

Title	スケッチベース可動オブジェクトの設計支援インターフェースの研究
Author(s)	白田, 陽彩人
Citation	
Issue Date	2026-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	https://hdl.handle.net/10119/20435
Rights	
Description	Supervisor:謝 浩然, 先端科学技術研究科, 修士(知識科学)

修士論文

スケッチベース可動オブジェクトの設計支援インターフェースの研究

白田 陽彩人

主指導教員 謝 浩然

北陸先端科学技術大学院大学
先端科学技術研究科
(知識科学)

令和8年3月

Abstract

This thesis proposes a sketch-based design support interface that automatically generates articulated, 3D-printable objects from a single side-view sketch. Recent progress in generative AI and digital fabrication has lowered the barrier to creating visually plausible 3D models; however, designing objects that physically move remains difficult for users because it requires mechanical knowledge such as tolerance design, collision avoidance, and joint fabrication. While state-of-the-art image-to-3D techniques can reconstruct static geometry from text or images, they typically output a single solid mesh without functional structure, resulting in models that look complete on screen but cannot be manipulated as toys or mechanisms in the physical world. The goal of this research is to bridge this gap by connecting intuitive sketch input with computational fabrication methods so that users can transform their drawings into tangible artifacts that can be touched and moved.

The proposed system takes a hand-drawn line sketch as input and produces an STL model that can be fabricated on a consumer-grade fused deposition modeling (FDM) 3D printer. The core idea is to combine a multi-stage generative pipeline for robust shape creation with an automated joint-generation pipeline that embeds mechanical articulation into the generated mesh. Starting from a sparse sketch, the system first generates a realistic toy-like image while preserving the original pose and silhouette. This step is introduced because direct sketch-to-3D generation is unstable: hand-drawn sketches often lack shading and depth cues and contain noise such as line jitter and incomplete contours, which can lead to thin, broken, or geometrically inconsistent 3D reconstructions. By converting the sketch into a dense, shaded, and domain-constrained toy image (e.g., smooth plastic-like surfaces on a clean background), the system stabilizes downstream 3D reconstruction and encourages the generation of watertight, smooth meshes that are more suitable for boolean operations and fabrication.

Next, the system reconstructs a 3D mesh from the generated image using a feed-forward single-image 3D generation approach. This stage addresses the inherent ambiguity of recovering occluded surfaces from a single viewpoint (e.g., the Janus problem, where duplicated facial structures may appear). The reconstructed mesh is exported in GLB format and serves as the basis for structural analysis. To enable articulation, the system estimates a kinematic skeleton and skinning information from the mesh using an automatic rigging technique that does not require a predefined template category. The estimated joint locations are interpreted not merely as animation pivots, but as physically meaningful segmentation and joint-placement cues for fabrication. This re-interpretation is essential: computer graphics rigging typically produces smooth deformations without physical separation, whereas a physical toy requires explicit part separation, rotational axes,

sockets, and clearances.

Using joint position information estimated by the skeleton estimation model, we develop an algorithm that applies physically functional joint structures to a 3D model. Joint locations and types are manually specified by the user. The system supports two representative joint types: ball joints for multi-directional articulation and hinge joints for single-axis rotation. For each joint, feasible geometric parameters are determined by analyzing the local mesh thickness around the joint, estimating the maximum allowable joint size, and optimizing the joint radius under geometric constraints. These parameters are then used to generate parametric cutter shapes for sockets, axial holes, and motion clearances. By converting bone information originally estimated for CG applications into geometric fabrication data that accounts for 3D-printing clearance and structural strength, the proposed method enables real-world articulation. The final articulated model is generated through constructive solid geometry (CSG), producing a single-piece printable model with the internal cavities and openings required for movement.

To reduce the risk of failure in fully automated generation, the system provides an interactive web-based user interface that visualizes intermediate results and allows users to adjust joint positions and parameters when needed. The interface guides the user through a step-by-step workflow: sketch input, image generation, 3D reconstruction, rigging, joint selection, cutter preview, and final STL export. During joint design, the system displays joint candidates, differentiates joint types visually, and supports iterative refinement by enabling changes to cutter orientation, joint center offsets, clearance values, and neck lengths. This human-in-the-loop mechanism aims to maintain ease of use while offering enough control to recover from common failure modes such as joints placed too close to the surface, insufficient clearance, or undesirable motion ranges.

The implementation integrates multiple AI models and geometry-processing components under practical computational constraints. Because each model may require different dependencies and CUDA versions, the system orchestrates inference by launching separate Conda environments and passing intermediate files between stages. The geometry module is implemented in Python using trimesh for mesh processing and repair, SciPy for parameter optimization, and a robust boolean engine to mitigate non-manifold errors that are common in AI-generated meshes. This architecture supports end-to-end processing within an interactive timescale suitable for exploratory design.

The contributions of this thesis are threefold. First, it presents an end-to-end pipeline that converts a single side-view sketch into an articulated 3D model that can be fabricated on consumer 3D printers, thereby extending sketch-based modeling from static shape creation to functional object design. Second, it proposes

a method for translating learned rigging outputs into fabrication-oriented joint placement and parameterization, including automatic sizing and clearance generation based on local geometric analysis. Third, it introduces an interactive interface that exposes key intermediate representations and allows lightweight user intervention, balancing automation with reliability.

Through technical evaluation and a user study, we assess whether the proposed pipeline can reliably generate movable, 3D-printable models from simple side-view sketches, and whether the interactive interface helps users refine joint placement and fabrication parameters when automatic results are imperfect. The results indicate that the proposed approach can generate a variety of animal-like articulated toys while lowering the expertise required for mechanism design. Remaining challenges include improving robustness for extreme poses, thin structures, and highly stylized sketches; extending joint types and motion constraints; and incorporating printing-material considerations and post-processing guidance. Overall, this research demonstrates that combining generative AI with computational fabrication and interactive control can democratize the creation of physically functional artifacts from intuitive 2D sketches.

目次

第1章	はじめに	1
1.1	研究背景	2
1.1.1	創造性拡張について	2
1.1.2	パーソナルファブリケーションの普及と課題	4
1.1.3	外観生成と機能設計の乖離	6
1.2	研究目的	7
1.3	本論文の構成	8
第2章	関連研究	9
2.1	スケッチベースモデリング	9
2.2	生成 AI による画像・3D コンテンツ生成	11
2.3	自動リギングとモーション推定	13
2.4	ファブリケーションのためのコンピューテーショナルデザイン	15
第3章	提案手法	16
3.1	システム概要	16
3.2	スケッチに基づく写実画像の生成	17
3.2.1	画像変換モデルと推論手順	17
3.2.2	プロンプト設計と生成制約	18
3.3	単眼画像からの3D形状生成	19
3.3.1	3D生成モデルの選定	20
3.3.2	画像から3D表現への推論の流れ	20
3.3.3	メッシュ抽出と後段処理への受け渡し	20
3.4	骨格推定とスキニング	22
3.4.1	UniRigによるカテゴリ非依存リギング	22
3.4.2	推論手順	22
3.4.3	ファブリケーション	23
3.5	パーツ分割と可動機構の生成	23
3.5.1	モデル解析と前処理	25
3.5.2	関節パラメータの最適化	25
3.5.3	パラメトリックなカッター生成	26
3.5.4	CSG 演算による形状生成	32

第4章	実装	33
4.1	開発環境	33
4.2	各モジュールの実装詳細	33
4.2.1	画像生成モジュール	33
4.2.2	3D 形状生成モジュール	34
4.2.3	骨格推定モジュール	34
4.2.4	可動部生成モジュール	34
4.3	ユーザインターフェース	34
第5章	システムの技術的評価	39
5.1	評価の目的と概要	39
5.2	多様性実験	40
5.2.1	実験条件	40
5.2.2	生成結果とプロセス分析	41
5.2.3	物理的な実体化と課題	42
5.3	入力品質実験	44
5.3.1	実験条件	44
5.3.2	生成結果	45
5.3.3	造形結果	45
5.4	技術的考察	46
第6章	ユーザスタディ	47
6.1	実験設定	47
6.1.1	ユーザ実験の目的と対象	47
6.1.2	実験環境	47
6.1.3	実験タスクと手順	49
6.1.4	評価指標	49
6.2	ユーザスタディの実験結果	50
6.2.1	生成結果の定性的評価	50
6.2.2	タスクパフォーマンス	55
6.2.3	ユーザビリティ評価	55
6.2.4	主観的評価	56
6.2.5	作業負荷評価 (NASA-TLX)	58
6.2.6	実体化後の評価	60
6.3	実験結果のまとめ	63
第7章	結論と今後の課題	64
7.1	まとめ	64
7.2	研究の貢献	65
7.3	課題と今後の展望	65

謝辞	67
参考文献	68

目 次

1.1	研究概要図	2
1.2	人間中心の人工知能を構築するための包括的なフレームワーク [9]	3
1.3	代表的な家庭用 3D プリンター	5
1.4	生成 AI で作成した車のモデル. 裏面を見るとタイヤが本体と接していないのが確認でき, タイヤが物理的に可動しないことがわかる.	7
2.1	スケッチベースモデリングの研究事例	10
2.2	生成 AI による画像生成の研究事例	12
2.3	生成 AI による 3 次元形状生成の研究事例	13
2.4	3D キャラクターの自動リギングシステム [35]	14
2.5	自動ジョイント置換システム [15]	15
3.1	提案システム全体処理フロー	16
3.2	qwen-image-edit を用いた画像変換結果	19
3.3	複数視点から見た TRELIS によって生成された 3D メッシュ	21
3.4	UniRig による構造推定	23
3.5	4 つの処理フェーズ	24
3.6	モデルサイズ調整イメージ	25
3.7	方向ベクトルイメージ	25
3.8	関節パラメータ最適化の例	26
3.9	Fusion によって作成したボールジョイントカッターモデル	26
3.10	Fusion によって作成したヒンジカッターモデル	27
3.11	ボールジョイントカッターの断面プロファイル	28
3.12	ヒンジカッタージョイントのスケッチプロファイル	30
3.13	本体部 V_{body}	31
3.14	クリアランスカット部 $V_{cut_clearance}$	31
3.15	ヒンジ軸穴カット部 V_{axial_hole}	31
3.16	ヒンジ軸作成部 $V_{revolve}$	31
3.17	ネック拡張部 V_{neck}	32
4.1	本システムによる画像生成	35
4.2	本システムによる 3D モデル生成	35
4.3	本システムによるリギング	36

4.4	関節生成の流れ. 数字は手順の番号に対応している.	36
4.5	サブビューワー	37
4.6	関節タイプ	37
4.7	関節生成モデルダウンロード	37
4.8	本システムによって作成したフィギュア	38
5.1	カテゴリ 1(標準的な四足生物) のスケッチ	40
5.2	カテゴリ 2(四肢が長い生物) のスケッチ	40
5.3	カテゴリ 3(四肢が短い/太い生物) のスケッチ	41
5.4	カテゴリ 4(架空/非存在生物) のスケッチ	41
5.5	カテゴリ 1(標準的な四足生物) の造形物	42
5.6	カテゴリ 2(四肢が長い生物) の造形物	43
5.7	カテゴリ 3(四肢が短い/太い生物) の造形物	43
5.8	カテゴリ 4(架空/非存在生物) の造形物	43
5.9	画力レベルの異なる 3 段階のクマのスケッチ	44
5.10	3 段階のクマのスケッチ造形結果	45
6.1	実験の様子	48
6.2	本システムによる制作プロセスの例. 入力スケッチから画像生成, 3D 復元, 骨格推定を経て, 最終的に一体造形可能な STL データが 出力される.	51
6.3	被験者 1 のスケッチおよび造形されたフィギュア	52
6.4	被験者 2 のスケッチおよび造形されたフィギュア	52
6.5	被験者 3 のスケッチおよび造形されたフィギュア	52
6.6	被験者 4 のスケッチおよび造形されたフィギュア	53
6.7	被験者 5 のスケッチおよび造形されたフィギュア	53
6.8	被験者 6 のスケッチおよび造形されたフィギュア	53
6.9	被験者 7 のスケッチおよび造形されたフィギュア	54
6.10	被験者 8 のスケッチおよび造形されたフィギュア	54
6.11	被験者 9 のスケッチおよびカッター配置	54
6.12	独自指標のアンケート結果	57
6.13	NASA-TLX の結果	59
6.14	事後アンケート結果	61

表 目 次

5.1 多様性実験における各プロセスの生成試行回数と結果	42
5.2 画力レベル別の生成試行回数	45

第1章 はじめに

本論文では、ユーザが描いた単一の側面スケッチを入力として、3D プリンタで出力可能な可動オブジェクトを自動生成する設計支援インターフェースを提案する (図 1.1). 近年、生成 AI やデジタルファブリケーション技術の発展により、個人がアイデアを迅速に形にできる環境が整いつつある一方で、可動部を含むオブジェクトの設計には公差設計や干渉回避などの工学的知識が求められ、非専門家にとって依然として参入障壁が高い。また、外観を生成する手法が成熟しつつあるのに対し、物理的に「動く」ための機構設計を入力の手軽さと両立させることは容易ではない。

提案システムは、スケッチという直感的な入力を起点として、(1) スケッチを写実的なフィギュア画像へ変換し、(2) 単眼画像から三次元形状を復元し、(3) 自動リギングにより関節位置を推定し、(4) 推定関節に基づいて回転軸やジョイント構造を自動配置・生成する、という一連のパイプラインから構成される。これにより、ユーザは高度な 3D モデリングや機構設計を前提とせずに、自身の描いたイラストを「物理的に可動する実体」へと変換できる。本研究の狙いは、創造的な発想を形状の造形に留めず、触れて動かせるインタラクションとして具現化することで、創造性拡張とパーソナルファブリケーションの接続を支援する点にある。

本研究では、設計支援における「入力の容易さ」と「出力の実現可能性」を同時に満たすことを重視する。具体的には、ユーザが描いたスケッチの形状的特徴を保ちながら、3D プリンタ造形に適した滑らかなメッシュ生成を誘導し、さらに関節機構の配置においては、メッシュの厚みや形状に応じた寸法推定とクリアランス付与を行うことで、可動性と造形安定性の両立を目指す。加えて、本システムは一連の処理結果を段階的に可視化し、必要に応じてユーザが関節位置やパラメータを微調整できるインタラクティブな操作系を備えることで、完全自動生成に伴う失敗リスクを低減する。

本章では、まず研究背景として創造性拡張とパーソナルファブリケーションの課題、外観生成と機能設計の乖離を整理し、続いて研究目的を述べる。最後に、本論文の構成を示す。



図 1.1: 研究概要図

1.1 研究背景

本節では，創造性拡張とパーソナルファブリケーションの普及を背景に，外観生成が容易になった一方で，可動部を含む機能設計には依然として専門知識が必要であるという課題を整理する．

1.1.1 創造性拡張について

人間拡張とは，テクノロジーを用いて人間の身体的・感覚的・認知的・知覚的な能力を増強・拡張する概念である．人間拡張は，人間の限界を克服し，環境への適応能力や作業効率を高めることを目的として，ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI) やロボティクス，認知科学の分野を横断して研究が進められてきた．従来の人間拡張研究は，義手義足や外骨格ロボットに代表される身体的機能の補助・代替 [1, 2, 3, 4, 5, 6]，あるいは AR/VR やウェアラブルデバイスを用いた知覚・認知の拡張 [7] といった領域を中心に発展してきた．その一方で，近年は深層学習を基盤とする人工知能 (AI)，特に生成 AI の急速な発展により，人間拡張の対象が身体や知覚に留まらず，人間の高次認知活動へと拡張されつつある．その中でも注目されているのが，人間の表現力や制作能力を支援・増幅させる「創造性拡張」という概念である．創造性拡張は，AI を人間の代替ではなく，人間の創造的活動を支援する協働的存在として位置づける点に特徴がある [8]．Shneiderman

は、人間中心 AI(Human-Centered AI) の観点から、AI は完全自動化を目指すべきではなく、人間の創造的意思決定を支援・強化する役割を担うべきであると述べている (図 1.2)[9]。創造性とは一般に、新しいアイデアを着想し、それを他者が知覚可能な形式で具現化する能力と定義される [10]。この定義において重要なのは、創造性が単なる発想力だけでなく、「具現化」というプロセスを本質的に含んでいる点である。しかし、頭の中にあるイメージを外界に表出させるためには、文章表現、描画技術、楽器演奏、あるいは工学的設計といった高度な専門スキルが必要となる場合が多い。これらのスキルは長期間の訓練や経験を要し、多くの人にとって創造的活動への参入障壁となっている。こうした背景のもと、近年の AI 技術は、従来、高度な専門知識や長期間の訓練を必要とした創造的作業のハードルを大きく下げつつある。例えば文章執筆においては、自然言語生成モデルが構成案の提示や表現の洗練を支援し、イラストやデザインの分野では、テキスト入力や簡単なスケッチから高品質な画像を生成する手法が実用段階に達している。さらに、3次元形状生成やプロダクトデザインの分野においても、非専門家が直感的な入力を通じて複雑な形状を設計できる環境が整いつつある。以上より、創造性拡張は、人間拡張の新たな展開として、人間の創造的潜在能力を顕在化・増幅させるアプローチであると位置づけられる。

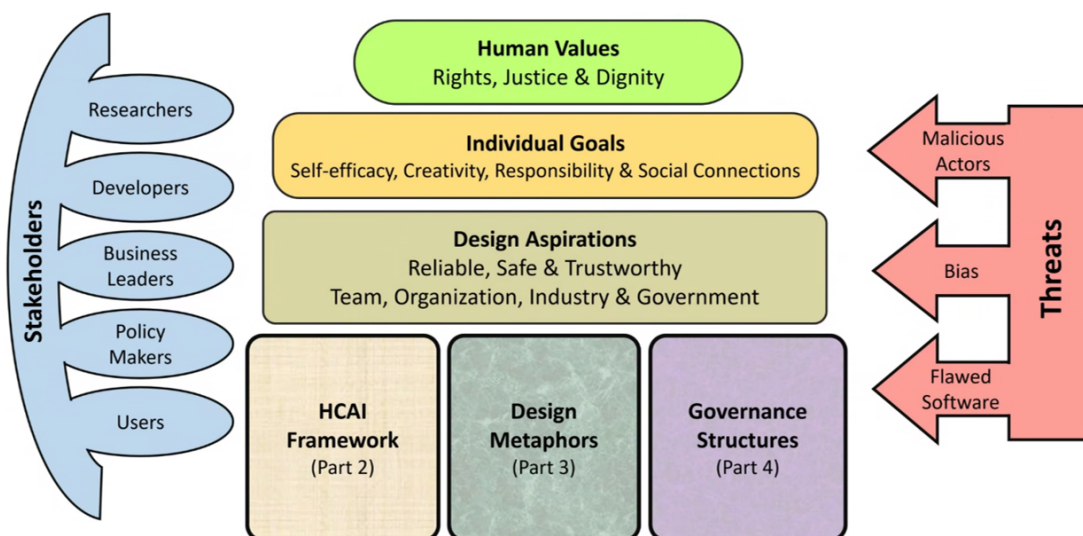
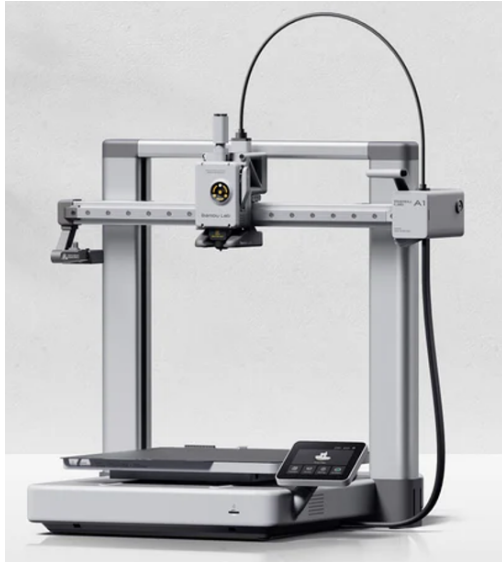


図 1.2: 人間中心の人工知能を構築するための包括的なフレームワーク [9]

1.1.2 パーソナルファブリケーションの普及と課題

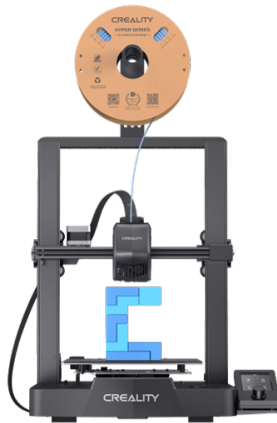
2010年代以降、Makerムーブメントの興隆とデジタル工作機械の低価格化により、個人が自ら設計・製造を行う「パーソナルファブリケーション」が急速に普及した[11]。特に、熱溶解積層方式(FDM)をはじめとする3Dプリンタ技術は、基幹特許の失効を契機として大幅な低価格化と小型化が進み、研究機関や企業のみならず一般家庭や教育現場にまで広く浸透するようになった(図1.3)[12, 13]。Gershenfeldが提唱した「Fab Lab」の概念に代表されるように、個人がデジタルデータを基に物理的なモノを製造する環境は、特別なものではなく日常的な創作活動の一部となりつつある[14]。このような技術的背景により、製造にかかるコストや初期投資は劇的に低下し、「アイデアを即座に形にする」ことが可能な環境が整備された。パーソナルファブリケーションは、従来の大量生産型製造とは異なり、個人の嗜好や用途に応じた少量生産・カスタマイズを可能にする点に大きな特徴がある。この特性は、プロトタイピング、教育、ホビー、さらにはリハビリテーションや支援機器の個別設計といった分野においても大きな価値を持つとされている。一方で、ハードウェア環境が成熟しつつあるのに対し、ソフトウェア面、特に設計プロセスの難しさは依然としてパーソナルファブリケーション普及の大きな障壁として残っている。多くの3Dプリンタは、STLやOBJといった3次元形状データの入力を前提としており、ユーザは何らかの3Dモデリングツールを用いて形状を設計する必要がある。しかし、既存の3D CADソフトウェアは工業製品の設計を主な対象として発展してきたため、専門的な概念や操作体系が多く、初心者にとって学習コストが非常に高い。可動部を含むオブジェクトの設計においては、課題は一層顕在化する。可動機構を持つ立体物の設計には、パーツ間の公差設計、干渉の回避、組み立て順序の考慮、および物理的に妥当なジョイント構造の理解といった、エンジニアリング的知識が不可欠である。これらは単なる形状モデリングを超えた設計思考を必要とし、非専門家が独学で習得することは容易ではないため、初心者が自身のアイデアを機能的な実体として出力する際の大きなボトルネックとなっている。



(a) BambuLab A1



(b) Flashforge AD5X



(c) Creality Ender-3 V3 SE



(d) Qidi Tech Q2

図 1.3: 代表的な家庭用 3D プリンター

1.1.3 外観生成と機能設計の乖離

デジタルファブリケーションにおける 3D データ設計は、静的な外観形状モデリングと動的な機能構造の設計に大別される。前者は物体の見た目や造形的特徴を定義し、後者は物体の動作や物理的インタラクションを規定する [15]。パーソナルファブリケーションでは、両者が満たされて初めて実世界で機能するオブジェクトが実現される。近年の 3D 生成 AI およびモデリングツールは、外観形状の生成において著しい成果を上げている。深層学習に基づく生成モデルの発展により、テキスト記述や 2 次元画像、ラフなスケッチから高精細な 3 次元メッシュを自動生成できるようになった [16, 17]。これにより、キャラクターのスタチューや装飾品といった視覚的完成度を重視する造形物は、専門的な 3D モデリングスキルを持たないユーザでも比較的容易に作成できる。しかし、生成 AI による 3D データの多くは物理的な機能を持たない単一のソリッドとして表現されるため、現実世界での動作やインタラクションは想定されておらず、見た目は完成しているが動かして遊ぶことはできない状態に留まっている (図 1.4) [18]。

一方、関節が動くアクションフィギュアや、タイヤが回転するミニカー、開閉機構を持つ収納ボックスのように複数パーツが相互に動作するオブジェクトを作成するには、機構学や機械設計に基づく工学的設計が不可欠である。具体的には、各パーツの可動域を考慮した回転軸や関節構造の設計、動作時のパーツ間干渉回避、3D プリンタの造形精度や材料特性を考慮したクリアランス設定などが必要となる [19]。これらの設計要素は視覚的な芸術性や造形感覚とは異なる知識体系に属し、暗黙知としてエンジニアや設計者の経験に依存してきた。そのため、直感的なモデリングツールや現在主流の生成 AI モデルでは、こうした機能的・機械的制約を十分に扱うことが難しい [20]。結果として、ユーザは「形は作れるが、動くものは作れない」という新たなスキルの壁に直面している。この問題は、1.1.1 で述べた創造性拡張の観点から見ると本質的な未解決課題である。創造性を真に物理世界へと解放するには、見た目の造形支援に留まらず、機能的な構造設計そのものを支援・拡張する仕組みが必要となる。しかし現在の AI 技術は、外観生成では高い性能を示す一方で、機構設計や可動構造の生成といった工学的側面については十分な支援を提供できていない。以上より、個人の創造性を 3D プリンタという物理的製造基盤と結びつけ、実際に「動かして遊べる」「機能する」オブジェクトとして具現化するためには、形状生成と機構設計の間に存在するギャップを埋める新たな計算機支援の枠組みが求められている。

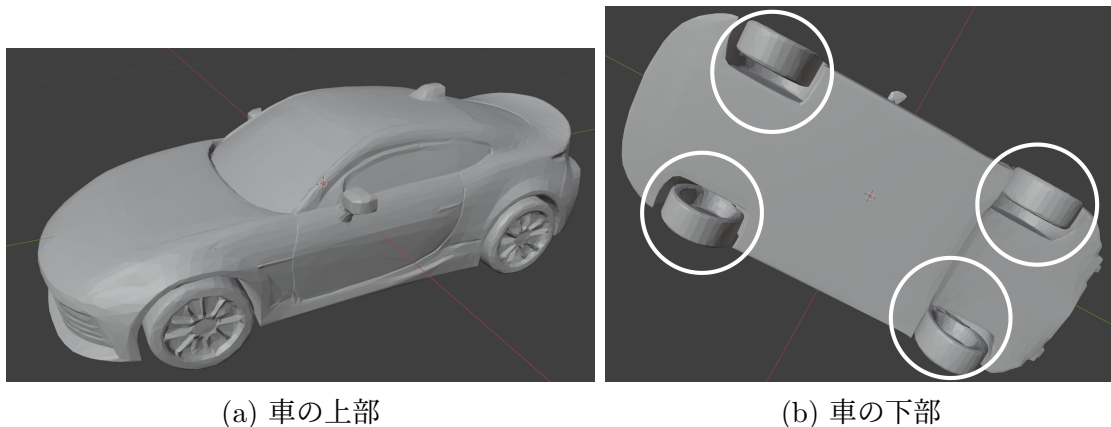


図 1.4: 生成 AI で作成した車のモデル. 裏面を見るとタイヤが本体と接していないのが確認でき, タイヤが物理的に可動しないことがわかる.

1.2 研究目的

本研究の主たる目的は, ユーザが描いた単一の側面スケッチを入力として, 3D プリンタで出力可能な可動部付きフィギュア的设计支援システムを開発することである. 前節で述べたように, 3D 生成 AI や骨格推定技術は急速に発展しているが, それらは主としてスクリーン上での視覚的再現を目的としており, 物理的な動きを伴うものづくりには直結していない. そこで本研究では, 画像生成技術, 3D 生成技術, 骨格推定技術を統合し, さらに物理的な製造制約を考慮した自動設計パイプラインを構築する. 具体的には, 以下の3点の実現を目指す.

1. **直感的なスケッチ入力からの安定かつ高品質な形状生成**: ユーザの手書きスケッチを直接 3D に変換する場合, 描画スキルの個人差により形状が破綻しやすいという問題がある. そこで本研究では, 大規模視覚言語モデルに基づく画像編集モデルを用いて, スケッチを一度リアリスティックなフィギュア画像へと変換する. その後, この画像を 3D 生成モデルに入力することで, 幾何学的整合性の取れた 3D メッシュを安定して生成する.
2. **生成形状への機能的構造の付与**: 骨格推定モデルにより推定された関節位置情報を活用し, 3D モデルに対して物理的に動作可能なジョイント構造を適用するアルゴリズムを開発する. CG 用として推定されたボーン情報を, 3D プリント時のクリアランスや強度を考慮した幾何学的な製造データへと変換・加工することで, 実世界での可動を実現する.
3. **創造性拡張の文脈における設計プロセスの民主化**: 高度な CAD 操作や機構設計の専門知識を「スケッチを描く」という行為へと抽象化することで, ユー

ザの創造性を静的な造形から動的なインタラクションへと拡張し、誰もが自身のアイデアを物理的に動くフィギュアとして具現化できる環境を提供する。

1.3 本論文の構成

本論文は7章構成である。第1章では、創造性拡張とパーソナルファブリケーションの背景を踏まえ、本研究が対象とする課題を整理し、研究目的を示す。第2章では、提案システムを構成する基盤技術として、スケッチベースモデリング、画像生成・画像編集、単眼画像からの3D生成、自動リギング、および3Dプリントを前提とした関節生成・形状処理に関する関連研究を概観し、本研究の位置づけを明確化する。第3章では、提案システムの全体像と処理フローを示した上で、(1) スケッチから写実画像を生成する段階、(2) 写実画像から3D形状を復元する段階、(3) 骨格推定により関節位置を推定する段階、(4) 推定関節に基づいてパーツ分割とジョイント機構(ボールジョイント／ヒンジジョイント)を生成する段階、の各手法を説明する。あわせて、各段階で採用したモデルや入出力データ形式、物理製造を考慮したクリアランス付与や寸法推定の考え方を述べる。第4章では、実装環境(ハードウェア構成、Conda環境による依存関係の分離、実行アーキテクチャ)を整理し、各モジュールの実装詳細として、推論スクリプトの連携、メッシュの正規化・修復、最適化計算、ブーリアン演算による形状生成、およびGradioによるユーザインターフェース設計と操作手順を具体的に説明する。第5章では、技術的評価として生成モデルの品質(形状の安定性・多様性)および3Dプリント後の可動性を検証する。第6章では、ユーザスタディにより、多様なスキルレベルの被験者による設計体験に対する提案手法の効果を評価する。第7章では、評価結果を踏まえた考察を行い、薄肉形状や極端なポーズへの頑健性などの現状の限界を整理した上で、将来的な拡張について述べる。

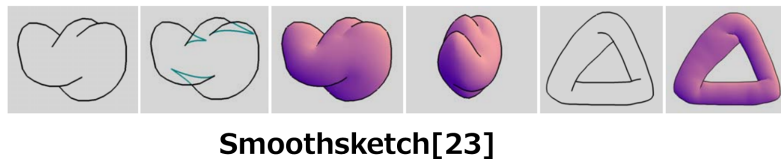
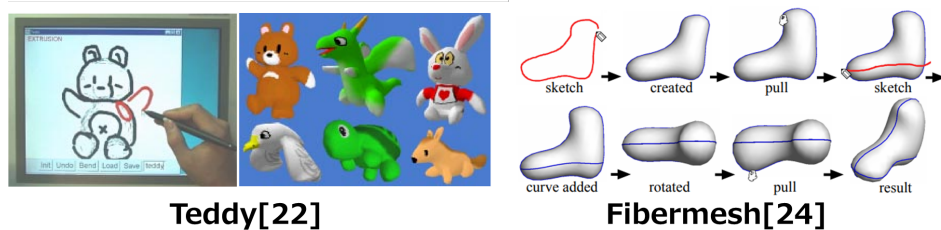
第2章 関連研究

本節では、スケッチベースモデリング、生成 AI による画像・3D 生成、自動リギング、およびファブリケーションを前提とした形状処理の関連研究を概観し、本研究の位置づけを明確化する。

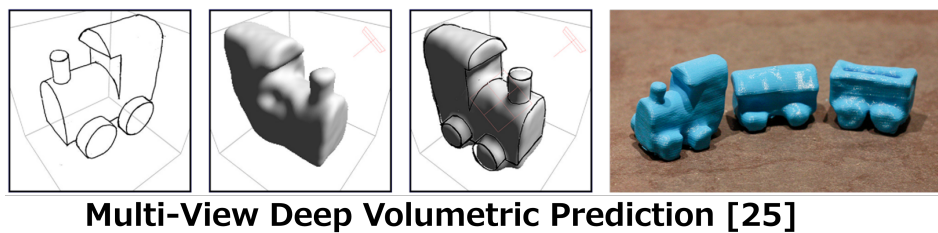
2.1 スケッチベースモデリング

スケッチベースモデリングは、ユーザが描く 2 次元のストローク情報を手掛かりとして、3 次元形状を生成・操作する技術体系である。手書きスケッチは、人間にとって原始的かつ直感的な表現手法であり、専門的な CAD 操作を習得していないユーザでも容易に扱うことができる。この特性から、スケッチベースモデリングは、3 次元設計における操作コストや専門知識の要求を低減する有力なアプローチとして、HCI およびコンピュータグラフィックス分野を中心に長年研究されてきた [21]。スケッチベースモデリングの初期研究では、入力されたスケッチを幾何学的・手続き的なルールに基づいて解釈し、3 次元形状を生成する手法が主流であった。その代表例として、Igarashi らによる Teddy が挙げられる [22]。Teddy は、ユーザが描いた 2 次元の閉曲線スケッチから、内部に「膨らみ」を持つ滑らかな 3 次元曲面を生成するアルゴリズムを採用し、複雑な操作を必要とせずに自由曲面形状を作成できる直感的なモデリング環境を実現した。この研究は、スケッチ入力による 3 次元造形の可能性を広く示し、後続研究に大きな影響を与えた。その後も、Karpenko らや Nealen らによって、より自由度の高い曲面生成やトポロジー編集を可能にする手法が提案されている [23, 24]。これらの研究では、ストロークの位相関係や幾何学的制約を明示的に定義することで、ユーザの入力意図を 3 次元形状へと反映させている。このような幾何学的アプローチは、ユーザの意図が比較的明確な場合には高い制御性を発揮する一方で、入力スケッチと出力形状の対応関係を設計者がルールとして設計する必要があるため、表現可能な形状の複雑さや多様性には限界があることが指摘されてきた [18]。この課題に対し、近年では深層学習を用いたデータ駆動型アプローチが導入されている。これらの手法では、2 次元スケッチと 3 次元形状の対応データを学習することで、スケッチに内在する曖昧さや省略を統計的に補完し、より自然な 3 次元形状の推定を可能にしている。例えば、単一視点のスケッチから 3 次元形状を復元する研究 [25] や、複数視点から描かれたスケッチを統合してサーフェスを再構築する研究 [26] などが報告され

ており、スケッチ入力に基づく3次元形状生成の精度と表現力は着実に向上してきた。以上の研究により、スケッチベースモデリングは、専門的なモデリング知識を持たないユーザでも3次元形状を設計できる有効な入力インタフェースとして発展してきた。しかし、これらの手法の多くは静的な形状生成や外観の再現を主目的としており、生成される3Dモデルは単一の閉じたメッシュとして扱われることが多い。そのため、物理的な可動を前提としたパーツ分割や関節機構の配置といったエンジニアリング的要件は、スケッチベースモデリングの枠組みの中では十分に扱われてこなかった。本研究は、スケッチを用いた直感的な形状入力の利点を活かしつつ、物理的な可動機能の設計までを包含する支援手法の実現を目指している。



(a) 幾何学的アプローチ



(b) データ駆動型アプローチ

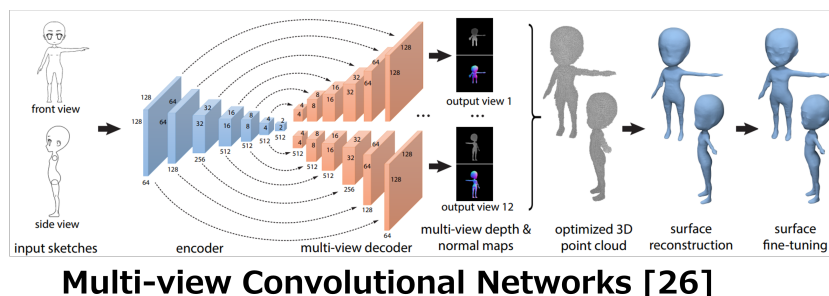


図 2.1: スケッチベースモデリングの研究事例

2.2 生成 AI による画像・3D コンテンツ生成

Diffusion モデルを中心とした大規模画像生成モデルは、テキストや画像を条件として、高い写実性と多様性を備えた画像生成を実現している。これらのモデルは単なる画像生成に留まらず、既存画像やラフな入力を編集・補完する手法へと発展してきた。Meng らによる SDEdit[27] は、入力画像にノイズを付加した上で Diffusion 過程を適用することで、元画像の構造を保持しながら柔軟な編集を行う手法を提案している。このアプローチは、スケッチや粗い構図を維持しつつ写実的な画像へと変換できる点で、ラフ入力を扱うインタラクティブな生成システムとの親和性が高い。また、Saharia らの Palette[28] は、画像変換タスクを条件付き Diffusion として統一的に定式化し、インペインティングやカラー化など多様な編集を可能にしている。さらに、Zhang らが提案した ControlNet[29] は、既存の大規模画像生成モデルに対して、スケッチやエッジ、深度といった構造情報を外部条件として付与する枠組みを示した。これにより、ユーザが描いたスケッチの構図や形状制約を保持しながら、高品質な画像生成を行うことが可能となっている。本手法は、スケッチを高レベルな構造制約として利用する点で、スケッチ入力を用いる設計支援システムにおいて重要な役割を果たす。指示駆動型の画像編集手法としては、Brooks らによる InstructPix2Pix[30] が挙げられる。InstructPix2Pix は、「～のように変更する」といった自然言語指示を入力として画像内容を編集するモデルであり、ユーザの曖昧な意図を柔軟に反映できる点が特徴である。このような手法により、スケッチやラフな画像に対して意味的な編集を加えることが可能となり、後段の 3D 生成に適した入力画像を得るための重要な前処理技術となっている。

画像生成分野での成功を背景として、生成 AI の能力を 3 次元空間へと拡張する研究も急速に進展している。Poole らによる DreamFusion[31] は、学習済みの 2 次元画像拡散モデルを用いて 3 次元表現を最適化する Score Distillation Sampling(SDS)を導入し、テキストプロンプトから 3D オブジェクトを生成する手法を示した。一方で、オブジェクトごとに最適化を行う必要があるため、計算コストの高さが課題とされていた。この課題に対し、近年では単一画像を入力としてフィードフォワード処理のみで 3D 表現を推論する手法が提案されている。LRM(Large Reconstruction Model)[32] や LGM(Large Gaussian Model)[33] は、大規模な 3D データセットで学習された Transformer を用い、NeRF や 3D Gaussian Splatting(3DGS) のパラメータを直接予測することで、数秒オーダーでの 3D 生成を実現している。本研究で採用している TRELLIS[34] は、構造化された 3D 潜在表現を導入することで、従来の画像から 3D への変換手法で生じやすかった幾何学的な破綻を抑制し、高品質なメッシュ生成を可能にしている。これにより、有機的で複雑な形状を持つ動物モデルに対しても、安定した 3D 復元が実現されている。

以上のように、生成 AI はスケッチや指示に基づく画像生成・画像編集から、高品質な 3D 形状生成に至るまで、多層的な技術体系として発展している。一方で、

生成 AI を用いた 3D コンテンツ生成においては、入力として与えられる画像の品質や写実性が生成結果の安定性と幾何的整合性に大きく影響することが知られている。特に、ユーザが描くラフなスケッチを直接 3D 生成モデルに入力した場合、形状の破綻や不自然なメッシュが生じやすいという課題がある。本研究では、入力されたスケッチをそのまま 3D 生成に用いるのではなく、生成 AI による画像編集を介してリアリスティックな画像へと変換した後に 3D 生成モデルへ入力する構成を採用している。この段階的な生成プロセスにより、3D 形状生成時の破綻を抑制し、安定した高品質な 3D モデル生成の実現を目指している。

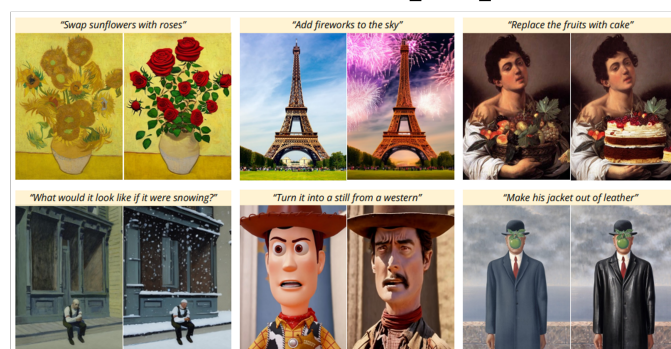
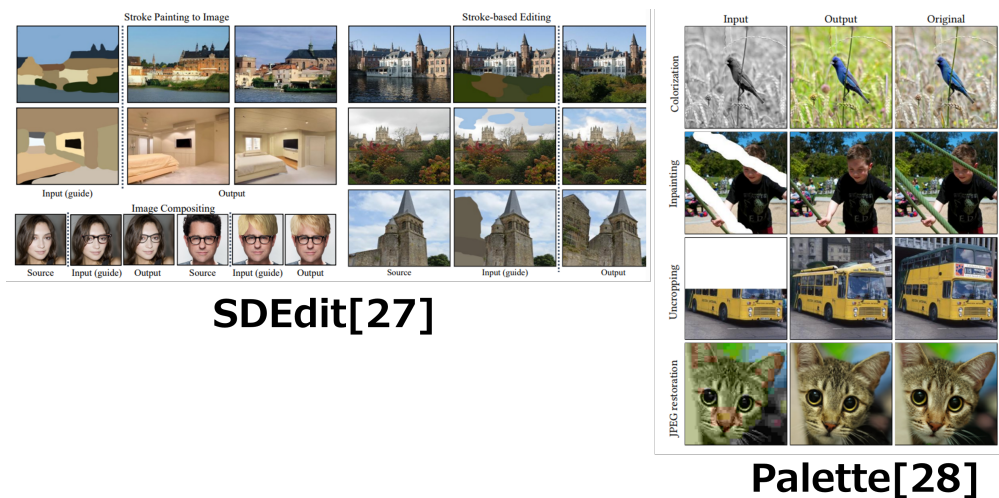


図 2.2: 生成 AI による画像生成の研究事例



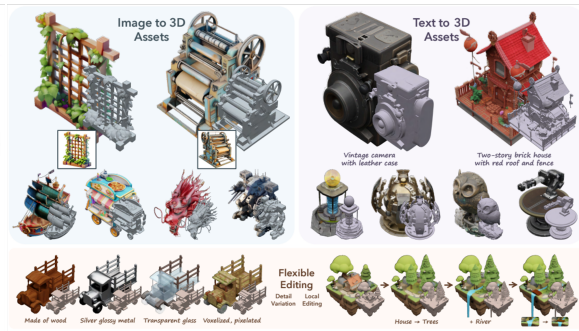
DreamFusion[31]



LRM[32]



LGM[33]



TRELLIS[34]

図 2.3: 生成 AI による 3 次元形状生成の研究事例

2.3 自動リギングとモーション推定

静的な 3D メッシュモデルに動きを与えるためには、モデル内部に運動学的な骨格構造 (スケルトン) を構築し、各頂点がどの骨に追従して変形するかを定義するリギングと呼ばれる工程が不可欠である。通常、この作業は専門的なアーティストによる手作業を要するが、近年では自動化の試みが数多く行われている。初期の自動リギング手法の代表例として、Baran らが提案した Pinocchio[35] がある (図 2.4)。この手法は、入力メッシュに対してあらかじめ定義された骨格テンプレートを幾何学的に埋め込み、熱拡散方程式を用いてスキニングウェイトを計算する。Pinocchio は実装が容易であり広く利用されたが、メッシュが閉じた多様体であることを前提とするため、トポロジーが複雑なモデルや複数パーツからなるモデルには適用が困難であった。これに対し、深層学習を用いた手法は、よりロバストで汎用的なリギングを可能にしている。Xu らが提案した RigNet[36] は、グラフニュー

ラルネットワーク (GNN) を用いて入力メッシュの特徴量を解析し、関節位置の予測とスキニングウェイトの推定を End-to-End で行うことで、多様なキャラクターモデルに対応したリギングを実現した。本研究で採用する UniRig[37] は、これらの学習ベース手法の概念をさらに拡張したものである。UniRig は、特定のカテゴリに依存せず、多様な非剛体および多関節オブジェクトに対して統一的なリギング処理を行うことが可能である。これにより、本研究が対象とする「ユーザの自由なスケッチから生成された未知の生物形状」に対しても、生物学的に妥当な関節位置を高精度に推定できる。しかし、UniRig を含む既存の自動リギング技術は、あくまでコンピュータグラフィックス (CG) やゲームエンジン上でメッシュを連続的に変形させることを目的としている。CG アニメーションにおける関節の曲げ動作は、ポリゴンメッシュの頂点座標を滑らかに移動させることで表現されるため、物理的な切れ込みは存在しない。一方で、現実世界の可動フィギュアを作成するためには、モデルを関節位置で物理的に分割し、回転軸やボールジョイントといった機械的な機構を埋め込む必要がある。本研究は、UniRig によって推定された仮想的な骨格情報を、物理的な製造のための設計パラメータとして再解釈・転用する点に独自性がある。

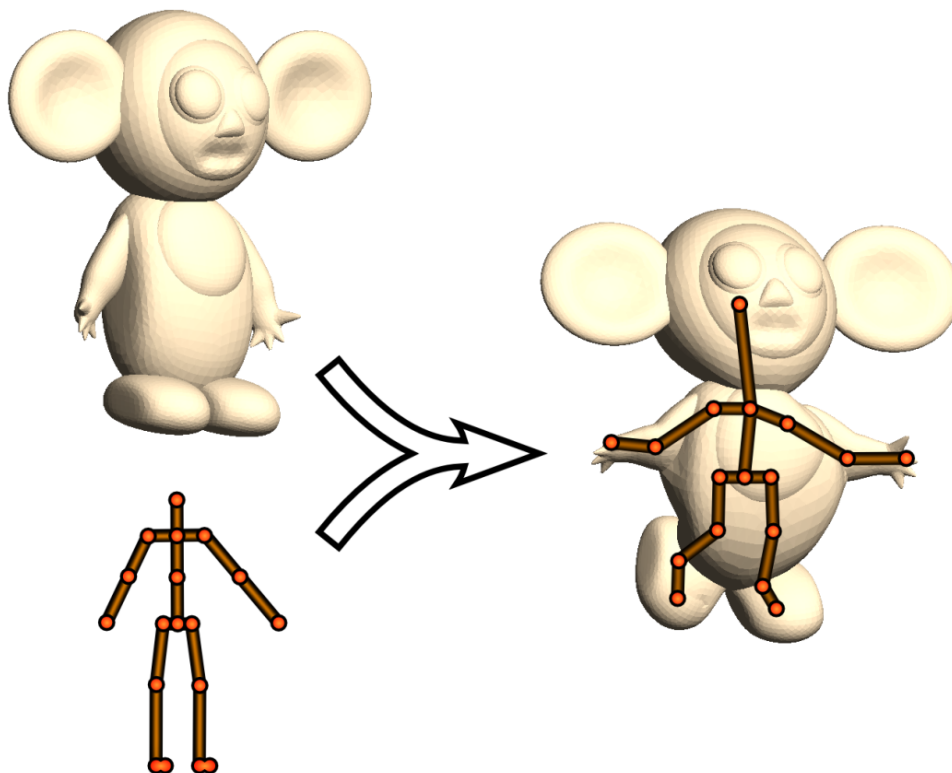


図 2.4: 3D キャラクターの自動リギングシステム [35]

2.4 ファブリケーションのためのコンピューショナルデザイン

3D プリンタの普及に伴い、コンピュータグラフィックス上の形状データを、物理的な製造制約を満たすように最適化・変換する「コンピューショナルデザイン」の研究が数多く行われている。特に、静的な置物ではなく可動機能を持つオブジェクトを生成する試みは、本研究と密接に関連する。この分野における先駆的研究として、Bächer らによる Fabricating Articulated Characters[15] が挙げられる(図 2.5)。彼らは、アニメーション用にリギングされた 3D メッシュを入力とし、関節部分を 3D プリント可能なボールジョイントやヒンジに自動置換する手法を提案した。この手法では、ジョイントの可動範囲や摩擦を計算し、出力後にポーズ保持が可能なフィギュアを生成している。また、Cali ら [38] は、3D プリンタの積層プロセスを利用して、組み立て不要で可動するモデルを生成するためのパーツ間クリアランス解析とジョイント配置手法を提案している。さらに複雑な機構に関しては、Coros ら [39] や Thomaszewski ら [40] が、ユーザが定義した動きを実現するためのリンク機構やギア構造を自動設計するシステムを発表している。これらは、エンジニアリングの知識がないユーザでも機能的なメカニズムを設計できる点で画期的であった。しかし、これら既存のファブリケーション支援研究の大部分は、入力として「高品質な 3D メッシュ」および「正確に設定された骨格やモーションデータ」が存在することを前提としている。つまり、これらの手法を利用するためには、ユーザは依然として Blender や Maya といった高度な DCC ツールを用いて、破綻のない 3D モデルと骨格構造を事前に用意しなければならない。本研究は、これらファブリケーション技術の知見を生成 AI による形状生成パイプラインと統合することで、2次元のスケッチという最も手軽な入力から物理的な可動オブジェクトの生成までを一気通貫で実現する点に新規性を有する。

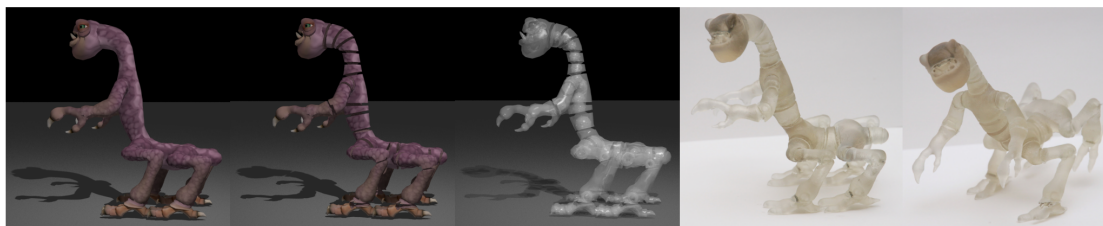


図 2.5: 自動ジョイント置換システム [15]

第3章 提案手法

本章では，単一の側面スケッチから可動フィギュアを生成する提案システムについて，スケッチから写実画像への変換，画像からの3D復元，骨格推定による関節位置推定，および3Dプリントを前提とした関節機構生成までの一連の手法を概説する．

3.1 システム概要

本章では，ユーザの直感的な2次元スケッチから，物理的に可動するフィギュアの3Dデータを自動生成する手法について述べる．提案システムは，近年の生成AI技術による「形状・構造の推論」と，コンピューテーショナルデザインによる「物理設計」を統合したパイプラインで構成される．システムへの入力は，ユーザによって描かれた生物の側面線画スケッチである．システムはこのスケッチを受け取り，一連の自動処理を経て，最終的に3Dプリンタで出力可能なSTL形式のデータを出力する．出力されるデータは，対象モデルの関節位置に基づいて適切なパーツに分割されており，かつ各パーツ間には物理的に回転可能なジョイント機構と，円滑な動作のためのクリアランスが付与されている．図3.1に，提案システムの全体処理フローを示す．

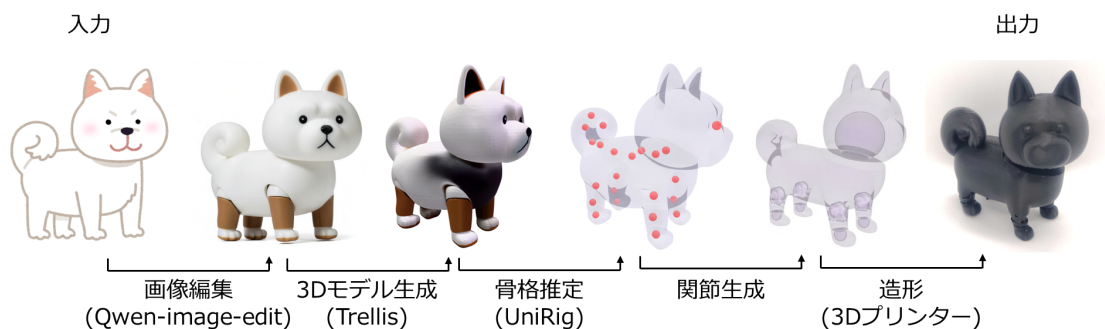


図 3.1: 提案システム全体処理フロー

3.2 スケッチに基づく写実画像の生成

ユーザが描く手書きスケッチは、線の揺らぎや不完全な閉曲線を含んでおり、また奥行き情報や陰影情報が欠落しているため、幾何学的な曖昧性が極めて高い。このようなスパースな情報を直接 3D 生成モデルに入力した場合、意図しない凹凸が発生したり、薄っぺらい板状の形状が出力されたりと、3D モデルとしての品質が安定しない問題がある。そこで本システムでは、3D 形状の復元を行う前段として、スケッチを「リアリスティックなフィギュアの画像」に変換する工程を導入する。本工程の狙いは、(1) 陰影・ハイライト等の密な視覚情報を補完して単眼 3D 復元を安定化させること、(2) 「プラスチック素材」というドメイン制約を与え、毛のような高周波の微細構造を抑制して滑らかな曲面を誘導すること、の 2 点である。

3.2.1 画像変換モデルと推論手順

画像変換モデルには、指示駆動型の画像編集モデルである qwen-image-edit[41]を採用した。これは Qwen-Image 系モデルを基盤とし、入力画像 (本研究ではスケッチ) とテキスト指示を同時に条件として与えることで、入力の大局的な形状・ポーズを保持しつつ、画風や質感を変換する。本研究では、スケッチ画像 I_{sketch} とテキスト条件 c を与え、拡散モデルに基づく反復的な復元過程によって出力画像 I_{toy} を得る。

推論は、潜在拡散モデルの一般的な枠組みに基づいて行われる。まず入力画像を VAE(Variational Autoencoder) により潜在変数 z に符号化し、編集強度に応じてノイズを付加した潜在状態 z_t を初期状態として用意する。次に、拡散モデルのデノイザネットワークを用いて、テキスト条件 c および入力画像由来の条件に基づくデノイズ過程を T ステップ反復し、ノイズを段階的に除去する。概念的には次式で表される。

$$z_{t-1} = \text{Denoise}(z_t, t; c, I_{sketch}), \quad t = 1, \dots, T$$

最後に、復元された潜在 z_0 を VAE のデコーダで画像空間へ復号し、出力画像 I_{toy} を得る。このとき、ノイズ付加量、推論ステップ数、テキスト条件の強さについては、モデルの既定設定を用い、編集度合いと形状保持のバランスが取れた出力を得た。また、入力スケッチ画像は、推論の安定化のために RGB 画像として取り扱い、所定の解像度にリサイズしたうえで正規化してモデルへ入力する。これにより、ユーザの筆致差や余白の取り方による分布のばらつきを抑制する。

3.2.2 プロンプト設計と生成制約

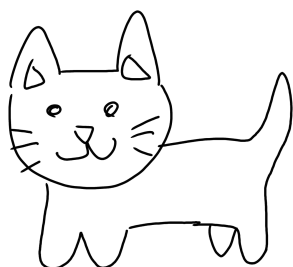
本システムでは、スケッチのポーズを保ちつつ、後段の3D生成に適した「フィギュアらしい」外観を得ることが重要である。そのためプロンプト設計では、(1) 背景を単純化して対象物の輪郭が明瞭になるようにすること、(2) 材質をプラスチック等限定して滑らかな曲面を誘導し、毛や布のような高周波テクスチャの生成を抑えること、(3) フィギュアとして自然な陰影・ハイライトが付与されるように記述すること、を意図した。また、透かしや署名などの不要な模様は後段の3D復元でアーティファクトの原因となり得るため、ネガティブ条件として抑制する方針とした。なお、再現性のために用いた具体的なプロンプト文字列およびネガティブプロンプトは、第4章にて示す。本章では設計意図のみを述べる。毛皮のような複雑な微細構造を持つリアルな生物の画像ではなく、滑らかな曲面で構成されるフィギュア画像を生成させることで、3Dプリントに適した滑らかなメッシュ形状を誘導し、かつパーツ分割時のブール演算エラーを低減する効果が期待できる。図3.2に本処理による画像変換の例を示す。ユーザのラフな線画から、立体的な陰影とハイライトを持つ高品質な画像が生成されており、これが次節で述べる3D復元の入力データとなる。



(a) 犬のイラスト



(b) 変換後の犬の画像



(c) 猫のスケッチ



(d) 変換後の猫の画像



(e) 立っている犬のスケッチ



(f) 変換後の立っている犬の画像

図 3.2: qwen-image-edit を用いた画像変換結果

3.3 単眼画像からの3D形状生成

前節で生成されたフィギュアの画像は2次元の情報に過ぎないため、物理的な実体として扱うには、視点に依存しない3次元形状へ復元する必要がある。単一視点画像からの3D復元は、遮蔽領域(裏側)を推定しなければならず不確実性が高い。そのため従来手法[16, 17, 31, 42]では、見る角度によって顔などが重複生成される「ヤヌス問題(Janus Problem)」や、薄肉化・穴あき・自己交差などの幾何学的破綻が生じ、そのままでは製造に適さないケースが多かった。

3.3.1 3D 生成モデルの選定

本システムでは、単一画像から高品質な 3D 形状をフィードフォワードに推定可能な生成モデルとして TRELLIS[34] を採用する。TRELLIS は、Structured 3D Latents に基づき、入力画像を 3 次元潜在表現へ変換した上で、そこから整合的な形状を復元する手法である。選定理由は、(1) 有機的形状に対する復元品質が高いこと、(2) 推論コードが公開されており Web ベース UI へ統合しやすいこと、(3) 限られた計算資源下でも実用的な推論時間で動作すること、の 3 点である。

3.3.2 画像から 3D 表現への推論の流れ

入力画像 I_{toy} を与えると、TRELLIS は対象物体の 3D 表現を推定する。TRELLIS は、単一画像からでも視点間で整合性の取れた形状を得るために、視点整合性を満たす構造化された 3 次元潜在表現を用いて推論を行う。この表現は、多視点レンダリングとの整合を意識した設計となっており、異なる視点から見た際にも自己矛盾の少ない形状を生成しやすい。

単一画像入力では多視点の観測が得られないため、遮蔽領域や背面形状については、学習済みの事前分布に基づいてもっともらしく補完される。TRELLIS では、この補完が局所的な貼り付けとして破綻しないよう、3 次元構造を考慮した潜在表現上で推論を行うことで、大局的な形状と局所的な表面形状の整合が保たれやすい。これにより、単一画像からでも左右対称性や滑らかさを維持した復元結果が得られ、後段の関節生成に必要な、自己交差や大きな欠損の少ない形状を得やすい。

3.3.3 メッシュ抽出と後段処理への受け渡し

推定された 3D 表現は、最終的にポリゴンメッシュとして抽出し、GLB 形式で保存する。このメッシュは、後段の骨格推定 (UniRig) に入力され、関節位置推定および可動部生成処理の基盤となる。なお、本研究では前段で「プラスチック」という画像ドメインに寄せることで、極端に複雑なテクスチャや毛状の微細構造を避け、比較的滑らかで扱いやすいメッシュが得られるように誘導している。

図 3.3 に、入力画像に対して TRELLIS で復元した 3D メッシュを複数視点から示す。入力視点からは見えない背面や底面の形状も、大きな破綻なく補完されていることが確認できる。



(a) 正面からみた視点



(b) 斜め後方視点



(c) 左側面



(d) 右側面



(e) 上から見た視点



(f) 斜め下から見た視点

図 3.3: 複数視点から見た TRELIS によって生成された 3D メッシュ

3.4 骨格推定とスキニング

前節で生成された3Dメッシュは、この段階では幾何形状のみを持つポリゴン集合であり、どこが頭部・胴体・四肢に相当するかといった意味的な構造情報を明示的には持たない。可動フィギュアとして成立させるためには、可動させるべき関節位置を推定し、各部位がどの関節を中心に回転するかという階層構造を構築する必要がある。

3.4.1 UniRig によるカテゴリ非依存リギング

本システムでは、この構造解析のために UniRig [37] を採用する。UniRig は、入力メッシュのカテゴリを事前に指定することなく、多様な非剛体・多関節オブジェクトに対して統一的にスケルトン推定およびスキニング推定を行うことを目的とした学習ベース手法である。具体的には、入力メッシュからサンプリングした点群表現を用い、各点の位置関係や局所的な幾何特徴に基づいて関節の存在や関節間の接続関係を推定することで、対象物体に内在する骨格構造を抽出する。このような点群ベースの推論により、事前に定義されたテンプレート骨格やカテゴリ固有の構造に依存せず、形状の多様性に対して頑健なりギングが可能となっている。本研究の入力はスケッチ由来で形状のばらつきが大きく、テンプレート骨格を用いたフィッティングが破綻しやすいため、カテゴリ非依存で推定できる点が適している。また、生成されたメッシュではポリゴン密度や局所的なトポロジーが不安定になることがあるが、UniRig はメッシュからサンプリングした点群表現を介して処理を行うため、入力形状に対する頑健性が高い。

3.4.2 推論手順

推論では、まず入力メッシュ M から点群または頂点集合をサンプリングし、各点に対して位置や局所的な幾何特徴などの点特徴を抽出する。これらの特徴に基づき、モデルは各点の関節への関与を推定し、その結果から関節位置(ジョイント)およびそれらを結ぶ階層的なスケルトン構造を構築する。得られるスケルトンは、根(root)から末端へと連なる木構造として表現され、各ボーンは親子ジョイント間の接続として定義される。次に、推定されたスケルトンに対してスキニングウェイトを算出する。スキニングウェイトは、各頂点 v が各ボーン b の変形に寄与する割合を表す係数 $w_{v,b}$ であり、一般に $\sum_b w_{v,b} = 1$ の制約を満たす。学習ベースの推定により、関節近傍では複数ボーンにまたがる滑らかな重み分布が得られ、幾何的に自然な変形が可能となる。

本研究の目的はCGアニメーションの品質そのものではなく、推定されたスケルトン情報を物理設計に転用することである。

3.4.3 ファブリケーション

リギングによって推定された関節位置は，一般的な CG ではメッシュを連続的に変形させるための回転中心として扱われる．一方，本研究の物理ファブリケーションの文脈では，この関節座標をパーツを物理的に分割し，ジョイント機構を配置するための基準点として再解釈する．すなわち，推定された関節座標とボーン方向を用いて，胴体と四肢などの可動単位を定義し，次節で述べるカッター生成および CSG 演算における配置パラメータとして用いる．図 3.4 に骨格推定の適用例を示す．生成されたメッシュに対し，生物学的に妥当な位置に骨格が推定されていることが確認できる．



(a) TRELIS で出力されたメッシュ

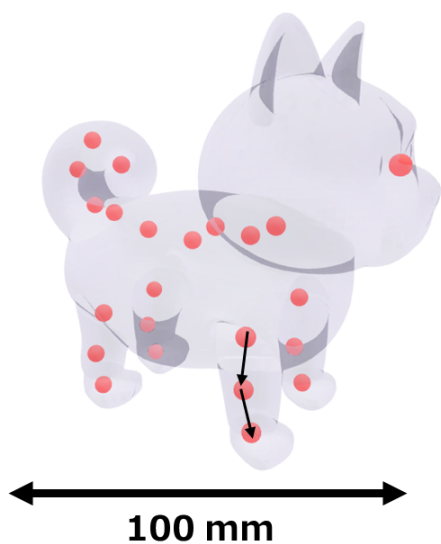
(b) UniRig 適用後のメッシュ

図 3.4: UniRig による構造推定

3.5 パーツ分割と可動機構の生成

本節では，前節で得られたリギング済み 3D キャラクターモデル (GLB 形式) を入力とし，3D プリンタでの一体造形が可能な可動フィギュアモデル (STL 形式) を自動生成するアルゴリズムについて述べる．本手法は，Bächer ら [15] が提案した関節生成手法を基礎としつつ，任意の断面プロファイルによるパラメトリックな形状制御と，ロバストなブール演算処理を統合したものである．処理は大きく「モデル解析」「関節パラメータ最適化」「カッター生成」「CSG 演算」の 4 フェーズで構成される (図 3.5)．

(1) モデル解析



(2) 関節パラメータ最適化



(3) カッター生成



(4) CSG演算



図 3.5: 4つの処理フェーズ

3.5.1 モデル解析と前処理

まず，入力されたリギング済み GLB ファイルのシーングラフを解析し，関節の階層構造とワールド座標系における位置情報を抽出する．入力されるメッシュデータは，生成 AI 由来であるためスケールやトポロジーが不定である場合が多い．そこで，数値計算の安定性の確保と 3D プリンタでの即時造形を可能とするため長辺を 100mm に正規化し，重複頂点の結合や法線の再計算といったクリーンアップ処理を行う (図 3.6)．また，各関節におけるボーンの方方向ベクトルを，親子関係にある関節座標の差分ベクトルとして自動算出する．これが後述するカッター生成時の回転軸となる (図 3.7)．

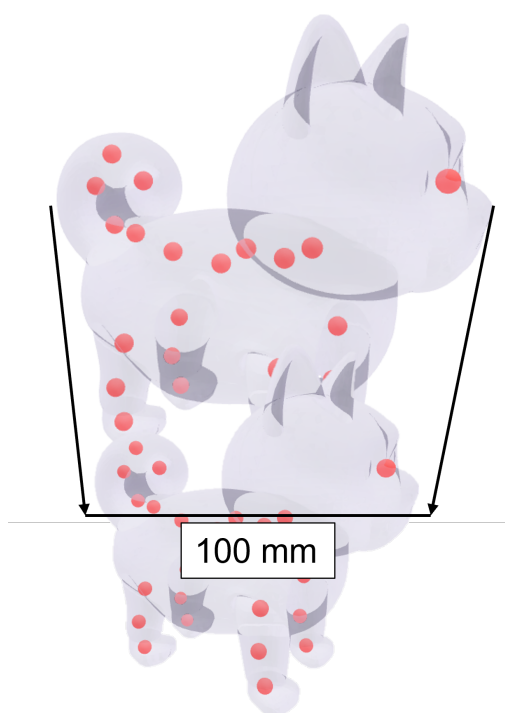


図 3.6: モデルサイズ調整イメージ

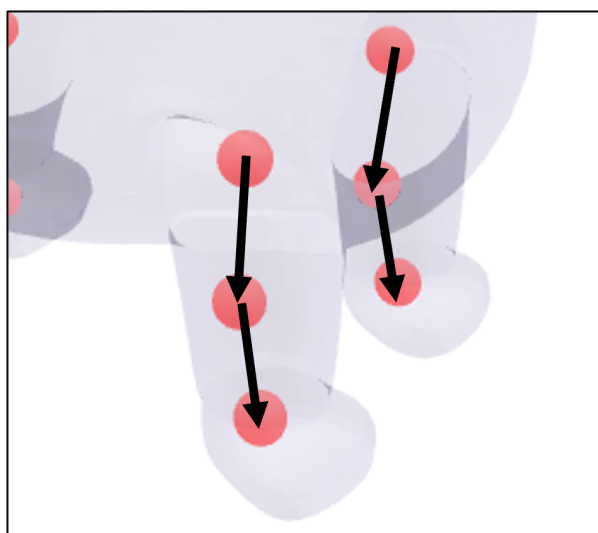


図 3.7: 方向ベクトルイメージ

3.5.2 関節パラメータの最適化

物理的な関節を埋め込むためには，対象モデルの脚や胴体の内部に収まり，かつ十分な強度を持つ最大の関節サイズを決定する必要がある．本システムでは，各関節位置を中心として全方向のレイキャストを行い，メッシュ表面までの最短距離 r_{max} を計算する．そして，関節の半径 r が $r < r_{max}$ を満たしつつ最大化されるような最適化問題を定義する．最適化アルゴリズムには Nelder-Mead 法 [43, 44] を用い，パーツの厚みに応じた最適な関節半径 r およびヒンジ幅等の幾何パラメータを算出する (図 3.8)．

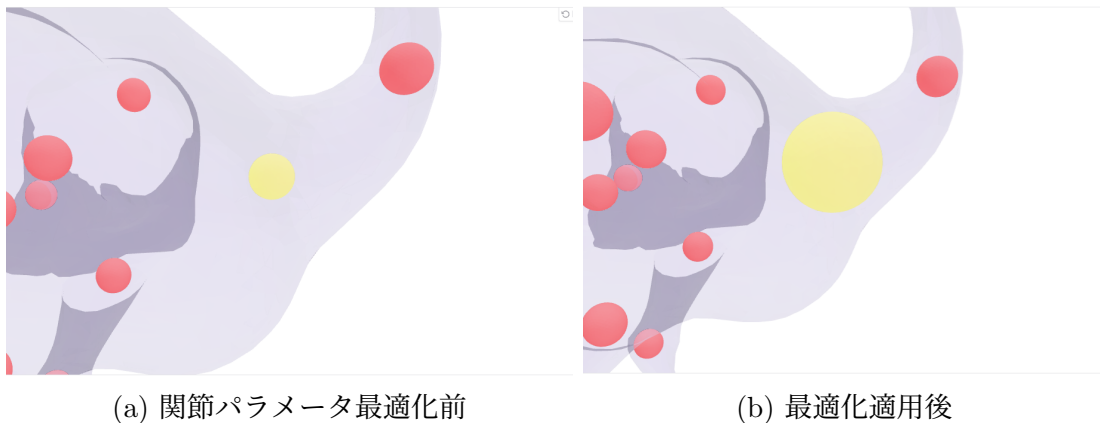


図 3.8: 関節パラメータ最適化の例

3.5.3 パラメトリックなカッター生成

算出されたパラメータに基づき，関節の可動域とクリアランスを確保するための削除用形状 (カッター) を動的に生成する．カッターの形状は，Autodesk Fusion によって作成したカッターモデル (図 3.9, 3.10) の，点群および曲線の情報を JSON 形式に抽出したものをベースとし，モデルの局所的な幾何情報に基づいて変形・立体化される．

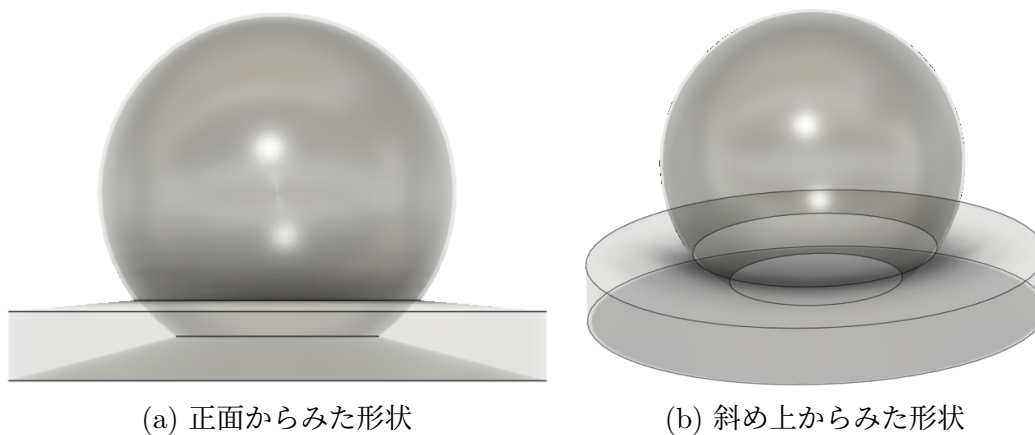


図 3.9: Fusion によって作成したボールジョイントカッターモデル

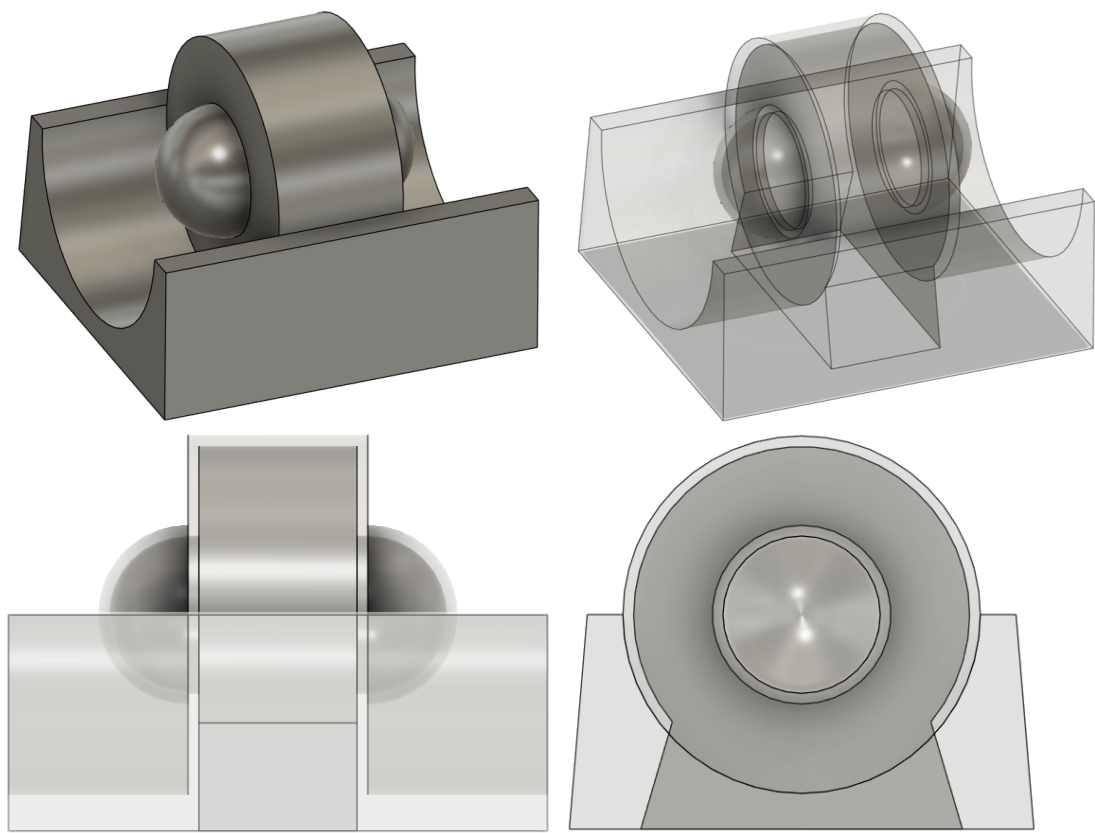


図 3.10: Fusion によって作成したヒンジカッターモデル

ボールジョイントカッターの生成

ボールジョイントのカッターは、球体関節の可動域と、ソケット (受け側) との間のクリアランスを定義する断面プロファイル (図 3.11) を回転体として生成する。処理手順は以下の通りである。

1. **プロファイルの正規化とスケーリング**：入力された 2D プロファイルは、基準点 (P_{ref} , $y = 1.0$) が最適化された関節半径 (r_{target}) に一致するように全体を一様にスケーリングする。
2. **クリアランスの適用**：関節の可動面とソケット内壁の間の空隙を確保するため、クリアランス定義点 ($P_{clearance}$) の座標を、基準面から指定されたクリアランス値 (d) だけ内側にオフセットさせる ($y' = y_{ref} - d$)。
3. **ネックの動的伸長**：関節内部からモデル表面へ通じる開口部 (ネック) を形成するため、ネックの端点を定義する頂点群に対し、モデルの深度情報 (r_{max}) に基づいた伸長処理を行う。また、ネック長さを手動でも変更できるようにする。これにより、メッシュの厚みに依存せず、確実にモデル表面を貫通する形状を保証する。
4. **回転体の生成**：変形された 2D プロファイルにより閉じたポリゴンを構築し、ボーン方向ベクトルを回転軸として回転させることで、3D のボールジョイントカッターを生成する。

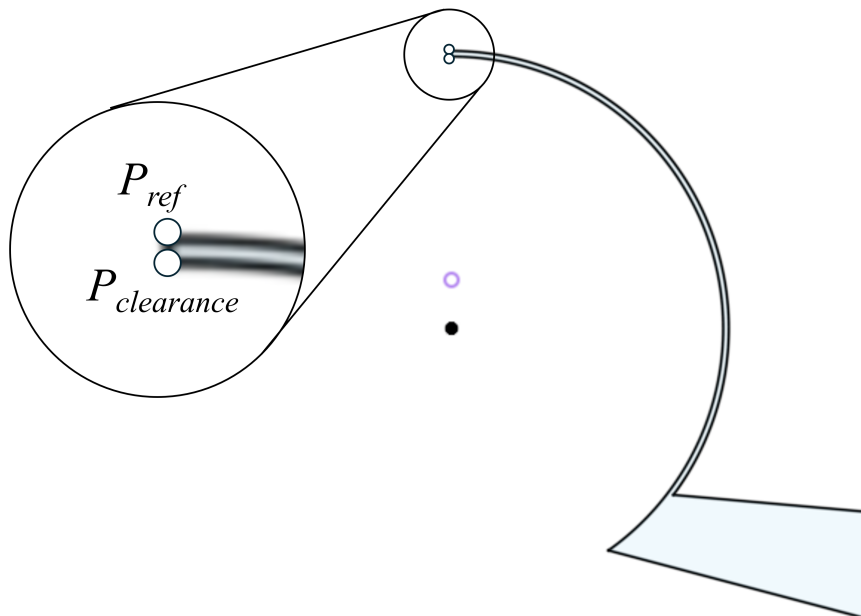


図 3.11: ボールジョイントカッターの断面プロファイル

ヒンジジョイントカッターの生成

ヒンジジョイントのカッターは、回転軸、軸受け、および可動域制限を構成するため、複数の 2D スケッチ (Sketch 1~7: 図 3.12) を組み合わせた CSG (Constructive Solid Geometry) ツリーによって構築される。

1. **基準寸法の定義**：Sketch1(本体断面) に含まれる基準点の X 座標をヒンジの基準半径 (R_{ref}) とし、全てのスケッチに対してこの値を基準としたスケールリングを適用する。
2. **構成要素の生成**：
 - **本体部** [V_{body}](sketch1)：ヒンジの主要な空洞形状を定義する YZ 平面上のスケッチである。ネックの深さを指定値 (L_{neck}) に合わせて伸長し、円弧の凸方向を上向きに強制した上で、X 軸方向へ厚み R_{ref} 分の押し出しを行う。(図 3.13)
 - **クリアランスカット** [$V_{cut_clearance}$](sketch2)：軸と軸受けの間の隙間を形成するための形状である。Sketch2 は X 軸の正および負の方向へ向かって sketch1 の押し出し端面よりクリアランス分 (d) 短く押し出す。(図 3.14)
 - **ヒンジ軸穴カット** [V_{axial_hole}](sketch3)：Sketch3(軸穴部) は円筒形状として生成する。Sketch3 は、Sketch2 の端面位置にオフセットして配置され、クリアランス分 (d) 押し出す。(図 3.15)
 - **ヒンジ軸作成** [$V_{revolve}$](sketch4,5)：ヒンジの軸部分を作成するため、XY 平面上的のプロファイルを X 軸周りに回転させた形状を生成す。各頂点はクリアランス値に応じてオフセットされる。(3.16)
 - **ネック拡張部** [V_{neck}](sketch6,7)：埋没を防ぐため、sketch1 と同期した断面形状を、X 軸の正および負の方向へ向かってモデル外部まで押し出す。ここでは円弧の凸方向を下向きに制御し、本体と滑らかに接続する。(図 3.17)
3. **ブーリアン合成**：生成された各パーツに対し、以下の集合演算を行い最終的なカッター形状を得る。

$$V_{cutter} = (V_{body} \cup V_{revolve} \cup V_{neck}) \setminus (V_{cut_clearance} \cup V_{axial_hole})$$

ここで、 V は各パーツの体積を表す。生成されたカッターは、最終的にボーンの向きに合わせて 3 次元空間内で回転・配置される。

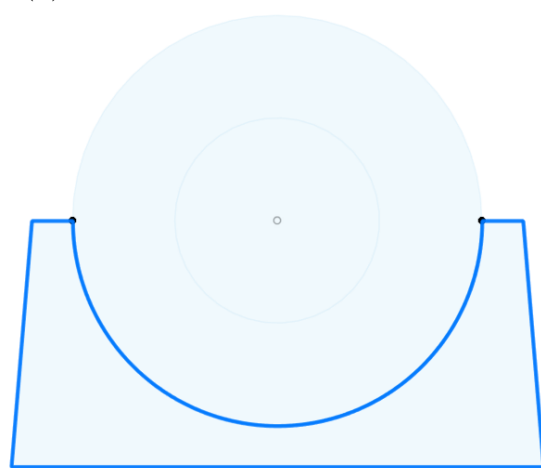
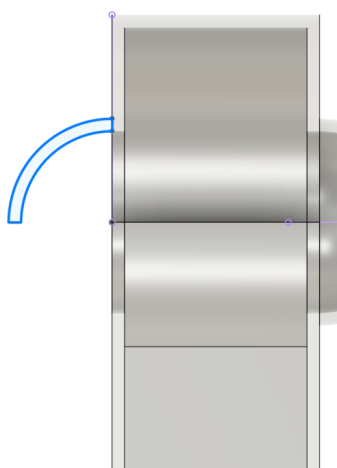
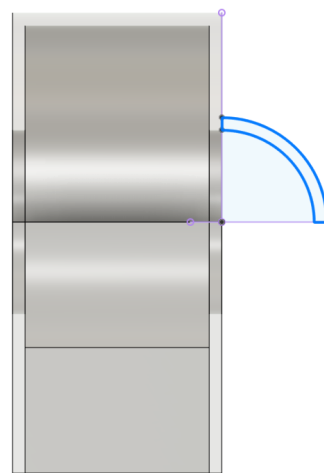
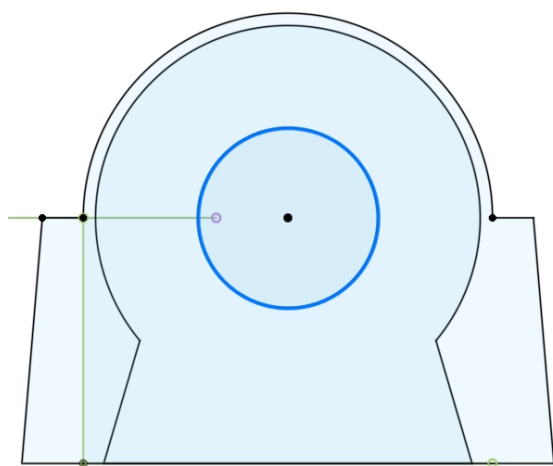
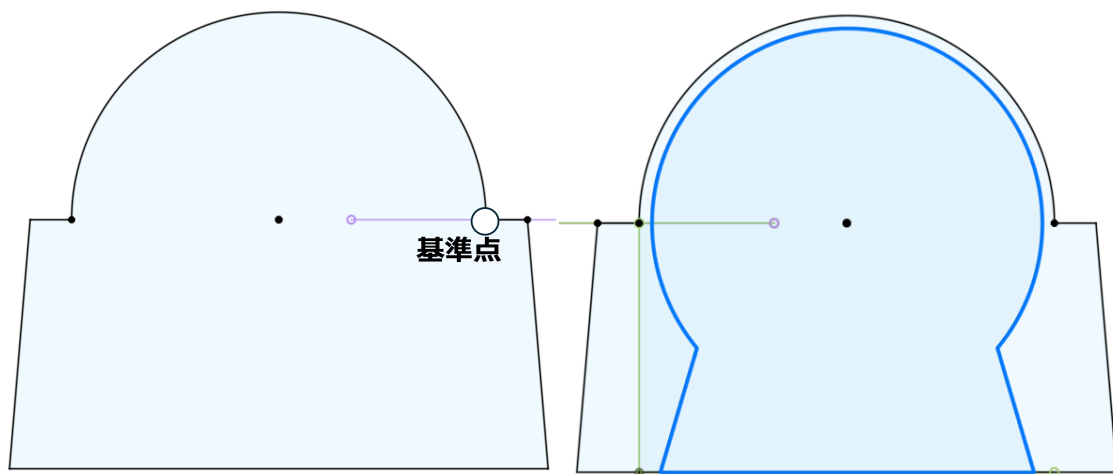


図 3.12: ヒンジカッタージョイントのスケッチプロファイル

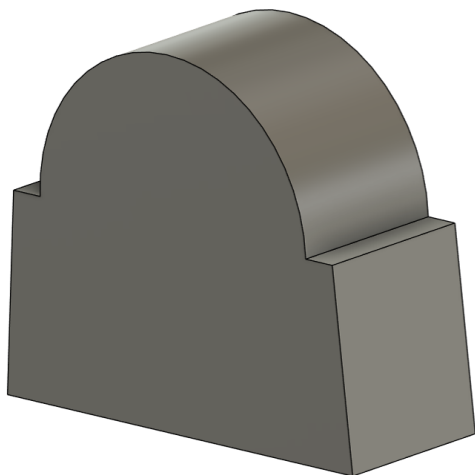


図 3.13: 本体部 V_{body}

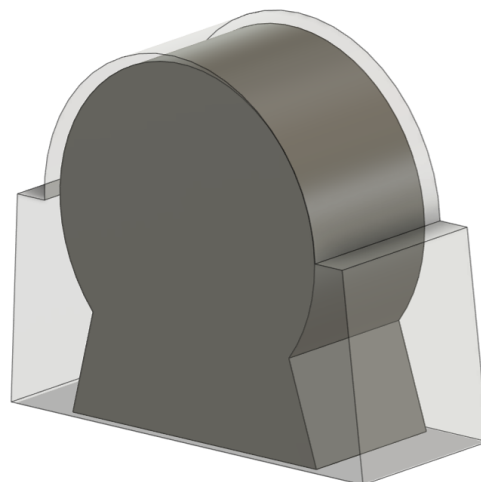


図 3.14: クリアランスカット部 $V_{cut_clearance}$

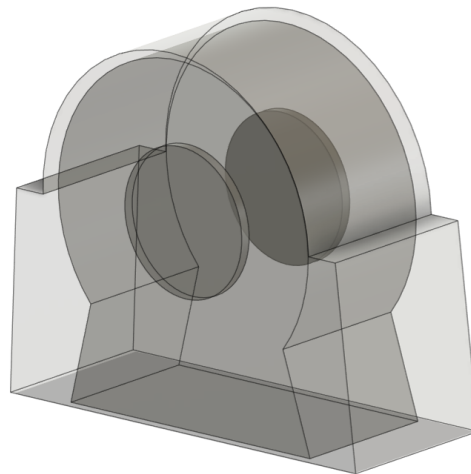
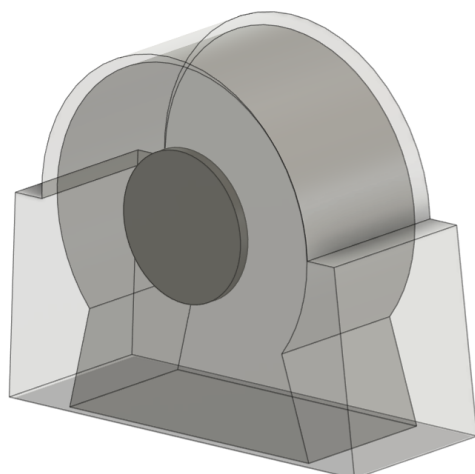


図 3.15: ヒンジ軸穴カット部 V_{axial_hole}

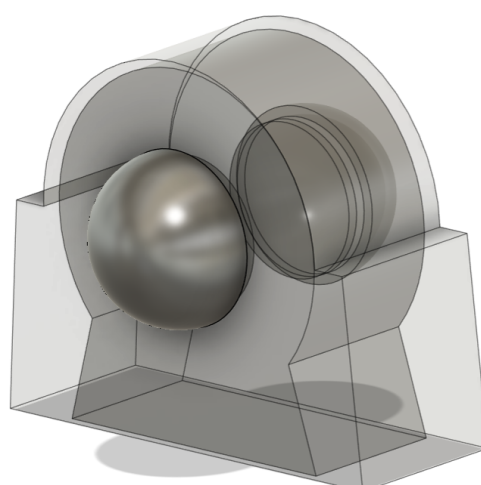
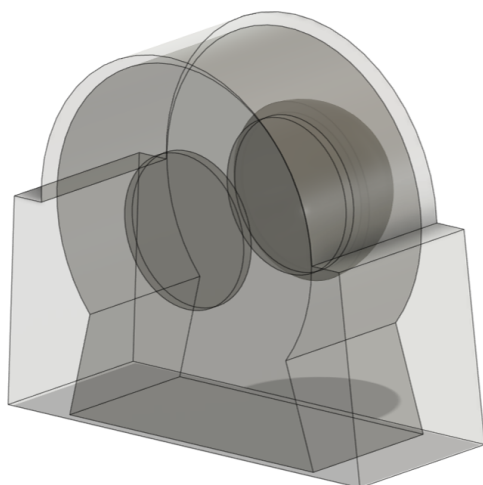


図 3.16: ヒンジ軸作成部 $V_{revolve}$

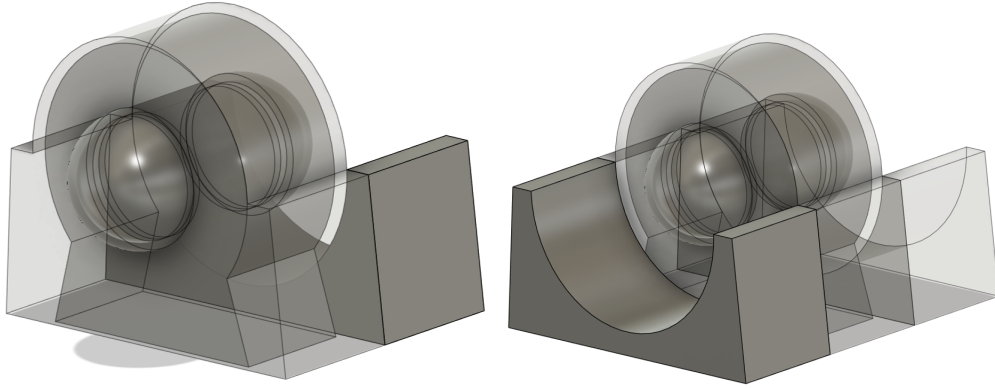


図 3.17: ネック拡張部 V_{neck}

3.5.4 CSG 演算による形状生成

最後に、生成されたすべての関節のカッターメッシュを結合し、元のボディメッシュに対して構成的立体幾何学 (CSG) に基づくブーリアン差分演算を実行する。

$$M_{final} = M_{body} - \bigcup_i C_i$$

ここで M_{final} は出力メッシュ、 M_{body} は入力メッシュ、 C_i は第 i 関節のカッターメッシュを表す。演算エンジンには trimesh ライブラリ [45] および manifold3d [46] を採用し、非多様体エラーを回避しながら堅牢な形状処理を行う。これにより、関節周囲に適切なクリアランスを持つ空洞と、可動域を確保するための開口部が一括で形成され、一体造形可能なデータが完成する。なお、本システムではクリアランス量やカッターの向き等のパラメータや関節位置をユーザがインタラクティブに微調整可能な機構も備えている。

第4章 実装

本章では、提案システムの実装方法について述べる。まず開発環境を示し、続いて画像生成・3D生成・骨格推定・可動部生成の各モジュールの実装上の要点と、それらを統合した Web ベース UI の構成を説明する。

4.1 開発環境

本システムの開発及び動作検証は、以下の研究室のサーバーを使用した。ハードウェア構成は以下である。

- CPU: Intel Core i7-13700KF
- GPU: NVIDIA GeForce RTX 4090 (VRAM 24GB)
- OS : Linux

ソフトウェア構成においては、各 AI モデル (Qwen, TRELIS, UniRig) が要求するライブラリや CUDA のバージョンが異なるため、Anaconda を用いてモデルごとに独立した仮想環境 (Conda 環境) を構築した。WebUI を含むメインシステムは、Python の subprocess モジュールを通じて各環境の推論スクリプトを順次実行し、入出力ファイルを受け渡すアーキテクチャを採用している。

4.2 各モジュールの実装詳細

4.2.1 画像生成モジュール

スケッチからの画像生成には、Hugging Face 上で公開されている、Qwen 系モデル向けの独自実装である QwenImageEditPlusPipeline を使用した。モデルには nunchaku-qwen-image-edit-2509[47] を採用し、GPU メモリ効率を最適化した。具体的な生成パラメータとして、プロンプトには以下を設定し、スケッチのポーズを維持しつつ、可動に適したフィギュアの質感を出力するように指示した。

- Prompt: “a realistic toy that pose in the same way as the sketches, white background, plastic body.”
- Negative Prompt: “signature”

4.2.2 3D 形状生成モジュール

単眼画像からの3D生成には、MicrosoftがGitHub上で公開している公式実装に含まれる `trellis.pipelines`[34] を使用した。環境変数 `ATTN_BACKEND` に `xformers`, `SPCONV_ALGO` に `native` を設定し実行した。

4.2.3 骨格推定モジュール

骨格推定には UniRig の公式実装を使用した。本来、UniRig の処理は「スケルトン予測」「スキニングウェイト予測」「予想結果のマージ」の段階に分かれているが、本システムではこれらを一括して処理する Python スクリプトを作成し、自動化した。WebUI からはこのスクリプトを外部プロセスとして呼び出し、入力された GLB ファイルに対してリギング済みモデルを出力させる仕組みとした。

4.2.4 可動部生成モジュール

ジョイント生成処理は、WebUI と同一の環境上で実行される。幾何処理の核となるライブラリには `trimesh` を採用し、数値計算には `numpy` および `scipy.optimize` を使用した。特に、関節パラメータの最適化には `scipy.optimize.minimize` を用い、メッシュの幾何学的制約内で最大の関節サイズを算出している。また、ブーリアン演算などの形状操作においては、`trimesh.repair` 等を用いてメッシュの修復を行いながら処理を進めることで、3D プリント可能な多様体データを生成している。

4.3 ユーザーインターフェース

ユーザーインターフェースの構築には、Python 製の GUI ライブラリである Gradio[48] を使用した。本システムは各段階ごとに結果を表示し確認できるようになっている。ユーザが UI 上に描画するもしくは、スケッチ画像をアップロードし、画像生成ボタンを押下すると、バックエンドで画像生成モジュールの Conda 環境 Python インタプリタ呼び出し、リアリスティックな画像が生成される (図 4.1)。次に 3D 生成ボタンを押下すると、3D 形状生成モジュールの Conda 環境に入り実行される。生成された 3D モデルは 3D ビューアーで全体を確認できる (図 4.2)。リギング実行ボタンを押下すると同じようにリギングの処理が実行され、結果が可動部生成モジュールへ渡され、関節を可視化し UI 上に表示される (図 4.3)。可動部生成処理は、以下の手順によって関節が生成される (図 4.4)。ユーザはサブプレビュー (図 4.5) をみることで、関節位置に対応する関節名直感的に把握することができる。また、関節タイプは、ボールジョイントが青、ヒンジジョイントが黄色で示される (図 4.6)。関節生成されたモデルは STL 形式でダウンロードでき (図 4.7)、即座に 3D プリンターで造形することができる (図 4.8)。

関節生成の手順

1. 関節箇所を選択.
2. 関節タイプを選択.
3. カッター形状プレビューボタンを押下. この時カッター形状と同時にパラメータ最適化が行われる.
4. カッター形状プレビューをみながらカッター形状の回転や, 関節位置の移動によってカッター形状を調整.
5. 1~4 の工程を可動部にしたい各関節に行う.
6. すべての調整が終わったら, 実行ボタンを押下.



図 4.1: 本システムによる画像生成

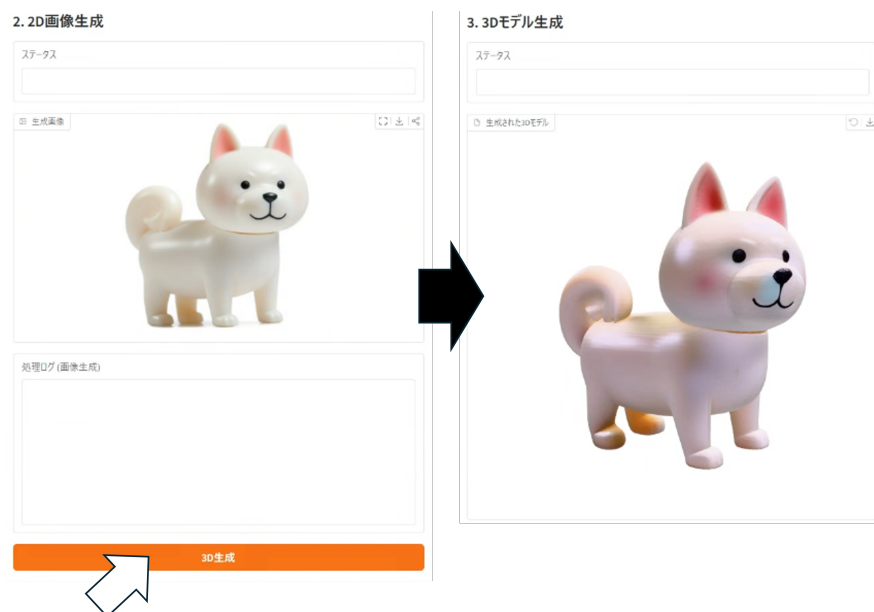


図 4.2: 本システムによる 3D モデル生成



図 4.3: 本システムによるリギング

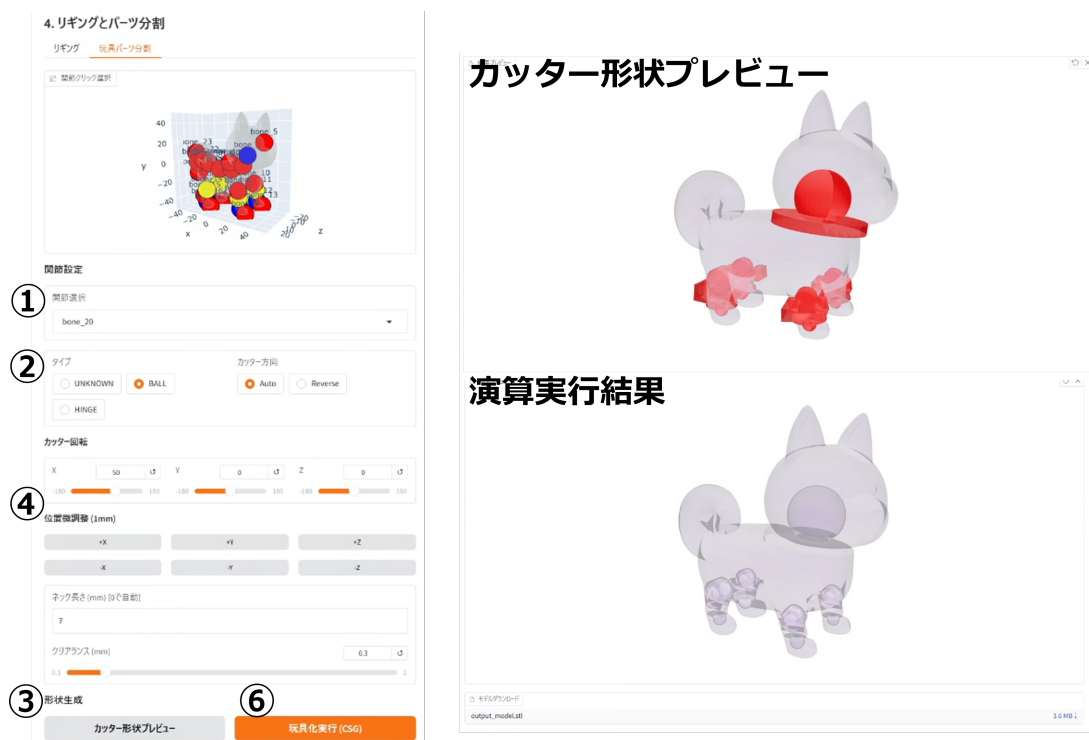


図 4.4: 関節生成の流れ. 数字は手順の番号に対応している.

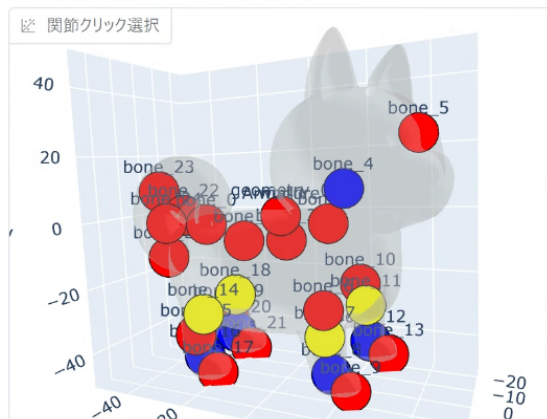


図 4.5: サブビューワー



図 4.6: 関節タイプ



図 4.7: 関節生成モデルダウンロード



図 4.8: 本システムによって作成したフィギュア

第5章 システムの技術的評価

本章では、提案システムの技術的有効性を検証するため、生成プロセスの成功率と出力結果の品質を評価する。具体的には、多様な入力スケッチに対する生成のロバスト性と、出力データを実際に造形した際の可動性・破損要因を中心に分析する。

5.1 評価の目的と概要

本章では、第3章で提案したシステムが、簡単な手法であるスケッチ入力で、可動可能な3Dモデルを自動製造できるかを技術的な側面から検証する。検証にあたり、以下の3つの観点から実験を行った。

1. **生成の多様性とロバスト性**：形態の異なる多様な生物スケッチに対して、破綻のない3Dモデルと可動機構を生成できるか。
2. **入力品質への依存性**：画力の低いラフなスケッチからでも、リッチな形状を生成できるか。
3. **物理的な製造可能性**：生成されたデータを実際に3Dプリントした際、実体として自立し、関節が可動するか。

5.2 多様性実験

本節では，提案システムが形態の異なる多様な生物スケッチに対して，破綻のない3Dモデルと可動機構を生成できるかを検証する．

5.2.1 実験条件

生物の形態的特徴に基づき，以下の4つのカテゴリから各3体，計12枚のスケッチを用意した(図5.1～図5.4)．

- カテゴリ1(標準的な四足生物)：ネコ，トラ，オオカミ
- カテゴリ2(四肢が長い生物)：ウマ，キリン，ダチョウ
- カテゴリ3(四肢が短い/太い生物)：カバ，コーギー，オオサンショウウオ
- カテゴリ4(架空/非存在生物)：トリケラトプス，唐笠小僧，モンスター

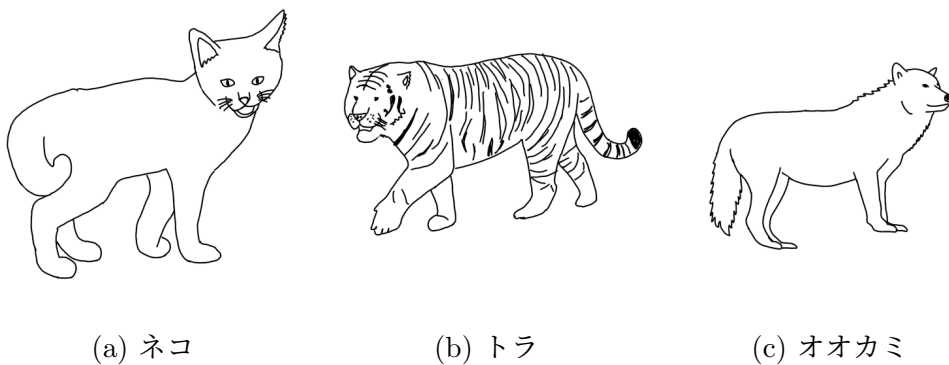


図 5.1: カテゴリ1(標準的な四足生物)のスケッチ

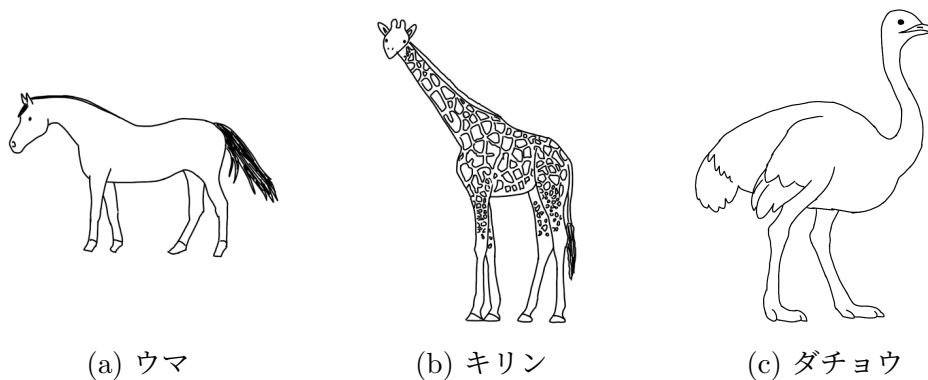


図 5.2: カテゴリ2(四肢が長い生物)のスケッチ

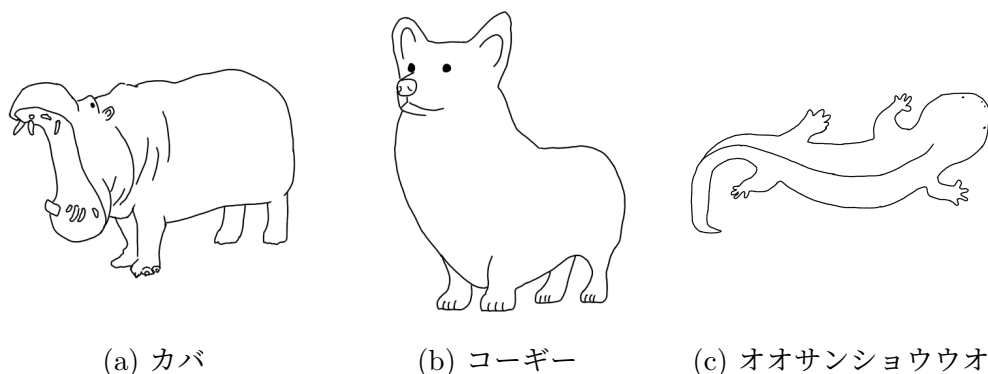


図 5.3: カテゴリ 3(四肢が短い/太い生物) のスケッチ

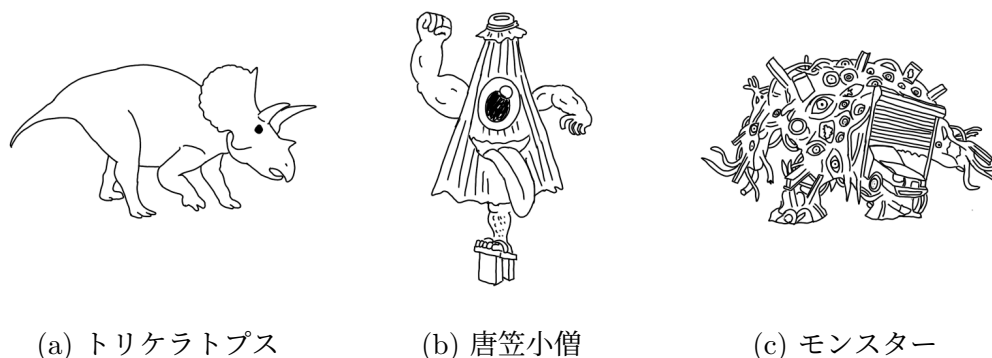


図 5.4: カテゴリ 4(架空/非存在生物) のスケッチ

5.2.2 生成結果とプロセス分析

実験の結果，入力した 12 枚のスケッチのうち，11 例において最終的なパーツ分割データの生成および STL のエクスポートに成功した．各モデルにおける生成試行回数および結果の詳細を表 5.1 に示す．

カテゴリ 1 やカテゴリ 3 の生物に関しては，画像生成・3D 復元・骨格推定の各プロセスが平均 1～2 回で成功しており，システムが安定して動作することが確認された．一方，カテゴリ 2 の「キリン」においては，3D 復元 (TRELLIS) の段階で 19 回の試行を要した．これは，キリンの特徴である「角」の形状推論が難しく，試行の過程で角の数が増減したり，耳の位置が不自然になるといった形状の破綻が頻発したためである．また，カテゴリ 4 の「モンスター」については，3D 復元までは完了したものの，形状が複雑すぎたためにメッシュの自己交差を修復できず，最終段階の物理的な関節生成をおこなう，ブーリアン演算で処理エラーとなり生成失敗に至った．

表 5.1: 多様性実験における各プロセスの生成試行回数と結果

ID	モチーフ	画像生成回数	3D 生成回数	関節推定回数	物理出力
1	ネコ	1	2	1	成功
2	トラ	1	1	1	成功
3	オオカミ	1	1	2	成功
4	ウマ	1	1	1	成功
5	麒麟	1	19	1	成功
6	ダチョウ	1	1	1	成功
7	カバ	1	1	1	成功
8	コーギー	1	1	1	成功
9	オオサンショウウオ	2	1	3	成功
10	トリケラトプス	1	3	1	成功
11	唐笠小僧	2	5	1	成功
12	モンスター	1	10	—	失敗

5.2.3 物理的な実体化と課題

生成に成功した 11 体のデータを実際に 3D プリンタで出力し、サポート材を除去した後の様子を図 5.5～図 5.8 に示す。ネコ、トラ、カバ、コーギーといったモデルでは、関節がスムーズに可動し、自立も可能であった。特に四肢が太い生物は関節部分の肉厚が十分に確保されており、フィギュアとして遊ぶのに十分な強度を有している。一方で、ソフトウェア上の生成には成功したものの、物理的な強度不足により破損した事例も見られた。図 5.6 中の麒麟のモデルは、サポート材の除去中および可動確認の際に、足首の関節部分が破断した。これは、システムが 3D プリント用にモデル全体を規定サイズ (100mm) にスケーリングした際、麒麟のように全高が長い生物は縮小率が高くなり、その結果として四肢の太さが物理的な造形限界または強度限界を下回ってしまったことに起因する。同様の傾向は「ウマ」や「ダチョウ」にも見られ、四肢が長い生物においては、可動はするものの強度が心許ない状態となった。この点については 5.4 節にて詳述する。

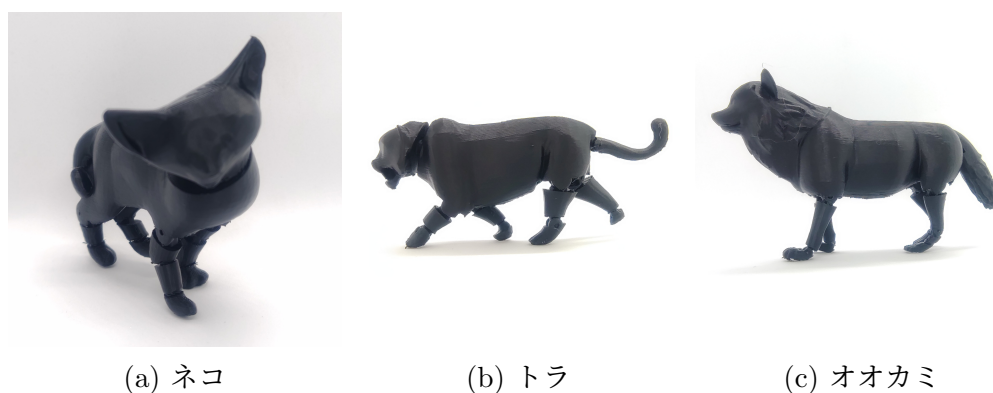


図 5.5: カテゴリ 1(標準的な四足生物) の造形物



(a) ウマ



(b) キリン



(c) ダチャウ

図 5.6: カテゴリ 2(四肢が長い生物) の造形物



(a) カバ



(b) コーギー



(c) オオサンショウウオ

図 5.7: カテゴリ 3(四肢が短い/太い生物) の造形物



(a) トリケラトプス



(b) 唐笠小僧

図 5.8: カテゴリ 4(架空/非存在生物) の造形物

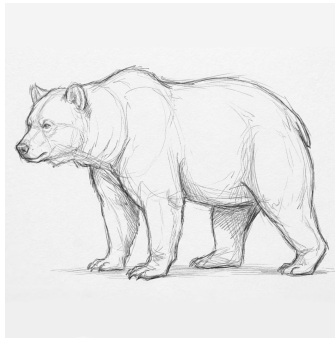
5.3 入力品質実験

本節では，ユーザの画力 (スケッチの精緻さ) が生成結果に与える影響を検証する．提案システムが，画力の低いラフな入力に対しても，意図を汲み取り，高品質な可動モデルを生成できるかを確認することを目的とする．

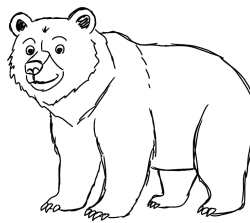
5.3.1 実験条件

同一のクマというモチーフに対し，画力レベルの異なる以下の3段階のスケッチを用意した (図 5.9)．

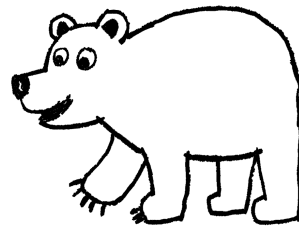
- High：プロポーションが正確で，毛並みや陰影まで描かれた線画．
- Mid：線の二重化や歪みが見られる．High に比べたら抽象度が高い．
- Low：子供が描いたような線画．



(a) クマのスケッチ画像
(High)



(b) クマのスケッチ画像
(Mid)



(c) クマのスケッチ画像
(Low)

図 5.9: 画力レベルの異なる3段階のクマのスケッチ

5.3.2 生成結果

各レベルのスケッチを入力として生成を行った結果を表 5.2 に示す。High および Mid レベルにおいては、画像生成・3D 復元・骨格推定のすべての工程が 1 回の試行で成功した。一方、Low レベルにおいては、入力情報が少ないため、最初の画像生成 (Qwen による変換) の段階で、意図通りのクマのフィギュアとして認識させるために 3 回の試行を要した。しかしながら、一度適切な中間画像が生成された後は、Low レベル由来のデータであっても、3D 復元および骨格推定は High/Mid 同様に 1 回で成功した。これは、画像生成モジュールが入力スケッチの曖昧さを効果的に補完し、後段の 3D 処理に適したリッチな情報を付加しているためである。

表 5.2: 画力レベル別の生成試行回数

画力レベル	画像生成回数	3D 生成回数	関節推定回数
High	1	1	1
Mid	1	1	1
Low	3	1	1

5.3.3 造形結果

出力された 3 体のデータを実際に 3D プリントした結果を図 5.10 に示す。元のスケッチが Low レベルであったとしても、最終的に出力されたフィギュアは、High レベルの入力から生成されたものと比較して遜色のない品質を持っている。さらに元のスケッチも反映できている。3 体すべてにおいて、形状の破綻はなく、首・手・足の関節はスムーズに可動し、自立が可能であった。これにより、本システムはユーザの画力に依存せず、一貫して安定した可動フィギュアを製造可能であることが実証された。



(a) クマの造形 (High)

(b) クマの造形 (Mid)

(c) クマの造形 (Low)

図 5.10: 3 段階のクマのスケッチ造形結果

5.4 技術的考察

5.2 節および 5.3 節の実験結果より、本システムは多様なモチーフおよび低い画力レベルのスケッチから、高い確率で可動モデルを生成可能であることが示された。これにより 簡単な手法での自動製造は概ね肯定されたといえる。しかし同時に、特定の形状特徴を持つ対象において、物理的および幾何学的な制約に起因する課題も明らかとなった。

5.2 節の実験において、キリンやウマなどの細長い生物で関節の破損が見られた主たる原因は、本システムの前処理におけるスケーリング手法にある。現在の実装では、生成されたモデルを一般的な家庭用 3D プリンタの造形エリアに収めるため、モデルのバウンディングボックスの最大辺を一律で 100mm に正規化している。このアルゴリズムは、ネコやカバのようなアスペクト比が 1 に近い形状では有効に機能する。しかし、キリンやダックスフンドのように、長辺が短辺に比べて極端に大きい形状の場合、長辺基準で縮小率が決定されるため、相対的に短辺が過剰に縮小されてしまう。その結果、ジョイントを埋め込むための物理的な肉厚が不足し、FDM 方式の最小造形寸法や、可動に耐えうる強度限界を下回る部位が発生した。この課題を解決するためには、単一の長辺基準ではなく、短辺の最小厚みを保証するようなスケーリングロジックの導入、あるいは部位ごとの局所的な肉厚化処理の実装が必要である。

「モンスター」の生成失敗は、AI によって生成されたメッシュの幾何学的品質に起因する。TRELLIS[34] 等の生成モデルが出力するメッシュは、視覚的には整合していても、幾何学的には自己交差や非多様体の要素を含む場合がある。本システムでは trimesh および manifold3d ライブラリを用いてこれらの修復を試みているが、架空の生物のように極端に複雑なトポロジーを持つ形状では修復しきれないケースが存在した。その結果、最終工程であるブーリアン演算において計算エラーが発生し、プロセスが中断された。よりロバストな生成を実現するためには、メッシュを一度ボクセルデータに変換して再構築するなどの処理を追加し、多様体性を数学的に保証するアプローチの導入が有効であると考えられる。

第6章 ユーザスタディ

本章は、提案システムを被験者に使用してもらう評価実験について述べる。本節では、その実験設定、手順、および評価指標について述べる。

6.1 実験設定

6.1.1 ユーザ実験の目的と対象

本実験の目的は、提案システムを用いることで、被験者が自身のアイデアを反映した可動フィギュアを効率的かつ満足度高く設計できるかを定量・定性の両面から検証することである。被験者は、大学に所属する学生9名(男性8名、女性1名)である。本実験では、多様なスキルレベルにおけるシステムの有効性を確認するため、3Dモデリング(3DCADおよび3DCG)の経験の有無を問わず被験者を募った。アンケートにおいて「3DCAD・3DCGの使用経験がありますか」という項目を設け、被験者の属性を記録した。その結果、被験者の内訳は一年以上の経験者が2名、未経験者3名であった。また、残りの4名は経験はあるが一年未満の属性である。

6.1.2 実験環境

実験は以下のハードウェアおよびソフトウェア環境を用いて行われた。図6.1に実験の様子を示す。

- **スケッチ作成**：タブレット端末 (Apple iPad) およびスタイラスペン (Apple Pencil) を使用し、ペイントアプリ (ibisPaint) 上で描画を行った。
- **システム操作**：PC上のWebブラウザ (Google Chrome) にて提案システムのWeb UIを表示し、生成およびパラメータ調整を行った。

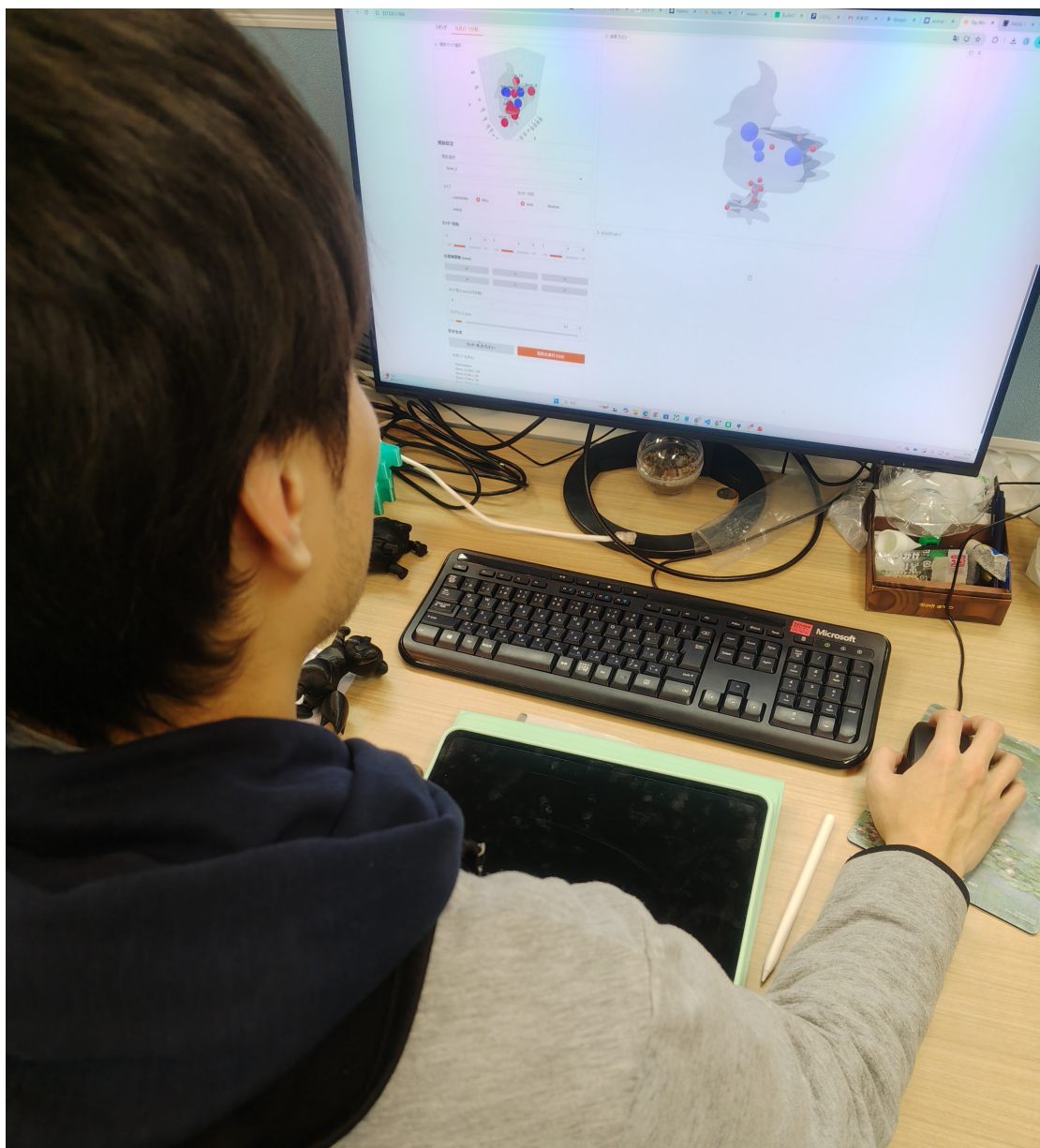


図 6.1: 実験の様子

6.1.3 実験タスクと手順

各被験者に対し、以下の手順で実験を実施した。1人あたりの所要時間は、説明やアンケート回答を含めて約40～70分であった。

1. **タスク説明と教示**：実験の目的を説明した後、「自身が可動させたい動物や架空の生物、モノをスケッチし、本システムを用いて3Dプリンタで出力可能な可動フィギュアのデータを作成すること」というタスクを提示した。
2. **UI操作のレクチャー**：実験者がシステムの基本的な操作方法を実演し、被験者に機能概要を理解させた。
3. **スケッチ作成**：被験者はタブレット端末を用いて自由に対象の側面スケッチを描画した。
4. **システムによる生成と調整**：描画した画像をWeb UIへアップロードし、3Dモデルおよび可動機構の自動生成を行った。被験者はプレビュー画面で3D形状を確認し、必要に応じて再生成やパラメータの微調整を行い、自身が納得のいく形状になるまで試行を繰り返した。また、被験者が操作でわからない点があれば適宜回答した。
5. **アンケート回答**：タスク完了後、システムの使用感や体験に関するアンケートに回答し、実験を終了した。

6.1.4 評価指標

システムの評価には、客観的な行動ログと主観的なアンケート回答の両面から、以下の指標を用いた。

- **タスクパフォーマンス**：

- － **タスク所要時間**：説明終了後、スケッチを開始してから最終的なSTLデータを出力するまでにかかった時間(分)。
- － **生成試行回数**：被験者が生成を実行した回数。少ない試行で意図通りの結果が得られたか、あるいは納得いくまで探索的な試行錯誤が行われたかを分析する。

- **System Usability Scale (SUS)**：システムの客観的な使いやすさを測定するための標準的な指標である。全10項目に対し5段階のリカート尺度で回答を得て、100点満点のスコアとして算出する。

- **創造支援および効率性に関する独自指標**：研究の目的に特化した以下の7項目を設定し、7段階のリカート尺度 (1: 全くそう思わない ～ 7: 強く思う) で評価した。
 - － 「表現力」「没入感」「所有欲」「自己効力感」の4項目
 - － 「時間効率」「学習コスト」の2項目
- **NASA-TLX(Task Load Index)**：タスク遂行にかかった作業負荷を測定する指標である。「精神的適要求」「身体的要求」「時間的要求」「作業成績」「努力」「不満」の6尺度について評価を行い、本システムを使用する際の精神的・身体的なコストを明らかにする。
- **実体化後の追跡調査**：生成データを実際に3Dプリントし、その実物を被験者にフィードバックできたケースについては、追加で事後アンケート (外観・機能・愛着に関する計11項目) を実施した。7段階のリカート尺度および自由記述で回答を求めた。

6.2 ユーザスタディの実験結果

6.2.1 生成結果の定性的評価

本システムを用いて実際に被験者が作成した成果物の品質について述べる。被験者8名がタスクを完遂し、3Dプリンタで出力可能な可動フィギュア of データを生成することに成功した。1名は3D生成したメッシュの修復ができず、関節生成のブーリアン演算を実行できなかった。図6.2に本システムによる制作プロセスの例を示す。被験者が描画したラフな入力スケッチ (a) に対し、システムは特徴を維持した画像を生成し (b)，そこから3Dメッシュを復元する (c)。続いて、UniRigによる骨格推定とスキニングが自動的に適用され (d)，最終的に可動用のクリアランスが設けられたパーツ分割データ (e) が出力される。この一連のプロセスにより、被験者は複雑なモデリング操作を行うことなく、直感的に製造用データを得ることができた。図6.3 6.10に、可動フィギュア of データを生成することに成功した被験者による入力スケッチと、それに基づいて3Dプリントされた造形物の実物写真を一覧として示す。また、図6.11にブーリアン演算ができなかった被験者の入力スケッチと関節生成カッターを配置した様子を示す。生成結果は、標準的な四足歩行動物から、特徴的なプロポーションを持つ架空の生物、架空のキャラクターまで多岐にわたる。被験者の画力や描画タッチによらず、システムはいずれの入力に対してもその構造的な特徴を捉え、破綻のない立体物を生成している。特に、実体化された造形物は設計された関節によってポーズを変更できることが確認された。これらの視覚的・物理的な結果は、本システムが多様なユーザの意図を汲み取り、機能する実体へと変換する能力を有していることを強く示している。

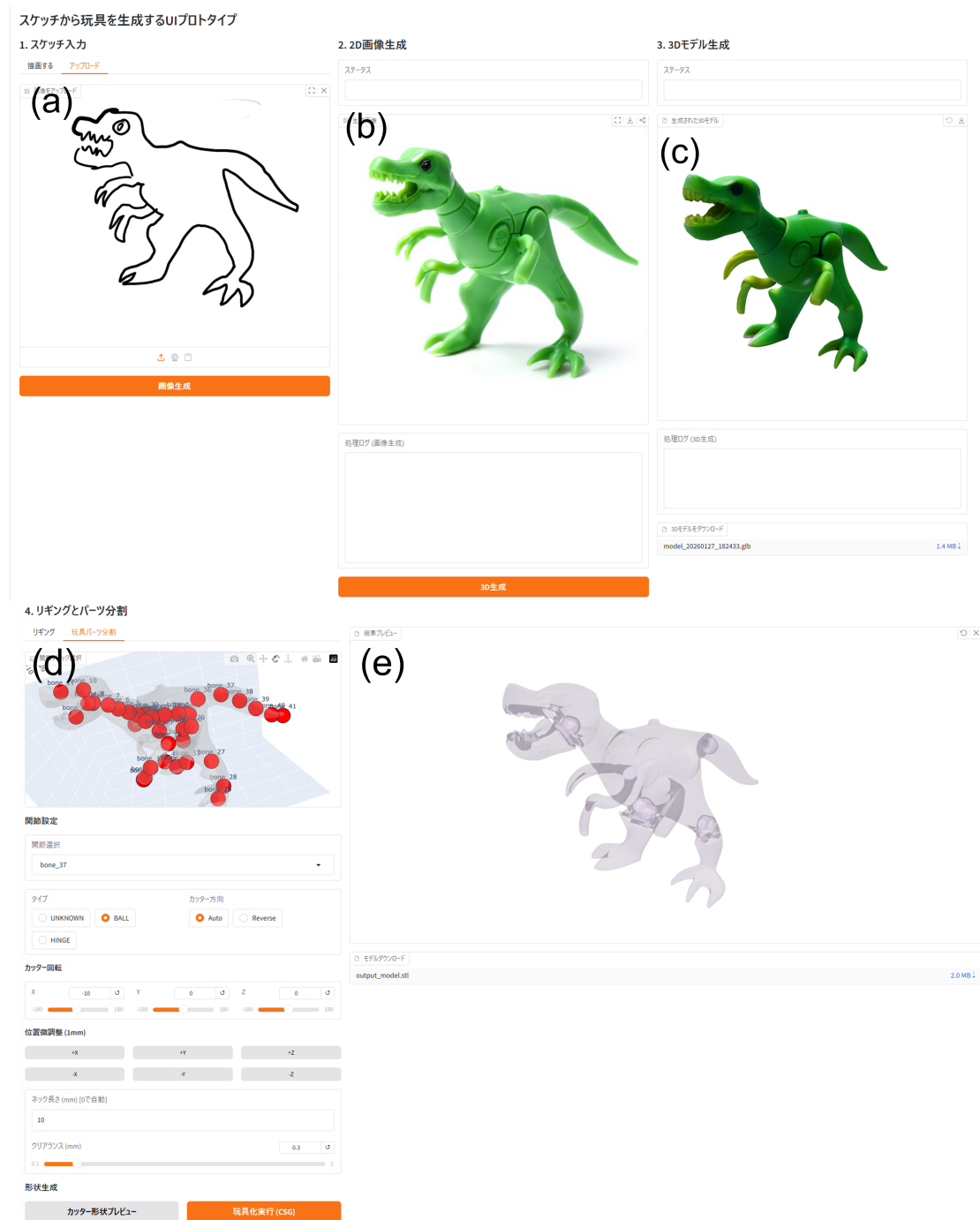
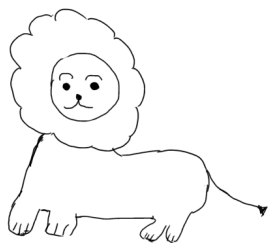


図 6.2: 本システムによる制作プロセスの例. 入力スケッチから画像生成, 3D 復元, 骨格推定を経て, 最終的に一体造形可能な STL データが出力される.



(a) 入力スケッチ



(b) 造形したモデル



(c) 造形したモデル (可動)

図 6.3: 被験者 1 のスケッチおよび造形されたフィギュア



(a) 入力スケッチ



(b) 造形したモデル



(c) 造形したモデル (可動)

図 6.4: 被験者 2 のスケッチおよび造形されたフィギュア



(a) 入力スケッチ



(b) 造形したモデル



(c) 造形したモデル (可動)

図 6.5: 被験者 3 のスケッチおよび造形されたフィギュア

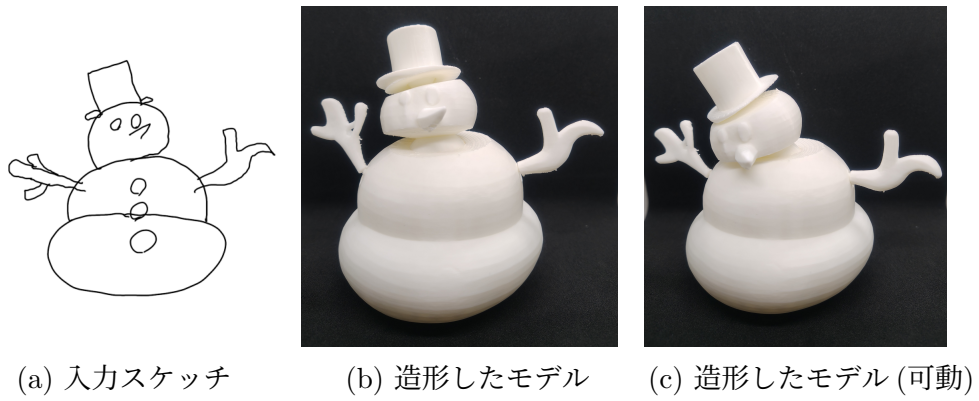


図 6.6: 被験者 4 のスケッチおよび造形されたフィギュア

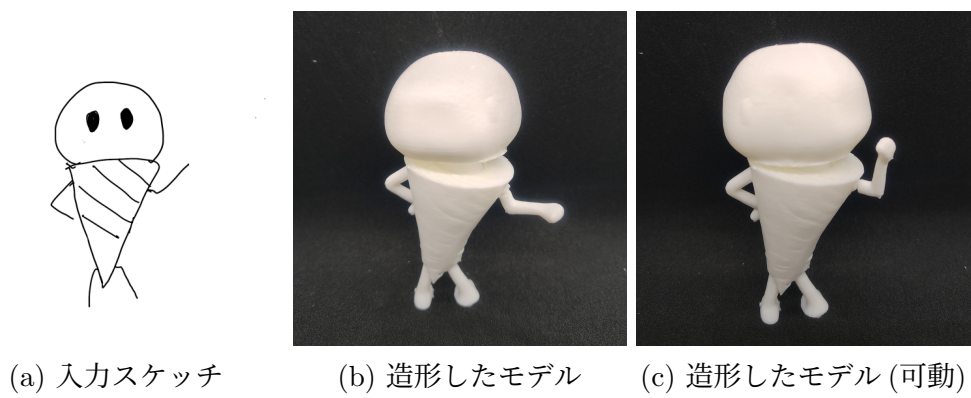


図 6.7: 被験者 5 のスケッチおよび造形されたフィギュア

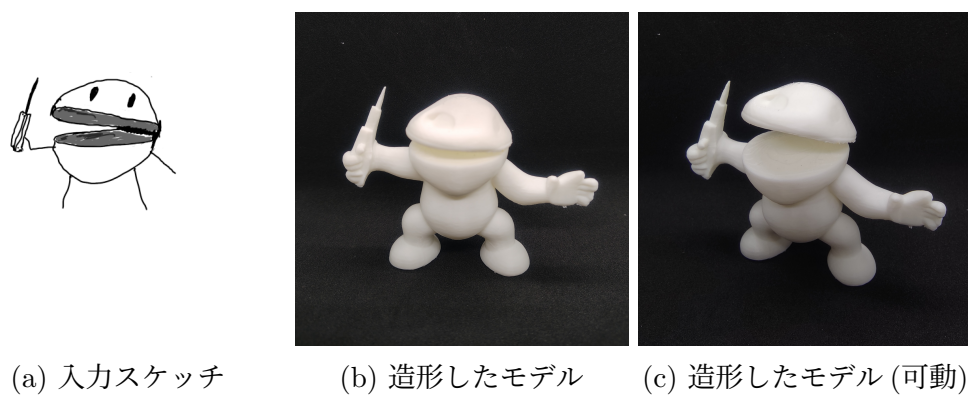


図 6.8: 被験者 6 のスケッチおよび造形されたフィギュア



(a) 入力スケッチ

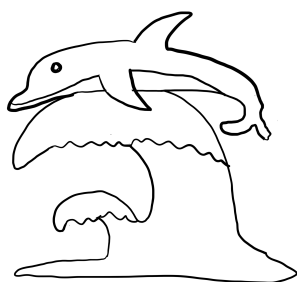


(b) 造形したモデル



(c) 造形したモデル (可動)

図 6.9: 被験者 7 のスケッチおよび造形されたフィギュア



(a) 入力スケッチ



(b) 造形したモデル



(c) 造形したモデル (可動)

図 6.10: 被験者 8 のスケッチおよび造形されたフィギュア



(a) 入力スケッチ



(b) カッターを配置した様子

図 6.11: 被験者 9 のスケッチおよびカッター配置

6.2.2 タスクパフォーマンス

(1) タスク所要時間

実験における平均タスク所要時間は 41.9 分 ($SD = 11.7$) であった。最短の被験者は 20 分で完了した一方、最長の被験者は 59 分を要した (中央値 42 分)。この時間は、スケッチの描画からパラメータ調整までを含んだ値である。従来の手法 (一般的な 3D モデリングソフト) を用いて、ゼロからモデリングを行い、ボーンを入れ、物理的なクリアランスを考慮したジョイント設計を行う場合、熟練者であっても数時間、初心者であれば数日～数週間の学習と作業を要することが一般的である。これに対し、本システムを用いることで、平均 40 分程度という短時間で設計プロセスを完了できたことは、劇的な効率化を示しているといえる。

(2) 生成試行回数

被験者が納得のいく結果を得るまでに行った生成の試行回数について分析した。画像生成フェーズにおける平均試行回数は 1.6 回 ($SD = 0.7$)、3D 生成フェーズにおける平均試行回数は 1.6 回 ($SD = 0.8$) であった。特筆すべきは、画像・3D 共に試行回数の中央値が 1 回、最小値が 1 回であった点である。これは、半数以上の被験者が最初の 1 回の生成で意図通りの結果を得られたことを意味しており、システムの意図解釈能力および生成精度の高さを裏付けるデータである。また、最大でも 3 回の試行で収束しており、被験者が過度なトライアンドエラーによる疲労を感じることなくタスクを遂行できたことが示唆される。

6.2.3 ユーザビリティ評価

システムの使用感に関する客観的評価として、SUS のスコアを集計した。被験者 9 名の平均スコアは 59.7 点 ($SD = 14.5$) であった。中央値は 57.5 点、最小値は 40 点、最大値は 82.5 点となり、回答者によるばらつきが大きく見られた。

Bangor らの基準 [49] に照らし合わせると、本システムの平均スコアは「許容範囲の境界」に位置付けられる。一般的に実用製品の平均が 68 点とされるため、本システムの平均値はそれを下回っているが、これは本システムが機能検証を主目的とした初期プロトタイプであり、ユーザインターフェースの洗練度に改善の余地が残されていたことに起因すると考えられる。一方で、最大スコアが Excellent 相当である 82.5 点を記録したことにも着目すべきである。これは、3D モデリングや新しいツールの操作に慣れた被験者にとっては、本システムが十分に使いやすく、高いユーザビリティを提供しうるポテンシャルを持っていることを示唆している。また、前節で述べた通り全員がタスクを完遂している事実を踏まえると、平均約 60 点というスコアは、UI 上の摩擦は存在するものの、目的達成を阻害するほどの致命的な欠陥はない状態であると解釈できる。

6.2.4 主観的評価

創造性支援および効率性に関する独自アンケート (7段階リカート尺度) の集計結果について述べる。各質問項目における回答の平均値 (M)、標準偏差 (SD)、および中央値 (Med) を算出した。アンケート結果を図 6.12 に示す。創造支援および効率性に関する独自指標の具体的なアンケート項目は以下である。

1. 頭の中にあったイメージを、形として表現することができた
2. システムの操作や技術的な問題に煩わされず、デザインにすること自体に集中できた
3. 作成したデータを実際に 3D プリントして手元に置きたいと思った
4. 専門的な 3D モデリングスキルがなくても、自分には価値あるものが作れると感じた
5. もしこのモデルを一から手作業 (既存の CAD ソフト等) で作ろうとしたら、今回より遥かに時間がかかったと思う
6. このシステムを使うために必要な学習は、一般的な CAD ソフトを習得するより簡単だと思う

他ツールとの比較に関する項目において、極めて高い評価が得られた。「手作業よりも時間がかからないと思う」という項目は $M = 6.8 (SD = 0.67)$ であり、ほぼ全員が最高評価近い回答を行った。また、「学習が簡単である」という項目も $M = 6.2 (SD = 0.83)$ と高いスコアを記録した。標準偏差が 1.0 を下回っていることから、被験者のスキルレベル (経験者・初心者) に関わらず、本システムが既存の CAD ツールと比較して劇的に効率的であり、学習コストが低いことについて意見が一致していることがわかる。これは、「効率の向上」を強く支持する結果である。

創造性支援に関する項目では、「自分には価値あるものが作れると感じた (自己効力感)」が $M = 5.8 (SD = 1.5)$ 、「実際に 3D プリントして手元に置きたい (所有欲)」が $M = 5.4 (SD = 1.6)$ と、いずれも肯定的な評価が得られた。専門スキルを持たない被験者であっても、本システムを通じて自身の制作物に価値を感じ、実体化を望むレベルの愛着を形成できたことは、本システムが単なる製造ツールを超え、創造的な満足感を提供できたことを示唆している。

一方で、「イメージを形にできた (表現力)」は $M = 5.0 (SD = 1.7)$ 、「デザインに集中できた (没入感)」は $M = 4.4 (SD = 1.7)$ と、他の項目に比べてやや低いスコアとなり、ばらつきも大きかった。「表現力」における最小値が 1 であったことは、生成 AI の出力がユーザの意図と乖離する場合がある技術的課題を反映している。また、「没入感」のスコアが伸び悩んだ点は、前節の SUS スコア (平均 59.7 点) の結果と整合している。UI の操作性や生成待ち時間が、被験者のフロー状態を一部阻害した可能性があり、インターフェースの改善が今後の課題として挙げられる。

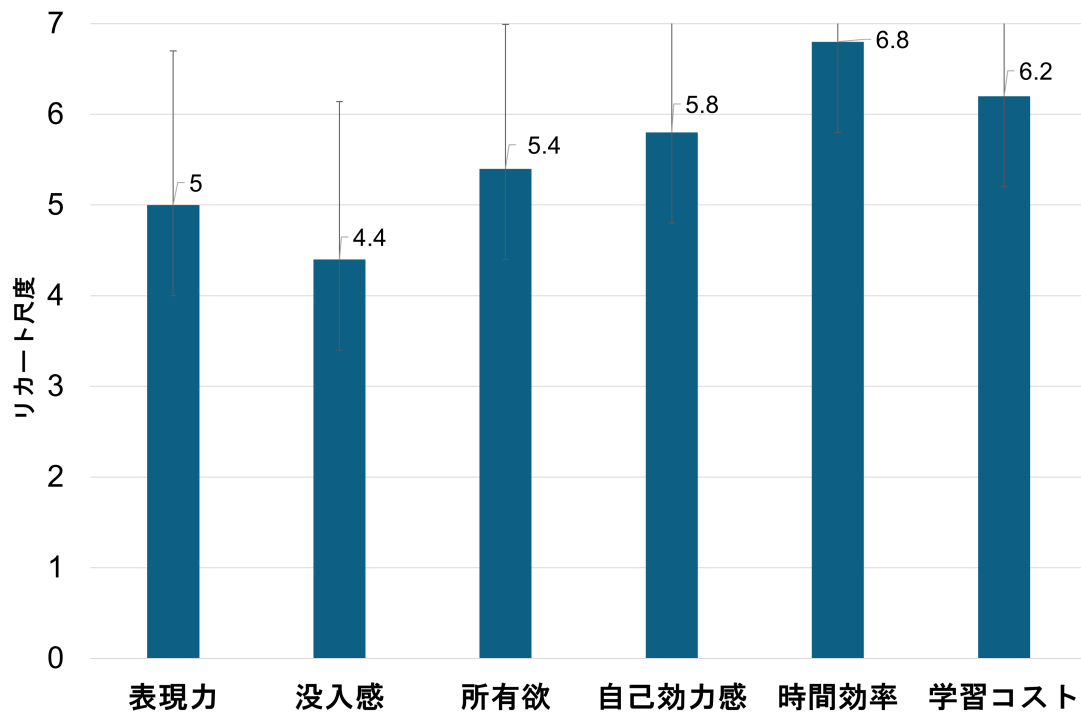


図 6.12: 独自指標のアンケート結果

自由記述について

被験者の自由記述のコメントを以下に示す。

- 絵から理想の形にするまでの過程が早く、絵から形にするもののギャップも小さかった。
- 楽しかったです。
- ジョイントカッターの大きさを小さくする機能があると嬉しい。
- 自分で描いた拙いイラストをそのまま出力するのではなく、良い感じにクオリティが高いやつにする機能もあると嬉しい。
- 一等身ではうまくいきにくかった。
- 3d 生成の際に光の当たり具合でうまく表示されてない部分 (目) があった。

6.2.5 作業負荷評価 (NASA-TLX)

タスク遂行時の主観的な作業負荷を測定するため、NASA-TLX(0～100 点) の 6 尺度について分析を行った。図 6.13 に各尺度の平均値を示す。総合的な作業負荷の平均は 48.4($SD = 24.3$) であり、中程度の負荷であった。各尺度の詳細な傾向は以下の通りである。

最も高いスコアを示したのは「知的・知覚的欲求」で、平均 67.2($SD = 15.5$) であった。これは、本システムのタスクが単なる作業的な操作ではなく、作成したい形態を構想し、立体構造をイメージしながらスケッチやパラメータを調整するという、高度な創造的思考を要求するものであったことを示している。「努力」のスコアが 53.3($SD = 26.9$) と中程度であることと合わせると、被験者は自身のアイデアを具現化するために、適度な知的リソースを投入していたといえる。

一方で、最も低いスコアを記録したのは「タイムプレッシャー」で、平均 23.9($SD = 23.5$) であった。これは前節の独自アンケートにおける「時間効率」の高評価と強く合致している。被験者はシステム操作において時間に追われる感覚を持たず、自分のペースで試行錯誤を行うことができたと考えられる。従来のモデリング作業が伴いがちな「終わらない作業への焦燥感」が、本システムによって大幅に軽減されたことを示唆している。

「フラストレーション」のスコアは平均 42.8($SD = 28.1$) となり、低いとは言えない結果となった。最大値が 95 点に達している被験者も存在することから、生成結果が意図と異なる場合や、UI の操作性が原因でストレスを感じた場面があったと推測される。これは、SUS スコアが平均約 60 点であった結果や、「没入感」の評価が伸び悩んだ結果と整合しており、システムのインターフェースおよび生成制御の改善が、ユーザの精神的負荷を下げるための鍵であることを示している。「作業成績」は平均 38.3($SD = 23.1$) であった。フラストレーションを感じつつも、最終的には一定の品質のものを作り上げることができたという自己評価を表している。

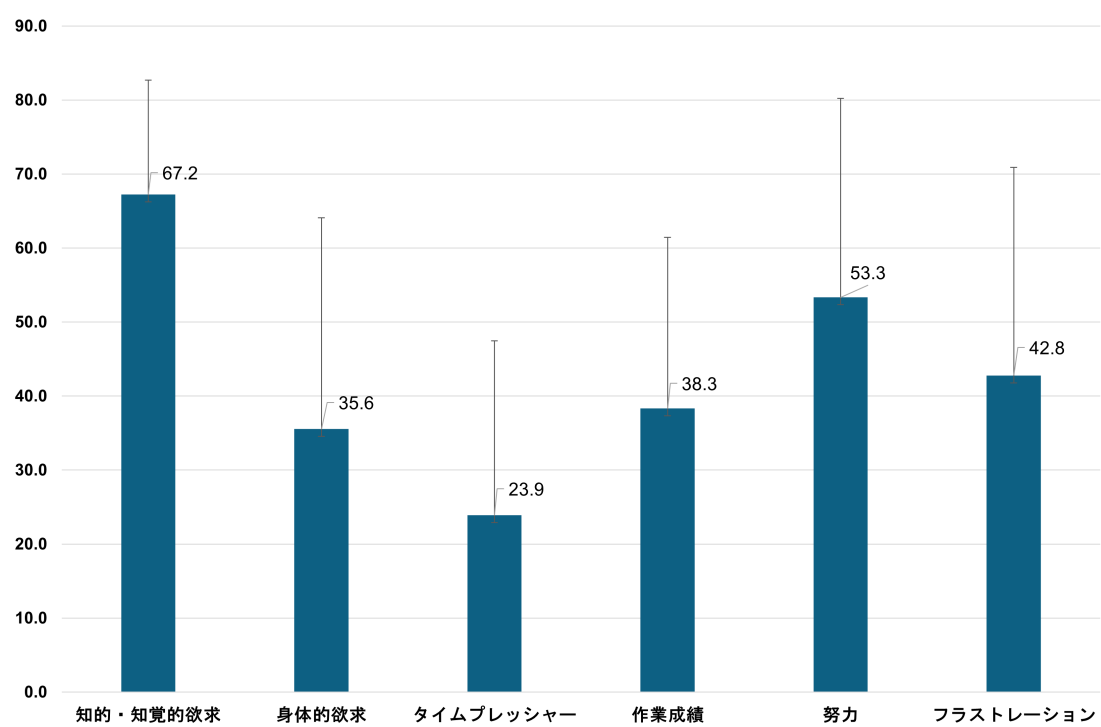


図 6.13: NASA-TLX の結果

6.2.6 実体化後の評価

生成された3Dデータを実際に3Dプリンタで出力し、その実物を被験者にフィードバックできた6名を対象に、実体験に関する事後アンケート(7段階リカート尺度)を実施した。実体化後の追跡調査に関する具体的なアンケート項目は以下である。アンケート結果を図6.14に示す。

1. 手に取った実物は、画面上で確認した3Dモデルのイメージ通りだった。
2. この実物は、最初に描いたスケッチの特徴や意図を反映していると感じる。
3. フィギュアとしての見た目の品質(形状の滑らかさやまとまり)は十分だと感じる。
4. 関節はスムーズに動き、引っかかりや固さを感じなかった。
5. 好きなポーズを取らせたとき、勝手に崩れることなく姿勢を維持できた。
6. 動かしているときに「壊れそう」という不安を感じず、安心して遊ぶことができた。
7. 自分の描いた絵が、実際に動く物体として目の前にあることに驚きや感動を感じた。
8. このフィギュアに対して、市販のフィギュアにはない特別な愛着を感じる。
9. 自分には、このような動くおもちゃを作る能力があると感じることができた。
10. 実物を手にして、画面上での印象と違った点(良い意味でも悪い意味でも)があれば教えてください。(自由記述)
11. このシステムを使って、次はどのようなものを作りたいですか？(自由記述)

本評価において最も特筆すべき結果は、愛着と感動に関するスコアの高さである。「自分の絵が動く物体になったことへの驚き」(Q7) および「市販品にはない特別な愛着」(Q8) は、共に平均 6.7($SD = 0.52$) という極めて高い値を記録した。中央値は 7(強く思う)であり、ほぼ全ての被験者が、自分の手による創造物が物理世界に現れたことに強い感銘を受けている。外観に関しては、「フィギュアとしての見た目の品質」(Q3) が平均 6.3($SD = 0.52$) と高く評価された。また、「画面上のイメージ通りだった」(Q1) は平均 5.7 ($SD = 1.51$), 「スケッチの特徴を反映している」(Q2) は平均 5.8($SD = 0.75$) であった。機能面については、回答者によるばらつきが大きく見られた。「関節のスムーズさ」(Q4) は平均 5.8($SD = 0.98$) と安定していたものの、「ポーズ維持力」(Q5) は平均 5.7($SD = 1.97$), 「耐久性の安心感」(Q6) は平均 5.8($SD = 1.83$) となり、標準偏差が 2.0 近くに達している。これは、生成されたモデルの形状によって物理的な強度が異なることに起因する。「安心して遊ぶことができた」と評価する被験者がいる一方で、細いパーツを持つモデルを生成した被験者は破損への不安を感じており、形状に応じた構造解析や警告機能の必要性が浮き彫りとなった。

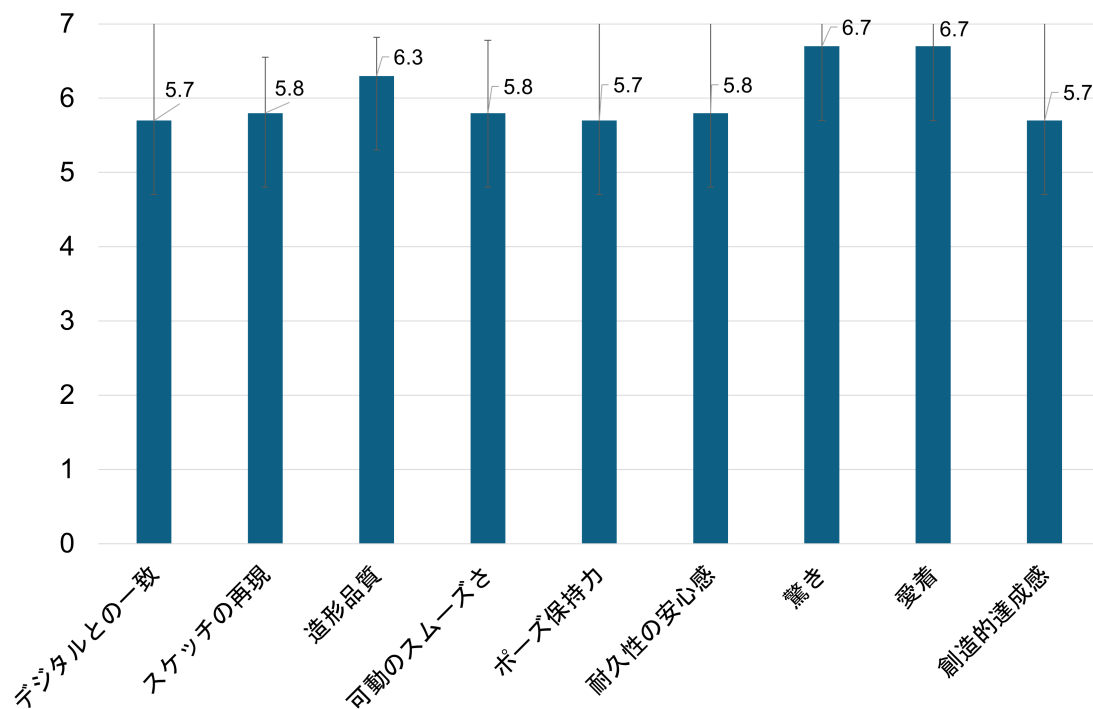


図 6.14: 事後アンケート結果

事後アンケートの自由記述について

自由記述のコメントを以下に示す.

- 実物を手にして、画面上での印象と違った点 (良い意味でも悪い意味でも) があれば教えてください.
 - － UI上では色があったが、実物は色がなかった.
 - － 作られたものがめっちゃくちゃうごいておどろいた.
 - － 画面上では足がしっかりしていたが、実物は足が細く壊れてしまいそうだった.
 - － 羽が動かなかった.
 - － 帽子などの装飾品が想像よりもがっしりしていた. 一方で、絵では表現が難しい高さが、イメージより低く感じた.
 - － 思っていたよりも関節部分は関節部分だと分かりやすいようになっていると感じた. その他は想像通りだった (目とかもあるし).
- このシステムを使って、次はどのようなものを作りたいですか？
 - － タコとかつくりたい.
 - － 同じアヒル? のクオリティを上げたい.
 - － イメージとの乖離が少ないため、実際の人 (友人など) を写真から絵にして像を作れたら面白いと思った.
 - － スパイダーマンみたいなキャラ、アクションフィギュアとして遊べそうなやつ.

6.3 実験結果のまとめ

実験結果より、本システムを用いた平均設計時間は約 40 分であった。従来、可動機構を持つ 3D モデルをゼロから設計する場合、モデリング、ボーン設定、ウェイトペイント、そして 3D プリント用のクリアランス調整といった多岐にわたる工程が必要であり、熟練者であっても数時間、初心者であれば数日を要することが一般的である。本システムはこの時間を大幅に短縮しており、「効率の向上」を達成している。また、特筆すべきは、3D モデリング経験者と未経験者の間で所要時間や成果物の品質に大きな差が見られなかった点である。これは、本システムが「形状の構築」や「機構の設計」という専門的スキルを要する工程を自動化し、ユーザの役割を「スケッチによる意図の入力」と「好みの調整」に特化させた結果である。これにより、技術的なスキルギャップが解消され、万人が同等の創造性を発揮できる環境が実現されたといえる。

ユーザビリティ評価 (SUS) の結果は約 60 点と改善の余地を残すものであったにも関わらず、事後アンケートにおける「愛着」や「驚き」のスコアは平均 6.7 (最大 7) という極めて高い値を記録した。これは、パーソナルファブリケーションにおける「IKEA 効果」が強く作用した結果であると考えられる。画面上の UI 操作に多少のストレスがあったとしても、最終的に自分の描いた絵が「物理的に動くモノ」として目の前に現れるという強力な体験が、それらを補って余りある満足感をもたらしている。この結果は、創造性支援ツールにおいて、デジタルデータ上の完結ではなく、物理世界への出力までをシームレスに繋ぐことの重要性を示唆している。

事後アンケートにおいて、一部の被験者から「脚部が細く、破損への不安を感じた」という機能面での懸念が示された。また、耐久性に関する評価のばらつきもこれを示している。この問題の主たる原因は、現在のシステムが 3D モデルの前処理において、モデルの長辺を一律で 100mm にスケールアップしている点にあると考えられる。このアルゴリズムでは、ダックスフンドやトカゲのように胴体が長い形状の場合、相対的に短辺が縮小されるため、結果として四肢や関節部分の肉厚が物理的な強度限界を下回るケースが発生する。この課題を解決するためには、単一の長辺基準ではなく、短辺の最小厚みを保証するようなスケールアップロジックを導入するか、あるいはユーザが生成サイズを任意に指定できる機能を実装する必要がある。これにより、形状に依存せず、十分な物理的強度を持ったモデル生成が可能になると考えられる。

第7章 結論と今後の課題

7.1 まとめ

本研究では、専門的な知識を持たない初心者であっても、自身の描いたスケッチから物理的に可動するフィギュアを設計・製造可能にすることを目的とし、生成 AI 技術と幾何学的処理を統合した設計支援システムを提案・実装した。

近年の 3D 生成技術の発展は目覚ましいものの、生成されるデータの多くは静的な観賞用モデルに留まっており、現実世界で動作する機能的な構造を持たせるためには、依然として高度なエンジニアリング知識と複雑な CAD 操作が必要とされていた。この「形状生成」と「機能設計」の間のギャップこそが、個人の創造性を物理世界へと拡張する上での大きな障壁となっていた。

この課題に対し、本研究では以下のパイプラインを持つシステムを構築した。まず、ユーザのスケッチを Image-to-Image モデル (Qwen[47]) によってリッチな三面図へと変換し、Single-view-to-3D モデル (TRELLIS[34]) を用いて高精度な 3D メッシュを復元する。次に、骨格推定モデル (UniRig[37]) を用いて生物学的構造を解析し、その骨格情報に基づいて物理的なクリアランスを考慮した関節機構を自動的に埋め込む。これにより、ユーザはスケッチを描き、パラメータを調整するだけで、3D プリンタで出力可能な可動フィギュアのデータを取得することができる。

提案システムの有効性を検証するため、技術的性能評価およびユーザスタディを実施した。技術的評価においては、多様な生物種および異なる画力レベルのスケッチを入力とし、システムがロバストに可動モデルを生成できることを確認した。生成されたモデルを実際に 3D プリントした結果、その多くがスムーズな可動域と自立性を有していることが実証された。一方で、キリンのような細長い形状においては、一律のスケーリング処理により関節強度が不足する物理的な課題も明らかとなった。ユーザスタディにおいては、3D モデリングの初心者を含む被験者が、平均約 40 分という短時間でオリジナルの可動フィギュアを作成することに成功した。これは従来の手作業による工程と比較して劇的な効率化である。また、事後アンケートの結果、ユーザは自身が作成した実体に対して強い愛着と驚きを感じており、本システムが高い満足度と創造的達成感を提供できることが示された。

以上の結果より、本研究で提案したシステムは、専門的な機構設計のプロセスを自動化・隠蔽することで、初心者の技術的障壁を取り除き、デジタルな創造性を物理的な実体へとシームレスに接続する有効なアプローチであると結論付ける。

7.2 研究の貢献

既存の3D生成技術の多くは、表面形状やテクスチャの生成に焦点を当てており、その用途は主にデジタル空間での鑑賞に限定されていた。本研究では、生成されたメッシュに対して骨格構造解析と幾何学的演算を適用することで、物理的な可動機構を自動的に埋め込む手法を確立した。これにより、生成AIの出力物を単なる「置物」から、ユーザが手に取って遊ぶことのできる「機能的な道具」へと昇華させ、生成AIの新たな活用可能性を提示した。

また、従来可動フィギュア制作には、CAD操作や3Dプリンタの特性理解、クリアランス設計といった高度なエンジニアリング知識が不可欠であった。本システムは、これらの専門的なプロセスを自動化・隠蔽することで、設計の参入障壁を劇的に低下させた。ユーザスタディにおいて、3Dモデリング未経験者が経験者と同等の品質・時間で成果物を作成できたという事実は、本システムが個人の創造性を技術的制約から解放し、ものづくりの民主化に寄与するものであることを示している。

さらに、研究では画像生成AIによる意図の補完機能をパイプラインに組み込むことで、ユーザの画力レベルに依存しない製造プロセスを実現した。実験により、抽象的なラフスケッチからでも高品質な3Dモデルが生成可能であることを実証した。これは、絵を描くことが苦手なユーザであっても、自身のアイデアを物理的な実体として具現化できることを意味しており、創造的支援ツールとしての包摂性を示した点で意義深い。

7.3 課題と今後の展望

第5章および第6章で確認された「細長い部位の強度が不足する」問題に対処するため、スケーリングアルゴリズムの改善が必要である。現在はモデル全体をバウンディングボックスの長辺基準(100mm)で正規化しているが、これにより短辺が極端に縮小されるケースがある。今後は、全パーツの最小厚みを解析し、製造可能な厚み(3mm以上など)を確保できる倍率まで自動的に全体を拡大する、あるいは強度が不足する部位のみを局所的に肉厚化する機能の実装が求められる。

また、現状のシステムでは、関節のサイズ(ボールやヒンジの径)を、埋め込む部位のメッシュの厚みに比例して決定している。この単純なルールは、手足のような細い部位には適しているが、首や胴体といった太い部位においては、ジョイントサイズが過剰に大きくなってしまいうという課題が見られた。巨大なジョイントは、外観を損なうだけでなく、可動干渉の原因ともなる。したがって、部位の太さに関わらずジョイントサイズに上限を設ける処理や、骨格上の役割(首、腰、膝など)に応じて最適なジョイントタイプとサイズを選択する、より高度なパラメータ決定ロジックの導入が必要である。

ほかの課題としては、複雑な形状(架空の生物)において、メッシュの自己交差や非多様体エラーによりブーリアン演算が失敗する事例が発生した。これに対しては、メッシュを一度ボクセルデータに変換して再構築する手法や、よりロバストな幾何計算ライブラリを導入することで、数学的に閉じたメッシュ生成を保証し、生成成功率を 100 % に近づける必要がある。

さらに、ユーザスタディにおける SUS スコアの結果を踏まえ、UI/UX の改善も重要な課題である。具体的には、生成プロセスにおける待ち時間の短縮、生成結果に対する修正機能、および 3D プレビュー画面でのインタラクティブなポーズ確認機能の実装などが挙げられる。これらにより、ツールのユーザビリティを高め、より没入感のある設計体験を提供できると考えられる。

謝辞

本研究の遂行にあたり，多大なるご指導，ご協力を賜りました関係各位に深く感謝の意を表します。

まず，本研究を進めるにあたり，終始懇切丁寧なご指導とご鞭撻を賜りました，北陸先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科の謝浩然 准教授に心より感謝申し上げます。謝先生には，未熟な私に対し，研究の構想段階からシステムの設計，そして最終的な論文の執筆に至るまで，多角的な視点からのご助言と，研究者としての姿勢をご教授いただきました。先生の熱心なご指導がなければ，本研究を完遂することはできませんでした。

謝研究室の同期の皆様には，日々の研究生活において互いに切磋琢磨し，多くの有益な議論を交わしていただきました。開発における技術的な課題に直面した際の助言や，研究が行き詰まった際の精神的な支えとなってくださったことに深く感謝いたします。皆様と共に過ごした時間は，私にとってかけがえのない財産です。

また，本研究の評価実験において，貴重な時間を割いてご協力いただきましたユーザスタディ被験者の皆様に厚く御礼申し上げます。皆様から頂いた真摯なフィードバックと多くの示唆は，本システムの有用性を検証し，今後の課題を明らかにする上で不可欠なものでした。特に，生成された造形物を手にした際の皆様の驚きや喜びの声は，本研究を進める上での大きな励みとなりました。

最後に，私の学生生活を陰ながら支えてくださった全ての方々に深謝するとともに，本研究で得られた知見を今後の研究活動に活かしていく所存です。

参考文献

- [1] Zeyu Ding, Shogo Yoshida, Takuma Torii, and Haoran Xie. xlimb: Wearable robot arm with storable and extendable mechanisms. In *12th Augmented Human International Conference*, AH2021, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery.
- [2] Mikiya Kusunoki, Linh Viet Nguyen, Hsin-Ruey Tsai, Van Anh Ho, and Haoran Xie. Scalable and foldable origami-inspired supernumerary robotic limbs for daily tasks. *IEEE Access*, Vol. 12, pp. 53436–53447, 2024.
- [3] Federico Parietti and H Harry Asada. Supernumerary robotic limbs for aircraft fuselage assembly: body stabilization and guidance by bracing. In *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 1176–1183. IEEE, 2014.
- [4] MHD Yamen Saraiji, Tomoya Sasaki, Kai Kunze, Kouta Minamizawa, and Masahiko Inami. Metaarms: Body remapping using feet-controlled artificial arms. In *Proceedings of the 31st Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 65–74, 2018.
- [5] Haoran Xie, Zeyu Ding, Shogo Yoshida, Toby Chong, Takuma Torii, and Tsukasa Fukusato. Augmenting human with compact supernumerary robotic limbs. In *13th Augmented Human International Conference*, AH2022, New York, NY, USA, 2022. Association for Computing Machinery.
- [6] Haoran Xie, Kento Mitsuhashi, and Takuma Torii. Augmenting human with a tail. In *Proceedings of the 10th Augmented Human International Conference 2019*, AH2019, New York, NY, USA, 2019. Association for Computing Machinery.
- [7] Mie C. S. Egeberg, Stine L. R. Lind, Sule Serubugo, Denisa Skantarova, and Martin Kraus. Extending the human body in virtual reality: effect of sensory feedback on agency and ownership of virtual wings. In *Proceedings of the 2016 Virtual Reality International Conference*, VRIC '16, New York, NY, USA, 2016. Association for Computing Machinery.

- [8] Ben Shneiderman. Creativity support tools. *Commun. ACM*, Vol. 45, No. 10, p. 116–120, October 2002.
- [9] Ben Shneiderman. *Human-Centered AI*. Oxford University Press, 01 2022.
- [10] Margaret A. Boden. *The Creative Mind: Myths and Mechanisms*. Routledge, 01 2004.
- [11] Chris Anderson. *Makers: The New Industrial Revolution*. Crown Business, 2012.
- [12] Ian Gibson, David Rosen, and Brent Stucker. *Additive Manufacturing Technologies: 3D Printing, Rapid Prototyping, and Direct Digital Manufacturing*. Springer, 2 edition, 2015.
- [13] Rhys Jones, Patrick Haufe, Edward Sells, Pejman Iravani, Vik Olliver, Chris Palmer, and Adrian Bowyer. Reprap – the replicating rapid prototyper. *Robotica*, Vol. 29, No. 1, pp. 177–191, 2011.
- [14] Neil Gershenfeld. *FAB: The Coming Revolution on Your Desktop—From Personal Computers to Personal Fabrication*. Basic Books, 2005.
- [15] Moritz Bächer, Bernd Bickel, Doug L. James, and Hanspeter Pfister. Fabricating articulated characters from skinned meshes. *ACM Trans. Graph.*, Vol. 31, No. 4, July 2012.
- [16] Chenghao Li, Chaoning Zhang, Joseph Cho, Atish Waghware, Lik-Hang Lee, Francois Rameau, Yang Yang, Sung-Ho Bae, and Choong Seon Hong. Generative ai meets 3d: A survey on text-to-3d in aigc era, 2024.
- [17] Ruoshi Liu, Rundi Wu, Basile Van Hoorick, Pavel Tokmakov, Sergey Zakharov, and Carl Vondrick. Zero-1-to-3: Zero-shot one image to 3d object. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 9298–9309, October 2023.
- [18] Ismail Khalid Kazmi, Lihua You, and Jian Jun Zhang. A survey of sketch based modeling systems. In *Proceedings of the 2014 11th International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization, CGIV '14*, p. 27–36, USA, 2014. IEEE Computer Society.
- [19] Eoin Hinchy. *Design for Additive Manufacturing*, pp. 23–50. 09 2019.
- [20] Karl D.D. Willis, Cheng Xu, Kuan-Ju Wu, Golan Levin, and Mark D. Gross. Interactive fabrication: new interfaces for digital fabrication. In *Proceedings*

of the *Fifth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction*, TEI '11, p. 69–72, New York, NY, USA, 2010. Association for Computing Machinery.

- [21] M. D. Gross. Visual languages and visual thinking: sketch based interaction and modeling. In *Proceedings of the 6th Eurographics Symposium on Sketch-Based Interfaces and Modeling*, SBIM '09, p. 7–11, New York, NY, USA, 2009. Association for Computing Machinery.
- [22] Takeo Igarashi, Satoshi Matsuoka, and Hidehiko Tanaka. Teddy: a sketching interface for 3d freeform design. In *Proceedings of the 26th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, SIGGRAPH '99, p. 409–416, USA, 1999. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co.
- [23] Olga A. Karpenko and John F. Hughes. Smoothsketch: 3d free-form shapes from complex sketches. *ACM Trans. Graph.*, Vol. 25, No. 3, p. 589–598, July 2006.
- [24] Andrew Nealen, Takeo Igarashi, Olga Sorkine, and Marc Alexa. Fibermesh: designing freeform surfaces with 3d curves. *ACM Trans. Graph.*, Vol. 26, No. 3, p. 41–es, July 2007.
- [25] Johanna Delanoy, Mathieu Aubry, Phillip Isola, Alexei A. Efros, and Adrien Bousseau. 3d sketching using multi-view deep volumetric prediction. *Proc. ACM Comput. Graph. Interact. Tech.*, Vol. 1, No. 1, July 2018.
- [26] Zhaoliang Lun, Matheus Gadelha, Evangelos Kalogerakis, Subhransu Maji, and Rui Wang. 3d shape reconstruction from sketches via multi-view convolutional networks. In *2017 International Conference on 3D Vision (3DV)*, pp. 67–77, 2017.
- [27] Chenlin Meng, Yutong He, Yang Song, Jiaming Song, Jiajun Wu, Jun-Yan Zhu, and Stefano Ermon. Sdedit: Guided image synthesis and editing with stochastic differential equations, 2022.
- [28] Chitwan Saharia, William Chan, Huiwen Chang, Chris Lee, Jonathan Ho, Tim Salimans, David Fleet, and Mohammad Norouzi. Palette: Image-to-image diffusion models. In *ACM SIGGRAPH 2022 Conference Proceedings*, SIGGRAPH '22, New York, NY, USA, 2022. Association for Computing Machinery.
- [29] Lvmin Zhang, Anyi Rao, and Maneesh Agrawala. Adding conditional control to text-to-image diffusion models. In *2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 3813–3824, 2023.

- [30] Tim Brooks, Aleksander Holynski, and Alexei A. Efros. Instructpix2pix: Learning to follow image editing instructions. In *2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 18392–18402, 2023.
- [31] Ben Poole, Ajay Jain, Jonathan T. Barron, and Ben Mildenhall. Dreamfusion: Text-to-3d using 2d diffusion. In *The Eleventh International Conference on Learning Representations*, 2023.
- [32] Yicong Hong, Kai Zhang, Jiuxiang Gu, Sai Bi, Yang Zhou, Difan Liu, Feng Liu, Kalyan Sunkavalli, Trung Bui, and Hao Tan. Lrm: Large reconstruction model for single image to 3d. *ArXiv*, Vol. abs/2311.04400, , 2023.
- [33] Jiaxiang Tang, Zhaoxi Chen, Xiaokang Chen, Tengfei Wang, Gang Zeng, and Ziwei Liu. Lgm: Large multi-view gaussian model for high-resolution 3d content creation. In *Computer Vision – ECCV 2024: 18th European Conference, Milan, Italy, September 29–October 4, 2024, Proceedings, Part IV*, p. 1–18, Berlin, Heidelberg, 2024. Springer-Verlag.
- [34] Jianfeng Xiang, Zelong Lv, Sicheng Xu, Yu Deng, Ruicheng Wang, Bowen Zhang, Dong Chen, Xin Tong, and Jiaolong Yang. Structured 3d latents for scalable and versatile 3d generation, 2025.
- [35] Ilya Baran and Jovan Popović. Automatic rigging and animation of 3d characters. *ACM Trans. Graph.*, Vol. 26, No. 3, p. 72–es, July 2007.
- [36] Zhan Xu, Yang Zhou, Evangelos Kalogerakis, Chris Landreth, and Karan Singh. Rignet: neural rigging for articulated characters. *ACM Trans. Graph.*, Vol. 39, No. 4, August 2020.
- [37] Jia-Peng Zhang, Cheng-Feng Pu, Meng-Hao Guo, Yan-Pei Cao, and Shi-Min Hu. One model to rig them all: Diverse skeleton rigging with unirig, 2025.
- [38] Jacques Calì, Dan A. Calian, Cristina Amati, Rebecca Kleinberger, Anthony Steed, Jan Kautz, and Tim Weyrich. 3d-printing of non-assembly, articulated models. *ACM Trans. Graph.*, Vol. 31, No. 6, November 2012.
- [39] Stelian Coros, Bernhard Thomaszewski, Gioacchino Noris, Shinjiro Sueda, Moira Forberg, Robert W. Sumner, Wojciech Matusik, and Bernd Bickel. *Computational Design of Mechanical Characters*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 1 edition, 2023.

- [40] Bernhard Thomaszewski, Stelian Coros, Damien Gauge, Vittorio Megaro, Eitan Grinspun, and Markus Gross. Computational design of linkage-based characters. *ACM Trans. Graph.*, Vol. 33, No. 4, July 2014.
- [41] Chenfei Wu, Jiahao Li, Jingren Zhou, Junyang Lin, Kaiyuan Gao, Kun Yan, Sheng ming Yin, Shuai Bai, Xiao Xu, Yilei Chen, Yuxiang Chen, Zecheng Tang, Zekai Zhang, Zhengyi Wang, An Yang, Bowen Yu, Chen Cheng, Dayiheng Liu, Deqing Li, Hang Zhang, Hao Meng, Hu Wei, Jingyuan Ni, Kai Chen, Kuan Cao, Liang Peng, Lin Qu, Minggang Wu, Peng Wang, Shuting Yu, Tingkun Wen, Wensen Feng, Xiaoxiao Xu, Yi Wang, Yichang Zhang, Yongqiang Zhu, Yujia Wu, Yuxuan Cai, and Zenan Liu. Qwen-image technical report, 2025.
- [42] Feng-Lin Liu, Hongbo Fu, Yu-Kun Lai, and Lin Gao. Sketchdream: Sketch-based text-to-3d generation and editing. *ACM Trans. Graph.*, Vol. 43, No. 4, July 2024.
- [43] J. A. Nelder and R. Mead. A simplex method for function minimization. *The Computer Journal*, Vol. 7, No. 4, pp. 308–313, 1965.
- [44] Jeffrey C. Lagarias, James A. Reeds, Margaret H. Wright, and Paul E. Wright. Convergence properties of the nelder–mead simplex method in low dimensions. *SIAM Journal on Optimization*, Vol. 9, No. 1, pp. 112–147, 1998.
- [45] Michael Dawson-Haggerty. trimesh: Python library for loading and using triangular meshes. <https://github.com/mikedh/trimesh>, 2014. Accessed: 2026-02-02.
- [46] Emmett Lalish and contributors. manifold3d: Mesh boolean and geometry library (python package). <https://pypi.org/project/manifold3d/>. Accessed: 2026-02-02.
- [47] Muyang Li*, Yujun Lin*, Zhekai Zhang*, Tianle Cai, Xiuyu Li, Junxian Guo, Enze Xie, Chenlin Meng, Jun-Yan Zhu, and Song Han. Svdquant: Absorbing outliers by low-rank components for 4-bit diffusion models. <https://huggingface.co/nunchaku-ai/nunchaku-qwen-image-edit-2509>, 2025. Accessed: 2026-01-12.
- [48] Abubakar Abid, Ali Abdalla, Ali Abid, Dawood Khan, Abdulrahman Alfozan, and James Zou. Gradio: Hassle-free sharing and testing of ml models in the wild. *arXiv preprint arXiv:1906.02569*, 2019.

- [49] Aaron Bangor, Philip Kortum, and James Miller. Determining what individual SUS scores mean: adding an adjective rating scale. *J. Usability Studies*, Vol. 4, No. 3, p. 114–123, May 2009.