

手書きスケッチの自動3D変換に向けた スケッチ時の情報欠損に関する調査

○杉野森拓馬 市川嘉裕 山口智浩 (奈良工業高等専門学校)

Investigation of Information Loss During Sketching Toward Automatic Translation from Handwritten Sketches to 3D Model

*T. Suginomori, Y. Ichikawa and T. Yamaguchi
(National Institute of Technology, Nara College)

Abstract— The trend of three-dimensional media increase, while the technical barrier to create there is large. Here we aim to obtain new knowledge about the technique for automatically generating 3D shape models from handwritten sketches. We investigated focusing on information that can't be completely expressed when actually sketching. Our experiments is that (1) the subject sketches an existing 3D shape models, (2) the other subject makes 3D shape models based on the sketch, and (3) we analyze and compare on their 3D shape models. In the comparative analysis, the base 3D shape models is classified by three deficiency factors, shape defect type, design type, supplementary information type. We compared the similarity using the feature amount for the 3D model of (1) and (2) with the similarity obtained by the questionnaire and derived the importance of various defects that occurred when sketching and the necessity for people.

Key Words: Intelligent systems, 3D Modeling, Handwritten sketches, Similarity of shape

1 はじめに

昨今、VR や MR、また 3 次元表現を用いたゲームや映画の普及に伴い、3 次元メディアに対する需要が増加傾向にある。しかし、3 次元メディアの作製には 3D モデリング技術が必要となり、技術的な壁が大きい。

この問題の一つの解決策として、3D モデリングよりも一般的かつ容易である手書きスケッチを入力とすることで、3D モデルをより容易に扱えるようにすることが挙げられる。手書きスケッチは幼少期から技術を学び始めることから親しみ深い技術であり、また紙とペンを用意すればすぐに作業を開始できることから手軽さの面においても優れている。先行研究では手書きスケッチから 3D モデルを自動生成することで 3D モデリング技術を必要とせずとも 3D モデルを扱う手法が研究されている。

Sinha ら¹⁾の研究では ResNet と畳み込みニューラルネットワーク「CNN」を用いて画像から 3D モデルを自動生成し、3D モデリング技術を必要としない 3D モデルの作製を実現した。しかし、画像は 3 次元的に成立していることを前提とし、画像と 3 次元の関係性を学習しているため、スケッチのような 3 次元的に成り立つか分からない画像を学習できるとは限らない。西田ら²⁾の研究では、3D モデルを自動生成する代わりにスケッチによって事前に登録した 3D モデルを呼び出すことで、対話的に 3D モデルを作製することを実現した。しかし、呼び出せる 3D モデルは事前に登録したものだけであるため自由な 3D モデルを作れない点や、3D モデリングの作業を対話式スケッチに置き換えたものであるため、若干の 3D モデリング技術が必要である。三谷³⁾の研究では、スケッチから 3D モデルを生成後、ノンフォトリアリスティックレンダリングで手書きスケッチ風の 3D モデルを表示し、そこに新たにスケッチを書き込めるようにすることで、3D モデルの意匠デザインを支援した。しかし、作製できる 3D モデルが左右対称かつ立方体に近い形状という制限が

あるため、自由に 3D モデルを作製する技術であるとは言えない。

この現状から、3D モデリング技術を必要とせずにスケッチから 3D モデルを作製することは現段階での技術では難しい。しかし、前述の Sinha ら¹⁾の研究では 3 次元的に成立するという制約を、三谷³⁾の研究では描かれたスケッチが立方体で左右対称という制約をそれぞれ課すことで自動生成を成し遂げている。このように、何かしらの制限を設けることで 3D モデルの自動生成を実現しているが、これらの制限は技術的側面から設けられたものであり、人が扱う際には不便となる場合がある。また、現段階では 3D モデルの自動生成に関する知識は少なく、経験則的または直感的な理論に基づいて自動生成を研究せざるを得ないため、これに対策するためには自動生成に関する新たな知見が必要である。

本研究の目的は、スケッチから 3D モデルを自動生成する技術に関する新たな知見を得ることである。具体的には、既存の 3D モデルを人がスケッチすることでどのような 3 次元情報が欠損するのかを調査する。また、その欠損情報が人にとって重要な情報なのかを調査することで、スケッチから復元すべき情報と復元しなくてもよい情報の線引きができる。このような知見は機械学習において過学習の回避や効率のよい学習に活用できると期待できる。

本稿では、調査方法を示し、そのために構成した実験より得られた結果から考察を行う。

2 欠損情報の調査方法

2.1 概要

あるスケッチがどれだけ 3 次元情報を欠損しているかを調べるには、そのスケッチの基となった 3D モデルと、スケッチを比較することが単純である。しかし、実際には描く人の想像を基にスケッチが描かれるため、スケッチの基となる 3D モデルは存在しない。他方で、

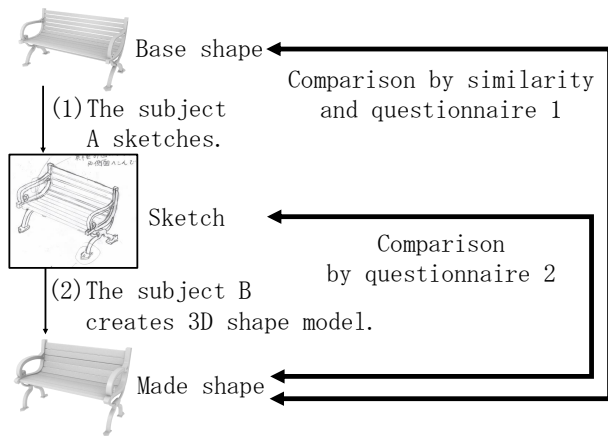


Fig. 1: Investigation method.

3Dモデルとスケッチは単純に比較することは困難である。そこで、既存の3Dモデルをスケッチに描き起こすタスクとスケッチから3Dモデルを作製する2つのタスクを考える。これらのタスクで用いた既存の3Dモデルと作製された3Dモデルを比較することによってスケッチによって欠損する情報を定量的に導く。

上記に加えて、作製した3Dモデルが基の3Dモデルに対してどれだけ再現されているかのアンケートによって主観的な評価を得る。この結果と、3Dモデルの比較結果を比べることで、人にとって欠損してもよい情報と欠損するべきではない情報の分類を試みる。このようにすることで、自動生成ツールを開発するとき欠損が生じやすい3Dモデルと欠損が生じにくい3Dモデルについて調べることができ、人の感覚に沿った自動生成手法の開発に貢献できる。

Fig. 1は調査方法の概要図である。3Dモデルをスケッチした際に欠損する情報を調べるために、3Dモデルを見ながらスケッチをするスケッチ実験と、そのスケッチを見ながら3Dモデルを作製する3Dモデリング実験をする。そして、これらの実験で得られる基の3Dモデルと作製した3Dモデルを類似度計算及びアンケートによって比較し、スケッチと作製した3Dモデルはアンケートのみで比較する。また、基の3Dモデルは予め想定される欠損要因を含む3Dモデルを採用する。

2.2 想定される欠損要因

3Dモデルをスケッチした際に欠損が生じる要因として、3Dモデルの形状が影響して欠損する形状要因種と、3Dモデルがデザインされたかどうかの影響して欠損するデザイン要因種の2つの欠損要因を定義する。

2.2.1 形状要因種

形状要因種は3Dモデルの形状が原因となって欠損が発生する欠損要因の種類である。形状要因種での3つの欠損要因を以下に示す。

比率欠損モデルに分類される3Dモデルは長細いものやパーツごとの大きさが様々なものであり、長さや大きさの比率がスケッチ時に欠損する。Fig. 2(a)は長細い形状であり $x:y:z$ の比を取ると x が大きな値を持つ。しかし、スケッチすることで奥行き情報が欠損し、この $x:y:z$ の正確な比が把握できないようになり、比率欠損が生じる。Fig. 2(b)はパーツごとの長さの比が異なる形状であり、(a)の例に加えて、パーツ

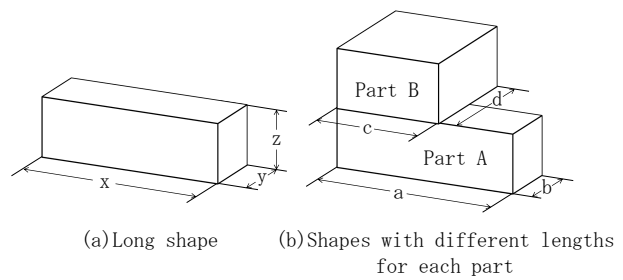


Fig. 2: Model with lost-ratio.

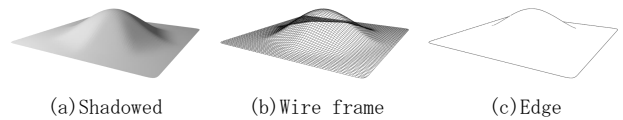


Fig. 3: Model with lost-curvature.

間での長さの比も捉えなければならないため、(a)より更に比が表現しづらくなり、比率欠損が生じる。

曲率欠損モデルに分類される3Dモデルでは凸凹した面はスケッチしづらく、稜線を引いたり陰影を正確にスケッチするなどしなければ欠損が生じてしまうため、欠損しやすい情報といえる。Fig. 3は全て同じ形状であるが、それぞれ描画方法が異なったものである。Fig. 3(a)と(b)は曲がり具合が把握できるが、(c)の場合、面の曲がり具合を把握することは難しい。このように曲面は2次元で表現しづらいため、曲率欠損が生じる。

歪み欠損モデルに分類される3Dモデルは長細くてカーブを描き立体的な形状をしている。Fig. 4(a)と(b)は長細く曲がった形状を描画したものであるが、これらは一見ほとんど変わらないように見える。しかし、(a)と(b)を重ねたFig. 4(c)を見ると、形状が異なっていることが分かる。このように、長細く曲がった形状では歪み欠損が生じる。

2.2.2 デザイン要因種

デザイン要因種は、3Dモデルがデザインされたものか否かに着目する。3Dモデルがデザインされたのであれば、それは一度デザイナーによって作られたものであるため再現しやすいものであるといえる。対して、自然物のような、人にデザインされていないものは再現しづらい。本稿では、デザインされた形状をデザイン形状、デザインされていない形状をノンデザイン形状と呼ぶ。Fig. 5はデザイン形状とノンデザイン形状の例である。デザイン形状は、Fig. 5(a)のように規則的な形状をしているためスケッチをする際も欠損しにくい。ノンデザイン形状は、Fig. 5(b)のように不規則な形状をしているためスケッチによって欠損が生じやすい。データ化された3Dモデルはモデリングの時点でデザインの要素が含まれるといえるが、本稿では基となる形状が人によってデザインされていないものをノンデザイン形状に分類する。

3 不変特徴量を用いた類似度

3.1 不変特徴量

3Dモデルの特徴量として、惣田ら⁴⁾が考案した3Dモデルの位置、回転、大きさに依存しない特徴量を用いる。しかし、この特徴量は3Dモデルのポリゴン数に

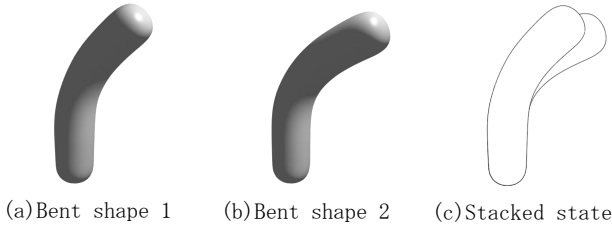


Fig. 4: Model with lost-distortion.

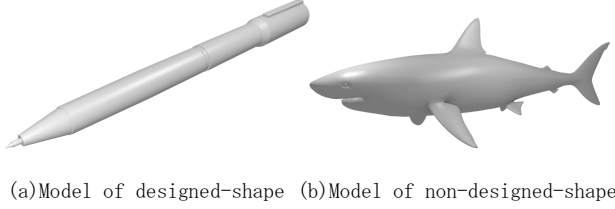


Fig. 5: Design type.

依存して大きく変化してしまうため、本研究では惣田ら⁴⁾の考案した特徴量を改良した特徴量を用いる。以後、この特徴量を改良不変特徴量と呼ぶ。改良不変特徴量は 3D モデルのポリゴンの組み合わせに対して相対距離 α と成す角 k を階級とした 2 次元ヒストグラムであり、次の式 (1) で算出できる。

$$z(\alpha', k') = \sum_{k=k' \times \pi / 2\lambda}^{(k'+1) \times \pi / 2\lambda} \sum_{\alpha=\alpha' / \phi}^{(\alpha'+1) / \phi} \frac{S(M_{k,\alpha})}{S_{sum} \times (P_{sum} - 1)} \quad (1)$$

相対距離 α はポリゴン間の重心間距離を正規化して $0.0 \leq \alpha \leq 1.0$ としたものであり、成す角 k はポリゴンが成す角を表す。階級 α' と階級 k' は相対距離 α を λ 個に、成す角 k を ϕ 個に分けたときの階級を表す。 $M_{k,\alpha}$ は相対距離 α 、成す角 k となるポリゴンの組み合わせの集合を、 $S(M_{k,\alpha})$ は $M_{k,\alpha}$ に含まれるポリゴンの面積の和を、 S_{sum} は全ポリゴンの面積の総和を、 P_{num} は 3D モデルの総ポリゴン数をそれぞれ表している。惣田ら⁴⁾が考案した特徴量との違いとして $(P_{sum} - 1)$ で割ることで、ポリゴン数に依存しないようにした。また、式 (1) によって算出されるヒストグラムの度数の総和は 1.0 になる。本研究では、式 (1) によって 3D モデルの特徴量を算出する。

3.2 類似度計算

改良不変特徴量を用いて 3D モデルを比較する。3D モデル 1 と 3D モデル 2 を比較する際、これらの 3D モデルの類似度 $S_{1,2}$ は次の式によって計算できる。

$$S_{1,2} = \sum_{k'} \sum_{\alpha'} |z_1(\alpha', k') - z_2(\alpha', k')| \quad (2)$$

式 (2) において、 $z_1(\alpha', k')$ と $z_2(\alpha', k')$ はそれぞれ、3D モデル 1 と 3D モデル 2 の改良不変特徴量を示している。類似度 $S_{1,2}$ は比較する 3D モデルの改良不変特徴量の階級ごとに求めた差の絶対値の和である。つまり、類似度 $S_{1,2}$ の値が小さいほど 3D モデルが似ていて、大きいほど 3D モデルが似ていないことになる。また、類似度 $S_{1,2}$ の範囲は $0.0 \leq S_{1,2} \leq 2.0$ である。

4 実験の構成

ここでは 2 章で示した調査の流れに沿って構成した実験について述べる。本研究では任意の 3D モデルをスケッチする実験 (スケッチ実験)、スケッチから 3D モデルを作製する実験 (3D モデリング実験)、被験者実験より得られたデータの比較分析の大きく 3 つの工程を行うことで、目的の達成を目指す。それぞれの工程の詳細を以下に示す。

4.1 スケッチ実験

スケッチ実験では、被験者は 3D モデルの作製を 3D モデラに依頼するという形式で、スケッチから基の 3D モデルが再現できるようにスケッチをする。基となる 3D モデルの採用方法は、実験者が形状要因種ごとに選択する場合と、被験者が選択する場合の 2 つであり、前者の場合の 3D モデルを指定 3D モデル、後者の場合の 3D モデルを自由 3D モデルと呼ぶ。

スケッチ実験では実験者が形状要因種の欠損ごとに 2 個ずつ選出した 6 つの指定 3D モデルと、被験者がデザイン形状またはノンデザイン形状をテーマとして選んだ 6 つの自由 3D モデルを用いる。また、被験者は奈良工業高等専門学校の情報工学科の第五学年の 12 名の学生にご協力いただき、2 時間以内を目安にスケッチをするように指示した。なお、被験者の技術経験は考慮せずに選出した。

4.2 3D モデリング実験

3D モデリング実験はスケッチ実験での被験者でない被験者と実験者本人とで行う。被験者は指定 3D モデルのスケッチを基に、実験者は自由 3D モデルのスケッチを基にそれぞれ 3D モデルを作製した。被験者は 3D モデリング技術のある程度習得している奈良工業高等専門学校の機械工学科の第五学年の 2 名の学生にご協力いただき、2 週間以内を目安に 3D モデルを作製するように指示した。また、2 名の被験者は指定 3D モデルを、実験者は自由 3D モデルをそれぞれ担当した。よって、合計で 18 個の 3D モデルを作製した。

4.3 比較分析

比較分析では、式 (2) で定義した類似度を用いて基の 3D モデルと作製した 3D モデルを比較する。また、3D モデルが作製された後、スケッチ実験の被験者本人に対して、作製された 3D モデルについて以下の 2 つのアンケートを取った。

質問 1 スケッチを基にして作られたモデルは基のモデルが再現されていると思いますか?

質問 2 スケッチを基にして作られたモデルはあなたがスケッチした絵を再現していると思いますか?

アンケートの回答は 4 段階で、それぞれ、1. そう思う、2. どちらかといえばそう思う、3. どちらかといえばそう思わない、4. そう思わない、とした。回答の数値が小さいほど、よく出来た 3D モデルであるという評価となる。

5 実験結果および議論

5.1 結果に対する議論

スケッチ実験、3D モデリング実験をした後に 3D モデルの比較分析を行った。基の 3D モデルと作製した

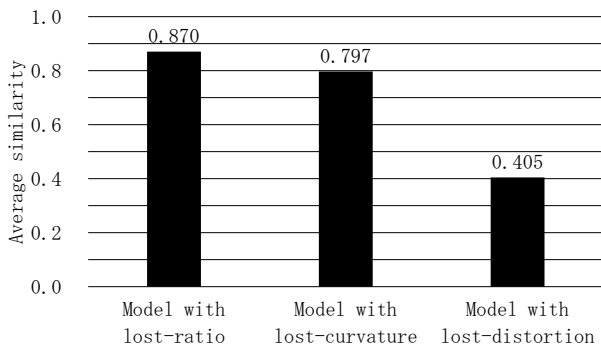


Fig. 6: Similarity of each shape defect type.

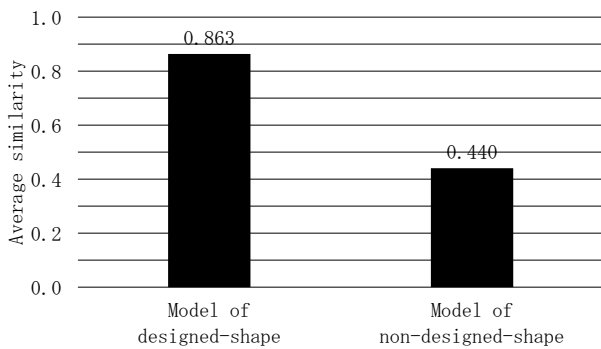


Fig. 7: Similarity of each design type.

3Dモデルの類似度を形状要因種の欠損ごとにまとめたものをFig. 6に、デザイン要因種の形状ごとにまとめたものをFig. 7に示す。Fig. 6では、縦軸は平均類似度を表しており、横軸は欠損の種類を示しており、データは指定3Dモデルのみである。比率欠損モデルの平均類似度は0.870と他の欠損よりも大きく欠損しており、歪み欠損モデルは他の欠損よりも平均類似度が低く、欠損が少ないということが分かる。上記の結果に対して、経験則的な解釈を考えると、スケッチの際、縦横の比や各パーツの比には誤差が生じやすく、影などの情報がない場合や手書きによる輪郭線の乱れにより、曲率欠損が多く発生してしまったのではないかと考えられる。歪み欠損モデルに関しては、大まかなシルエットは確実にスケッチされるため、3次元に解釈できたと推測できる。

Fig. 7では、Fig. 6と同様に縦軸が平均類似度を、横軸が形状の種類を示しており、しており、データは指定3Dモデルと自由3Dモデルである。Fig. 7から、デザイン形状の方が平均類似度が大きく、ノンデザイン形状の方が平均類似度が小さいことがわかる。上記の結果に対して、経験則的な解釈を考える。人は物体をスケッチする際に、スケッチ対象をよく観察し、対象が何かということを理解しながら描き始める。つまり、人は各形状を概念的な理解へと落とし込みそれを基にスケッチをするのだが、規則的な形をしたデザイン形状の場合、理解しやすい形状であるため、基の3Dモデルを深く観察せずに今までの経験に基づいた憶測でスケッチをしてしまう。一方で、不規則的な形状を多く含むノンデザイン形状の場合、人は各形状を概念的なものへとは落とし込めないため、結果として3Dモデルをよく観察し、欠損の少ないスケッチを描けたと推測できる。

形状要因種及びデザイン要因種について平均類似度

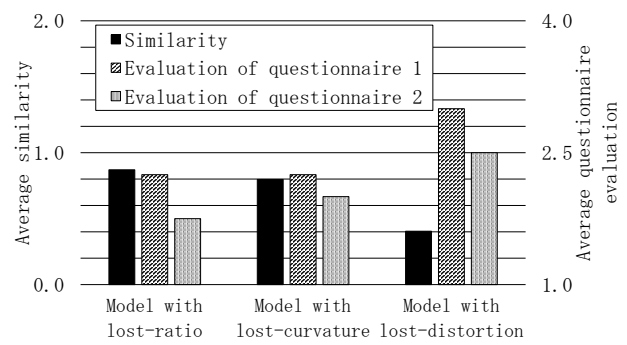


Fig. 8: Similarity and questionnaire evaluation of each shape defect type.

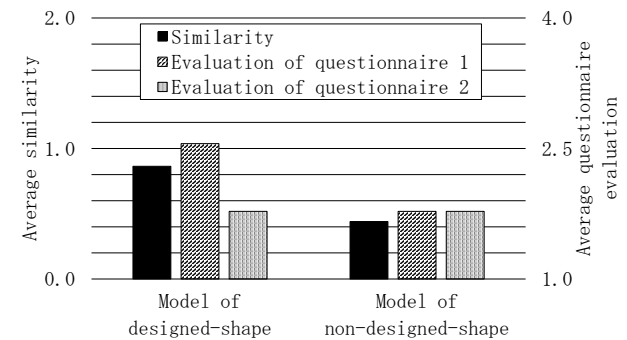


Fig. 9: Similarity and questionnaire evaluation of each design type.

とアンケート結果をまとめたものを、Fig. 8及びFig. 9に示す。Fig. 8は欠損ごとに類似度、質問1、質問2の評価をまとめたものであり、類似度は左の平均類似度の軸、質問1と質問2は右の平均アンケート評価の軸に従ってプロットされている。平均アンケート評価に注目すると、質問1、質問2で共に歪み欠損モデルが高く、比率欠損モデルと曲率欠損モデルはほとんど等しいため、人にとって歪み欠損は欠損として認められやすく、重要であることが分かる。しかし、平均類似度は比率欠損モデルが1番高く、曲率欠損モデルが2番目、歪み欠損モデルが3番目であることから、歪み欠損は平均類似度が人の感覚に比べて値が小さく出たため楽観的に見てはいけない欠損であることが分かる。このことから、本研究で類似度算出に用いた改良不変特徴量は、歪み欠損モデルに対して人の感覚よりも欠損が小さい値を算出する特徴量であることが分かる。本実験にて歪み欠損モデルの平均類似度が一番小さくなるような値を算出する類似度算出法は、人間の感覚に近い類似度算出法とすることができ、有用性が高いものといえる。

Fig. 9はFig. 8と同様に、デザイン要因種の形状ごとに平均類似度とアンケートの平均評価をまとめたものである。デザイン形状に対してノンデザイン形状の方が類似度と質問1の値が小さくなっていることから、人の感覚ではデザイン形状の方が欠損が起りやすいということが分かる。質問1と質問2の値の差について注目すると、デザイン形状では質問1より質問2の方が値が小さいが、ノンデザイン形状では値がほとんど変わらない。よって、デザイン形状では作製した3Dモデルはスケッチとは似ているが基の3Dモデルとは似ていないということが分かる。これは、デザイン形

状のような規則性のある形状に欠損がある場合、人は欠損を見つけやすく、ノンデザイン形状のような規則性のない形状に欠損がある場合、人は欠損を見つけ出しにくいということが原因と考えられる。よって、デザイン形状での欠損は人にとって無視できない欠損であり、スケッチ時に大きく欠損が発生してしまい、ノンデザイン形状での欠損は人にとって楽観的に見られる欠損であり、スケッチ時の欠損も感想に大きく影響はしない。

5.2 得られた知見の自動生成への活用

実験では、各欠損種における欠損のしやすさや、人にとっての重要性が得られた。これらの知見を基にスケッチから3Dモデルを機械学習等によって自動生成することへの適用を考える。得られた知見を基に、教師あり学習をする場合には、重要な欠損は多く学習させ重要性の低い欠損は学習量を減らすといったように、欠損ごとの学習データを学習させる割合を変化させることで、過学習を回避しつつ効率よく学習をすることができると考える。また、強化学習的な手法に対しては本研究で用いた改良不変特徴量で算出できる類似度が報酬として役立ち、本研究で得られた欠損の種類ごとの類似度の特徴を用いればより正確な報酬設計が可能となると考える。

6 結論

本研究では、スケッチから3Dモデルを自動生成する技術に関する新たな知見を得るために、スケッチによってどのような3次元情報が欠損するのかについて調査し、基の3Dモデルと作製した3Dモデルを類似度算出とアンケートで得た主観的な評価を比較することで欠損した3次元情報を見出した。その結果、欠損しやすい欠損要因として比率欠損モデルと曲率欠損モデルが挙げられ、それに対して人にとって認知しやすい欠損要因は歪み欠損モデルやデザイン形状であることが分かった。また、これらの知見を用いて機械学習に用いる学習データの生成方法や報酬設計方法を考察した。

今後の課題としては、考察した方法を基に学習データを生成するシステムを開発することと、その学習データを使用してスケッチから3Dモデルを自動生成する機械学習を開発することが挙げられる。また、欠損要因を形状要因種、デザイン要因種、補足情報種の3つとは異なる欠損要因を定義することで新たな視点からの分析を行うことが今後の課題である。

参考文献

- 1) A. Sinha, A. Unmesh, Q. Huang and K. Ramani: SurfNet: Generating 3D shape surfaces using deep residual networks, Proc. of CVPR2017, pp.6040-6049 (2017).
- 2) G. Nishida, I. Garcia-Dorado, D. G. Aliaga, Bedrich and A. Bousseau: Interactive Sketching of Urban Procedural Models, ACM Transactions on Graphics (TOG), Vol. 35, No. 130 (2016).
- 3) 三谷純: 意匠設計支援のための3次元スケッチに関する研究, 修士論文, 東京大学大学院工学系研究科情報工学専攻 (1999).
- 4) 惣田智志, 加藤俊一: 不変特徴量を用いた3次元物体の形状類似検索, 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, Vol. 103, No. 296, pp.85-90 (2003).