

スケッチに基づく3次元メッシュモデルの類似検索手法 —影画像と稜線画像を用いた回転不变検索手法—

北海道大学 大学院工学研究科 ○鎌田 雄喜、 金井 理、 岸浪 建史

本研究は、デザイナーが発案時に描く手書きスケッチ画像を入力とし、3次元メッシュモデルデータベース内から、このスケッチに類似した投影画像を有するメッシュモデルを効率的に検索する手法を提案する。効率的探索のために、まずモデルの輪郭のみが表現された影画像により検索を行い、類似モデル候補集合を作成する。次に候補集合内のモデルに対し、輪郭内部に描かれた詳細形状の類似性に基づき、最終的な類似モデルを決定する。

1.はじめに

現在、3次元形状モデル(CADモデル、メッシュモデル等)の蓄積が企業内およびWeb上で加速している。このような多くの3次元形状モデルを登録したデータベース(以下DB)内から類似形状のモデルを検索する類似検索機能は、工業デザイナーによる製品形状バリエーション案の発想支援・意匠権侵害判定等に有用であると思われる。

3次元形状モデルの類似検索手法には、様々な方法が提案されているが、殆どが入力として3次元形状モデルを必要とする。手書きスケッチを入力とするものもいくつかあるが[1]、それらはモデルの輪郭線のみしか類似性の比較に利用しないため、デザイナーがラフスケッチ上に描く製品表面上の特徴線等の重要な情報を、類似検索に有効活用できない。

そこで本研究では、工業デザイナーが発想段階で必ず描く手書きラフスケッチ画像を入力とし、その輪郭線のみならず製品表面の特徴線も考慮した上で類似投影画像を有するモデルを、DB内から効率的に検索する手法を提案する。

2.類似検索手法の概要

提案する3次元モデルの類似検索処理の手順概要を図1に示す。まず前処理として、メッシュモデルDB内のn個の全モデルに対し、それらの影画像と線画像とを、予め規定された視点毎に作成し、画像DBに格納しておく(A9, 11)。さらに画像ごとの特徴量として、影画像からGeneric Fourier Descriptor(以下GFD)、線画像からLocal Binary Pattern(以下LBP)を計算し、各々特徴量DBに格納しておく(A10, 12)。一方類似検索処理では、デザイナーがペンタブレット等を用いてスケッチを描き(A1)、スケッチから影画像を作成してシステムに入力すると(A5)、システムはスケッチ画像に対してLBPを、影画像に対してはGFDを特徴量として計算する(A3, 5)。始めに入力GFDとDB内の全てのGFDとの非類似度を総当り的に計算する(A6)。次に入力LBPとDB内の全てのLBPに対して同様に非類似度を計算する(A7)。最終的にA6及びA7から得られる2種の非類似度を元に、最終的な非類似度を定め、類似メッシュモデルの取得を行う(A8)。

3.メッシュモデルからの投影画像生成手法

DB内のメッシュモデルは、頂点座標値・頂点と面分の接続情報を持つ形式であれば良いものとした。まず、影画像はメッシュモデルの前方面分を黒く描画し、他を全て白で描画する事で生成した。一方線画像の描画では、輪郭線をメッシュモデルの前方面分を白く描画し、後方面分の辺を黒で描画することで生成し、凹凸稜線は辺に隣接している面分の二面角がある閾値を超えた場合に黒で描画することで生成した。

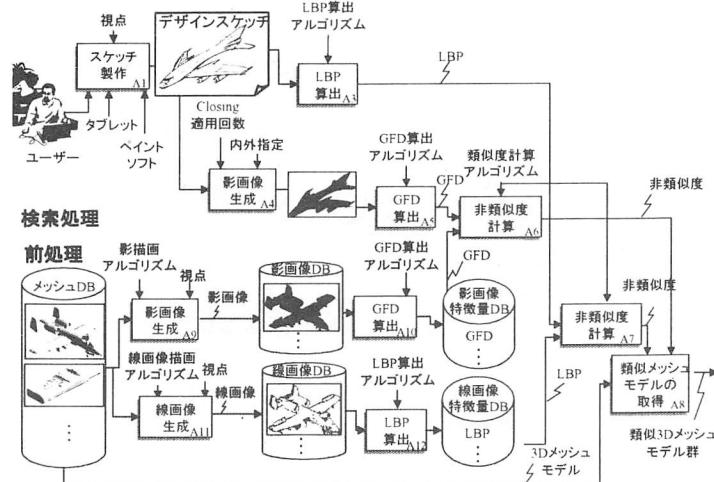


図1: スケッチに基づく3次元メッシュモデル類似検索手法

描画時の投影方向は、デザイナーがラフスケッチを描く際に標準的に利用する、3面図・アイソメ図をもとに、14方向とした。詳細は前報[2]参照のこと。

4.画像の類似性に基づくメッシュモデルの類似椔索手法

4.1 影画像の類似性に基づく類似椔索手法

影画像の特徴量としてGFD[3]を採用した。GFDは、元画像を極座標変換した後に離散フーリエ変換し、得られたパワースペクトルを多次元ベクトルとみなし、これを特徴量とするものである。各画像から得られたGFD同士のユークリッド距離が、それらの非類似度 D_{GFD}^{shadow} である。この手法は、画像の平行移動、拡大・縮小、回転に影響を受けない。詳細は前報[2]参照のこと。

4.2 線画像の類似性に基づく類似椔索手法

4.2.1 線画像用特徴量

線画像用特徴量としてLBPを応用した特徴量[4]を採用した。この特徴量は、細線化済みの2値の線画像を対象とし、線画を構成する画素(線画素)間の相対的位置関係を統計的に処理することにより、画像のエッジについて大きさ・位置・方向に関係なく形状情報のみを抽出したものである。

図2にLBPの計算手順を示した。ある線画素を注目画素 i として、図2(a)に示すような8方向領域の内、方向 (\times) に存在する線画素の総数 c_{ix} をカウントする。線画素の総数は画像によって異なるため、各方向の線画素数 c_{ix} を全線画素数 C で正規化した値を用いて、閾値処理を行う。この処理により画像の大きさに不变な特徴量となる。まず(1)式で表される判定式 S_{ix} を用いて(2)式により f_{ix} を算出する。次に8方向それぞれを各ビットに対応させた8ビットの2進数 $(f_{i7}, f_{i6}, f_{i5}, f_{i4}, f_{i3}, f_{i2}, f_{i1}, f_{i0})$ を考え、この2進数が示す0~255クラ

スの中の相当するクラスに投票を行う。投票結果のヒストグラムを表す256次元ベクトルがLBPとなり、(3)式で表される。

$$S_n = \begin{cases} c_n / C - 1 & (C \neq 1) \\ 0 & (C = 1) \end{cases}, f_{nv} = \begin{cases} 0 & (S_n \leq Th) \\ 1 & (S_n > Th) \end{cases} \quad (1), (2)$$

$$\text{LBP} = [b_0 \ b_1 \ b_2 \ \dots \ b_{255}] \quad (3)$$

ここで、 Th は頻度判定の閾値であり、本研究では $Th=0.15$ としている。従ってLBPは平行移動不变な特徴量となる。さらに、入力スケッチ図における上記2進数のシフトを行うことで、回転不变な検索が可能となる。例えば、1ビット左シフトさせることで半時計回りに45度回転させた画像のLBPが求められる。さらにビット並びを逆順にすることで鏡像変換させた画像のLBPが求められる。

4.2.2 LBPに基づいた画像間の非類似度の計算

LBPに基づいた画像間非類似度は、LBP間のユークリッド距離 D_{LBP} とし、(4)式で計算できる。

$$D_{LBP}(\text{LBP}_Q, \text{LBP}_{Ix}) = \min_{k=1,2,\dots,K} \left\langle \sqrt{\sum_{j=0}^{255} (b_{j(k,j)}^Q - b_{j(k,j)}^{Ix})^2} \right\rangle \quad (4)$$

ここで $\text{LBP}_Q, \text{LBP}_{Ix}$:問い合わせ画像、DB内の画像第 x 番目のLBP、 $b_{j(k,j)}^Q, b_{j(k,j)}^{Ix}$:問い合わせ画像、DB内の画像第 x 番目の第 $j(k,j)$ 成分である。 k は回転・鏡像変換を行った場合のLBP成分間の対応を表すパラメータである。例えば回転のみの場合 $K=8$ 、鏡像関係のみの場合 $K=2$ 、回転・鏡像とともに対応させる場合、 $K=16$ となる。

5. 影画像と線画像を併用した類似検索手法

GFDとLBPを併用した最も効果的な検索方法を見つけるために、以下の7種類($D_1 - D_7$)の類似度定義法に関して実験した。検索結果の評価は、問い合わせ画像が属する3次元モデルの意味上の集合内(車、飛行機、etc...)の他のモデルをどの程度検索できたかを表す割合であるRecall率、 R_{recall} (5)式)にて行う。

$$R_{recall} = |S_\alpha \cap S_\beta| / |S_\alpha| \quad (5)$$

$$D_1 = D_{LBP}^{shadow} \quad (6)$$

$$D_2 = D_{GFD}^{shadow} \quad (7)$$

$$D_3 = D_{LBP}^{shadow} \cdot D_{LBP}^{line} \quad (8)$$

$$D_4 = D_{GFD}^{shadow} \cdot D_{LBP}^{line} \quad (9)$$

$$D_5 = D_{LBP}^{line} \quad (10)$$

$$D_6 = D_{LBP}^{line} \quad (D_{LBP}^{shadow} \text{ で } |S_\alpha| \text{ 個の類似モデル候補集合作成}) \quad (11)$$

$$D_7 = D_{LBP}^{line} \quad (D_{GFD}^{shadow} \text{ で } |S_\alpha| \text{ 個の類似モデル候補集合作成}) \quad (12)$$

ここで S_α :問い合わせ画像が表現する3次元モデルと同一の意味カテゴリ内のモデルからなる集合、 S_β :類似検索されたモデルの集合。なお、 $|S_\beta|$ は1画面に表示可能な画像の個数を基準とし、今回は36個とした。 $D_1 - D_7$:問い合わせ画像・検索対象画像間の最終的な非類似度。 D_{LBP}^{line} 、 D_{GFD}^{shadow} 、 D_{LBP}^{shadow} :線画像LBP、影画像GFD、影画像LBPの非類似度。

6. メッシュモデルの類似検索実験結果

工業デザイナーによって描かれた3つの問い合わせ画像(Airplane, Cellphone1, Cellphone2)について、前節に記述した7種類の非類似度に基づき類似検索を行った結果、平均的に D_7 が最もよいRecall率が得られる事がわかった(表1参照)。図3に D_7 を用いた場合の検索結果を示す。検索対象は、

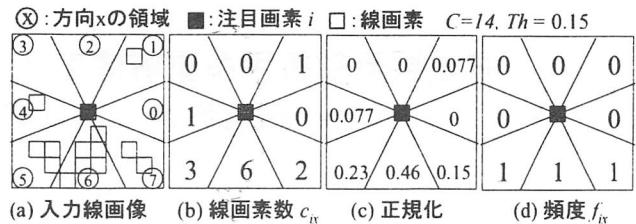


図2: LBP計算の例

表1: 3つの問い合わせ画像に対する R_{recall}

問い合わせ画像 非類似度	Airplane	Cellphone1	Cellphone2	平均 R_{recall}
D_1	$4/14 = 0.29$	$5/7 = 0.36$	$2/8 = 0.14$	0.26
D_2	$7/14 = 0.50$	$4/7 = 0.29$	$4/7 = 0.29$	0.36
D_3	$4/14 = 0.29$	$6/7 = 0.43$	$3/7 = 0.21$	0.30
D_4	$4/14 = 0.29$	$4/7 = 0.29$	$3/7 = 0.21$	0.26
D_5	$2/14 = 0.14$	$5/7 = 0.36$	$3/7 = 0.21$	0.24
D_6	$4/14 = 0.29$	$5/7 = 0.36$	$3/7 = 0.21$	0.29
D_7	$7/14 = 0.50$	$4/7 = 0.29$	$4/7 = 0.29$	0.36

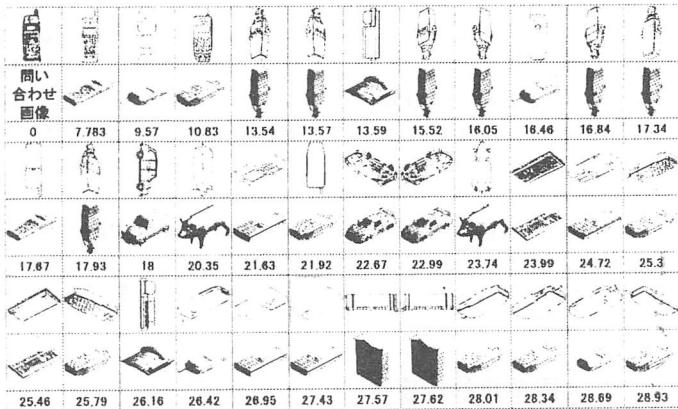


図3: 類似検索結果(問い合わせ画像: Cellphone1、非類似度: D_7)

3ds, .max, .ply形式の137個のメッシュモデルとした。画像下の数字は問い合わせ画像(左上)との非類似度 D_7 である。検索時間はP4, 2.5GHzで、10秒以内で完了できた。

図3において携帯電話7個のうち4個が検索できていることや、主観的に比較的似ていると感じられる投影画像を持つモデルが上位に現れている事がわかる。今後の課題として、さらに R_{recall} を向上できるような特徴量・非類似度計算手法の改良等が挙げられる。

参考文献

- [1] 例えば Thomas Funkhouser et al., A Search Engine for 3D Models. ACM Transactions on Graphics, Vol. 22, No. 1, 2003, pp 83–105
- [2] 鎌田雄喜 他, スケッチに基づく意匠デザイン向け3次元モデル類似検索システム-概略, 精密工学会全国大会, 2004 C76
- [3] Dengsheng Zhang et al., Shape-based image retrieval using generic Fourier descriptor. Signal Processing: Image Communication 17, 2002, pp825-48.
- [4] 大橋剛介 他, エッジ形状に基づいた手書きスケッチ画像検索. 映像情報メディア学会誌 Vol.56, No.4, 2002, pp.653–658