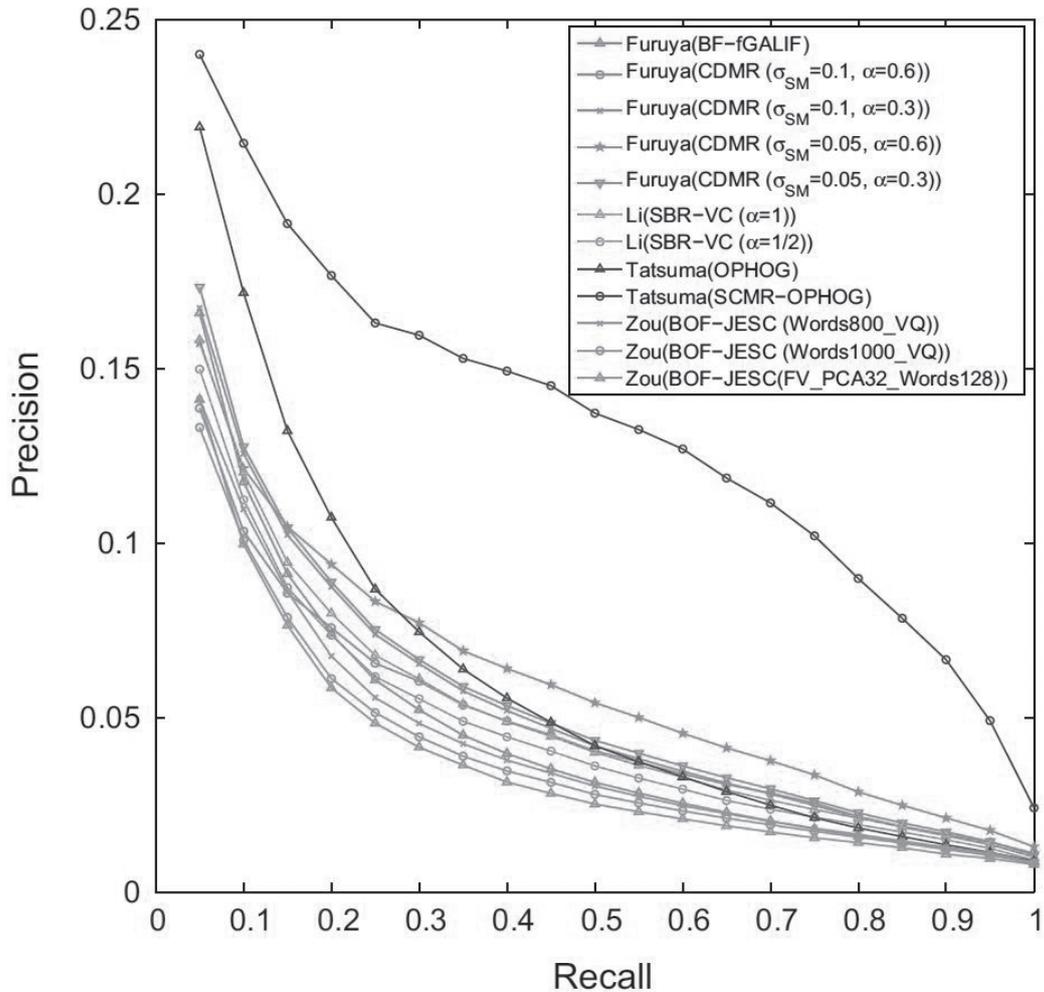


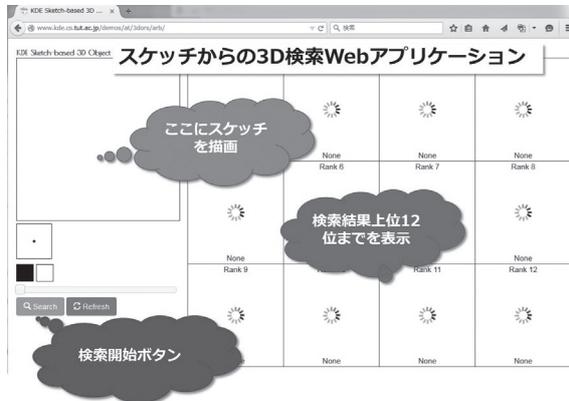
図6 SHREC2014スケッチからの3Dモデル検索国際コンテスト(検索性能結果)

LSBによるスケッチからの3Dモデルの検索結果は、図6のようになった。ここで、再現率・適合率グラフは、グラフが上にあればあるほど性能がいいことを意味する。我々のチーム名 Tatsuma(SCMR-OPHOG)が検索性能グラフ (Recall-Precision: 再現率・適合率グラフ) で世界第一位の性能を得ることができた<sup>7)</sup>。

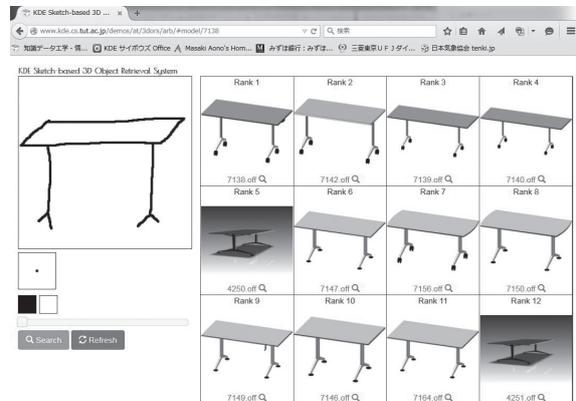
#### 2.1.4 スケッチからの3Dモデル検索システム

前節までに述べた技術に基づき、本課題である生活環境シミュレーションを行うため、リビングルームに通常見られるオブジェクトの3Dモデルデータとして、BAB (Bonn's Architectural

Benchmark<sup>8)</sup>を用いて、スケッチからの検索システムをWebアプリケーションとして構築した。結果は図7(A)~(F)に示すようである。内部的には、2.1.1で述べた世界最高性能を達成した特徴量を利用している。



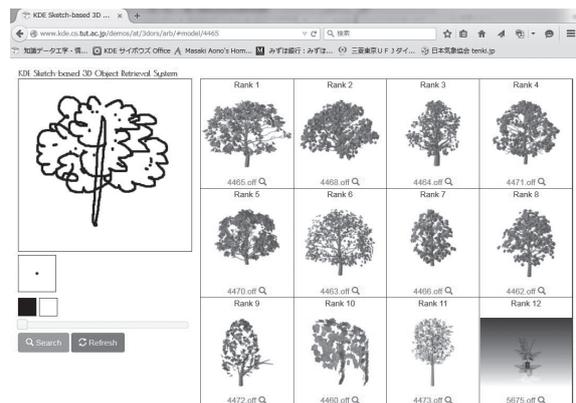
(A) システムの外観



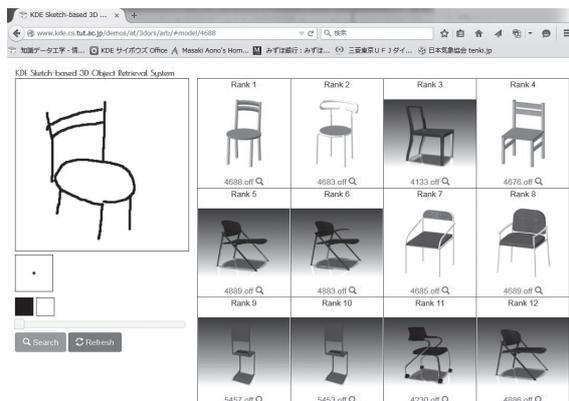
(B) 四角いテーブルの検索例



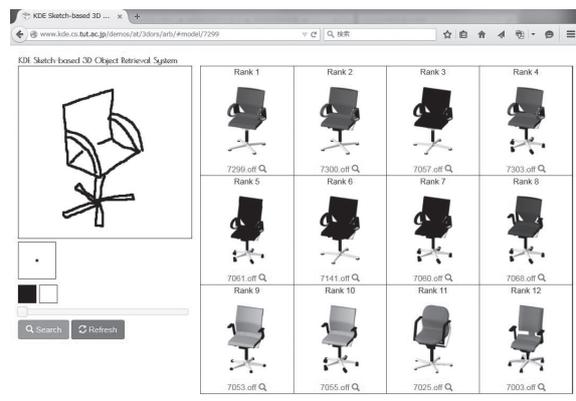
(C) 丸いテーブルの検索例



(D) 樹木(庭木用)の検索例



(E) 平行4足背凭れ付き椅子検索例



(F) 回転多脚肘掛背凭れ付き椅子検索例

図7 「スケッチからの3Dモデル検索システム」での検索事例。椅子を探す場合でも、スケッチの微妙な違いが出せる精度を達成。

## 2.2 写真からの高精度な3D検索

スケッチと並び、ユーザインタフェースとして3Dモデル検索に好適な別手段として期待されるのは、一枚の写真(たとえばデジカメやスマホのスナップ写真)を与え、被写体の3Dモデルを検索する手法である。代表的な過去の類似研究には、フランスFOX-MIRE研究グループのAnsaryらの手法<sup>9)</sup>がある。Ansaryらは、写真と3Dモデルの特徴量を、Zernikeモーメント(49次元)を用いて表現した。具体的には2Dの写真は、まず白黒画像に変換し、Cannyフィルタでエッジを抽出し、2値化する。この2値化されたエッジ画像の重心を求め、そこからZernikeモーメントを計算する。一方、3Dモデルでは、320視点からのビュー投影画像を作成し、確率的な観察(ベイズ情報量基準)からクラスタリングを適用し代表的な40視点を選択する。それぞれの視点で投影面でのシルエット画像を計算し、以降は2Dの写真と同様にZernikeモーメントを求め、これをデータベースに保持する。Zernikeモーメントは回転不変という性質があるため、2Dの写真と3Dモデルの投影図の2Dにおける輪郭が多少ずれていても、回転して一致すれば、類似する3Dモデルを検索できる。いわば、綺麗なスケッチを与えるインタフェースと考えることができる。しかし一方で、写真を白黒で2値化するため、写真に本来含まれる情報が失われている。

そこで我々は写真に含まれる、陰影を活かす特徴量を考案し、高精度な検索精度を達成する手法を開発した。当該技術について2種類以上の方法を開発した。これらを順に述べる。

### 2.2.1 ZernikeモーメントとHOGの複合特徴量による写真からの3Dモデル検索システム

最初に述べる方法は、Ansaryらの方法の利点を継承し、問題点を解決するものとして、特徴量にシルエット画像に対応するZernikeモーメントだけでなく、深度バッファ法を適用し、これからHOG (Histogram of Oriented Gradients)特徴量<sup>10)</sup>を加えた複合特徴量を用いる手法である。3Dモデル側での処理は図8に示すようである。

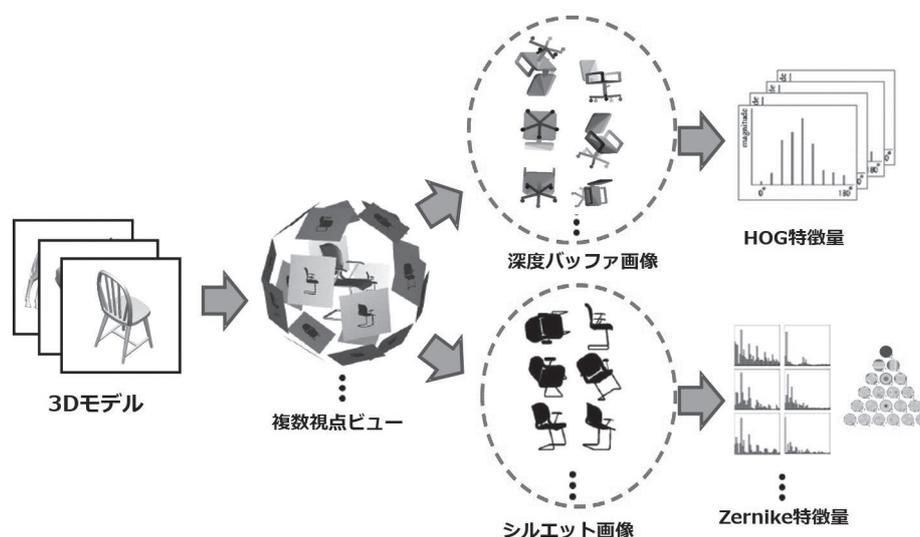


図8 「写真からの3Dモデル検索」での3DモデルからのHOG+Zernike抽出

ここでのポイントは、奥行き情報を有する深度バッファ画像からHOG特徴量を抽出している点である。HOG特徴量部分は、2.2.1で述べたOPHOGと同様の手法で特徴量計算と抽出を行う。2Dの写真側では、まずグレイスケール画像に変換後、2値化した画像にZernikeモーメントを適用し、

多値データのほうにHOG特徴量を適用する。なお、HOG特徴量は局所的な位置に特有の情報を持つことができるという利点がある一方で、回転依存という問題点がある。そこで、2D画像側で、写真画像を45度ずつ回転したものを鏡像の画像を含めて合計18画像から得られる特徴量で検索性能の向上を目指した。検索精度に関しては、2.2.2以降でまとめて述べる。

### 2.2.2 フーリエスペクトルとSIFT-BoVWの複合特徴量による写真からの3Dモデル検索システム

第2の方法として、大域的な特徴量と局所的な特徴量を複合した特徴量を提案する。Ansaryらの方法、および2.2.1で述べた方法に共通するのは回転不変なZernikeモーメント特徴量であった。しかし、経験的にZernikeモーメントは投影図が放射状になるような形状には頑強であるが、そうでない形状の図形にはあまり有効でないことがわかっている。そこで、我々の特許技術であるMFSD<sup>1)</sup>で用いた多重フーリエスペクトルの一部であるシルエット画像と輪郭画像のフーリエスペクトルを大域的な特徴量として用いる。一方、写真では、しばしば視点位置であるカメラからフラッシュのような光源があり、物体表面で反射された光沢が写りこむことが多い。このような光沢感はシルエットや輪郭では表現できず、また図8に示した深度バッファでも表現は困難である。そこで、ランバートの余弦法則<sup>11)</sup>として知られる物体表面の拡散反射を用い、データベース中の各3Dモデルに対して複数方向からの「表面方向陰影画像」(FRS: Facing Ratio Shading)を導入する。なお、BlinnモデルやTorrance-Sparrowモデル<sup>11)</sup>として知られる鏡面反射成分を追加することも可能であるが、光源方向と視線方向の相関関係の推定が必要であるため、ここでは視線に依存しない拡散反射成分だけを考える。

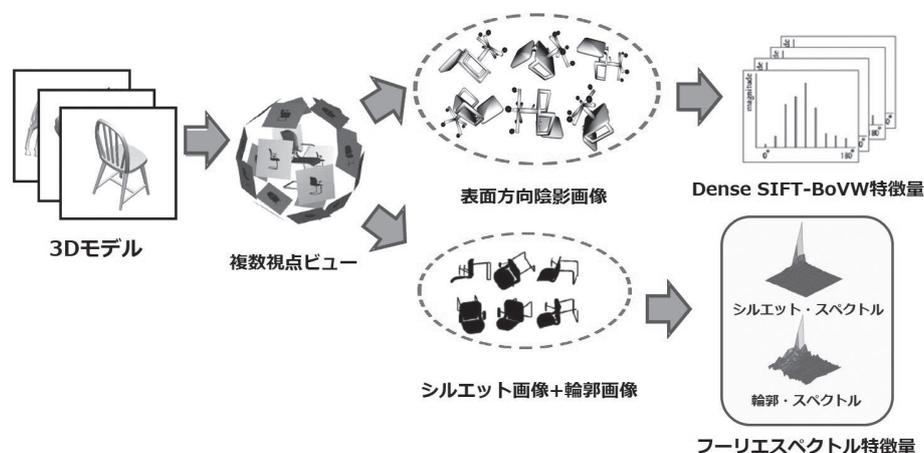


図9 「写真からの3Dモデル検索」大域特徴量と局所特徴量の複合特徴量抽出

3Dモデルでの前処理の流れは、図9に示すようである。表面方向陰影画像(FRS)を計算したあとは、画像の局所特徴量として画像マッチングや画像検索によく利用されるSIFT (Scale Invariant Feature Transform) 特徴量とBoVW (Bag of Visual Word)による符号化<sup>12)</sup>を用いた。ただし、通常のSIFT特徴量では、FRSのようなレンダリングから得られる画像中の特徴点の数が非常に疎になってしまうため密な特徴点が取れるように5ピクセル間隔でのDense SIFTを用いた。なお、Dense SIFTでは通常、画像のすべてのサンプル点から特徴量を計算するが、FRSレンダリングでは、背景部分が明らかに特定できるため、背景に相当する部分の特徴点は棄却している。得られた

特徴点全体に対してk-meansクラスタリング法を適用して、1000クラスターに分割し、元の特徴量を1000個のビンを有するヒストグラム特徴量として符号化した。

一方、FRS画像と2Dの写真画像とをマッチさせるため、写真によく見られる光沢感やテクスチャ等によるノイズ効果を軽減する必要がある。このため、写真画像にIntrinsic Image技術<sup>13)</sup>を適用して、反射成分と陰影成分に分解することで、反射成分側にノイズ成分を取り込み隔離することを考えた。



図10 写真をIntrinsic Image技術で反射成分と陰影成分に分解

図10は、Intrinsic Image技術で写真を反射(Reflectance)成分と陰影(Shading)成分に分解した例を示す。こうして得られた陰影成分を図9で示した、3Dモデルを表面方向陰影画像でレンダリングして得られる画像とマッチングすることで、検索精度向上を目指した。提案手法の有効性を確かめるため、PSB (Princeton Shape Benchmark)<sup>14)</sup>を用いて実験を行った。PSBでは、907個の訓練データと別の907個のテストデータからなる。クエリ側の写真データはインターネットの画像検索サイトから収集し、Dining chair, Bench, Desk chairなど合計13クラス、各クラス10枚ずつ合計130枚の写真で3Dモデルの検索システムを構築し、検索性能の評価を行った。比較手法としては、岩瀬らの手法<sup>15)</sup>(図11の破線)を実装してRecall-Precision性能で行った。結果として、Recallが低いところ、すなわち、一般的に検索結果の上位では高性能を示した。代表的なクエリでの上位10位までの結果は図12に示すようである。

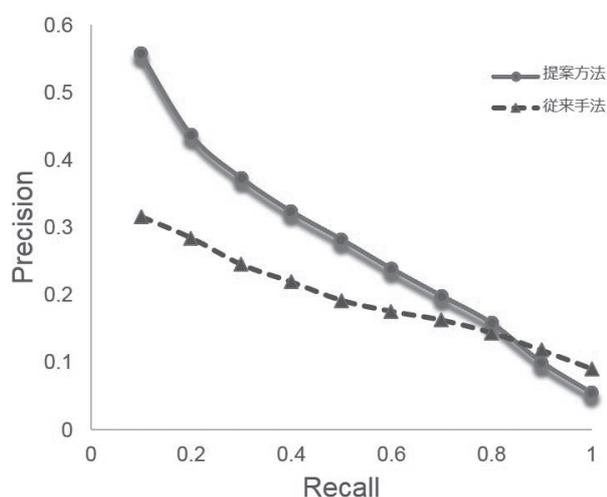


図11 提案手法と従来手法(岩瀬らの手法)との検索精度の比較

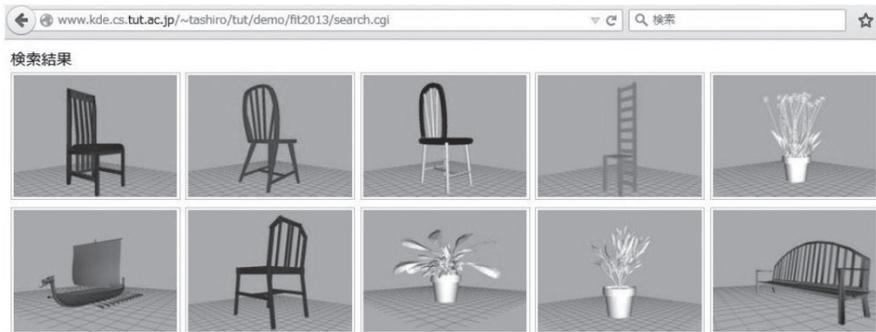
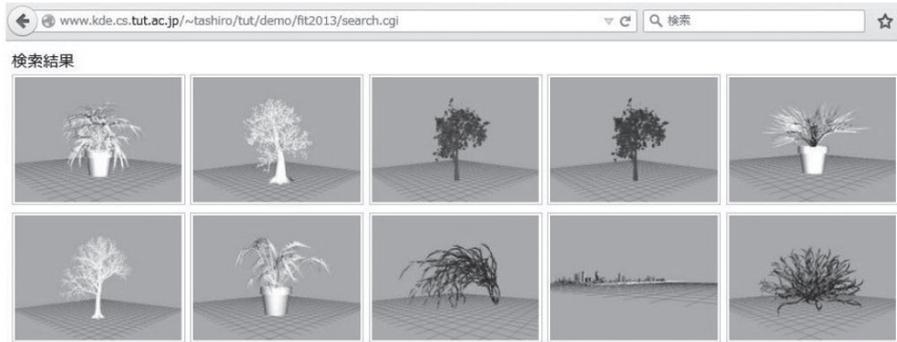


図12 写真から3Dモデル検索事例(データベースはPSBを利用)

### 3. まとめ

本研究では、「SketchUpの3D ウェアハウス」に代表される建築物やインテリア等の3Dモデルデータが、自由に豊富にある環境を想定し、「椅子」「テーブル」などの形状を高精度に検索できる技術と検索インタフェースの開発を行った。住環境のシミュレーションでは、高精度なモデルで膨大なデータベースから高速に検索できることが極めて重要であると考えている。具体的には、3Dモデルを与えてデータベース中の形状が類似する3Dモデルを検索するのではなく、2Dのスケッチや一枚の写真を手掛かりに、高精度に検索できる技術を開発した。2Dスケッチからの3Dモデル検索では、OPHOG法と多様体ランキング法の組み合わせで、SHREC2014国際コンテストで世界最高性能を達成することができた。一方、2D写真からの3D検索では、写真に特有のフラッシュなどの光からくる反射やテクスチャの影響を軽減する工夫を延べ従来手法と比較し好結果を得た。これまで開発した技術は、機械学習の視点から分類すると教師なし学習手法であったが、今後は、深層学習などで採用されているCNN (Convolutional Neural Network)等の教師あり学習を導入し、より高精度な3Dモデル検索技術を開拓する予定である。

#### 謝辞

本研究を遂行するにあたり、立間淳司助教、田代翔輝君をはじめ、豊橋技術科学大学 情報・知能工学系 知識データ工学・情報検索研究室のメンバーに多大な協力をいただきました。ここに記して深謝の意を表します。

#### 参考文献

- 1) 青野雅樹、立間淳司、関洋平、「三次元物体モデルを検索するための方法、コンピュータプロ

- グラム及びシステム、及び、三次元物体を分類するための方法、コンピュータプログラム及びシステム」、特許第5024767号(特願2008-543134), 6月29日, 2012
- 2) Bo Li, et al., SHREC'12 Track: Sketch-Based 3D Shape Retrieval, Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval, 2012
  - 3) Mathias Eitz, Ronald Richter, Tamy Boubekeur, Kristian Hildebrand, and Marc Alexa, Sketch-based shape retrieval, Journal of ACM Transactions on Graphics, Vol. 31, No.4, July, 2012
  - 4) Atsushi Tatsuma and Masaki Aono, Multi-Fourier Spectra Descriptor and Augmentation with Spectral Clustering, Visual Computer, Springer, Vol.25, No.8, pp.785-804, 2009
  - 5) SHREC2014, Extended Large Scale Sketch-Based 3D Shape Retrieval, NIST (National Institute of Standards and Technology) , <http://www.itl.nist.gov/iad/vug/sharp/contest/2014/SBR/index.html>, 2014
  - 6) Atsushi Tatsuma, Hitoshi Koyanagi, and Masaki Aono, A Large-Scale Shape Benchmark for 3D Object Retrieval: Toyohashi Shape Benchmark, Signal & Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), Los Angeles, USA, 2012
  - 7) Bo Li, Y. Li, C.Li, A. Godil, T. Schreck, Masaki Aono, et al, A comparison of 3D shape retrieval methods based on a large-scale benchmark supporting multimodal queries, Computer Vision and Image understanding, Elsevier, Vol.131, pp.1-27, 2015
  - 8) Raoul Wessel, Ina Blumel, and Reinhard Klein, A 3D Shape Benchmark for Retrieval and Automatic Classification of Architectural Data, Proc. Eurographics Workshop of 3D Object Retrieval, pp.53-56, 2009
  - 9) Tarik Filali Ansary, Jean-Phillipe Vandeborre, Mohamed Daoudi, On 3d retrieval from photos, IEEE Proc. Third International Symposium on 3D Data Processing, 2006
  - 10) Navneet Dalal and Bill Triggs, Histograms of Oriented Gradients for Human Detection, IEEE CS Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR' 05), 2005
  - 11) CG ARTS協会、「ビジュアル情報処理」、ISBN : 978-490665464, 2004
  - 12) Jan Erik Solem, 相川愛三訳、「実践 コンピュータビジョン」、ISBN: 978-4-87311-607-5, O'REILLY, 2013
  - 13) Sean Bell, Kavita Bala, and Noah Snavely, Intrinsic Images in the Wild, ACM Transaction of Graphics, Vol. 33, No.4, July, 2014
  - 14) Philip Shilane, Patrick Min, Michael Kazhdan, and Thomas Funkhouser, The Princeton Shape Benchmark, Proceedings of the Shape Modeling International (SMI'04), pp.167-178, 2004
  - 15) 岩淵寛樹, 青野雅樹, 2次元画像を入力要求とした3次元モデル類似検索, 情報科学技術フォーラム(FIT2011), 9月, 函館, 2011