

模写による絵の練習支援のための インタラクティブなメッシュガイダンスの生成

鈴木 健^{1,a)} 福里 司^{1,b)} 五十嵐 健夫^{1,c)}

概要：イラスト模写を行う際、概形をとらえてから細部を描き込む方法が用いられている。この考え方を元に Iarussi らは、入力画像のシルエット線を単純化したブロックインをはじめ、数種類のガイダンスを生成する手法と、模写向けのフィードバック機能を提案した。しかしこの手法は細部に対するガイダンスを行うことができず、細部の模写は未だに困難である。そこで本研究では、(1) メッシュベースのガイダンスを生成する手法と、(2) 生成用のユーザインターフェースを提案する。具体的には、入力画像に対してユーザは矩形領域を指定し、その領域内にサンプリングされた点群（基準点）から三角形メッシュを生成するものである。指定領域の三角形メッシュをガイダンスとすることで、ユーザは全体的なバランスと細部の把握が容易となり、効率的かつ高品質な模写を実現する。

1. はじめに

イラストや絵画の模写は、対象（模写元）の線を（何も考えずに）描くようなコピー作業ではなく、「対象の比率やバランスをとらえる観測力」や「見たものを忠実に描く力」を身につけるための代表的な練習方法である [1], [2], [3]. 模写の手順は主に、(1) 対象の位置や比率を測り、単純な図形化（例：長方形や三角形）を行う、(2) 各図形の中にパーツ部を描く、(3)（描いた絵の向きやサイズを変更しながら）描いた絵と模写元を比較し、誤差を適宜修正する、が挙げられる。しかし、対象物体を図形化する作業は、ユーザが「ここまで測れば形が歪まずに絵を描ける」と思えるようになるまで、比率の測定（細部の比率も含）を行わなければならない、初心者にとっては非常に難しい作業である。

このような背景の下、Iarussi ら [4] は、入力画像（模写元）から数種類のガイダンス（例：シルエット情報を近似した多角形）を生成する手法及び、模写結果の絵のクオリティを評価するフィードバックシステムを提案した。しかしこの手法は、模写対象の大枠に対するガイダンスを生成するにすぎず、大枠を捉えれば描ける程度の画力を有するユーザの支援はできるものの、細部の比率を把握しなくてはならない初心者ユーザには不十分である。これらの課題を解決するには、模写元の細部の比率を捉えることができるガイダンス形状を再検討する必要がある。

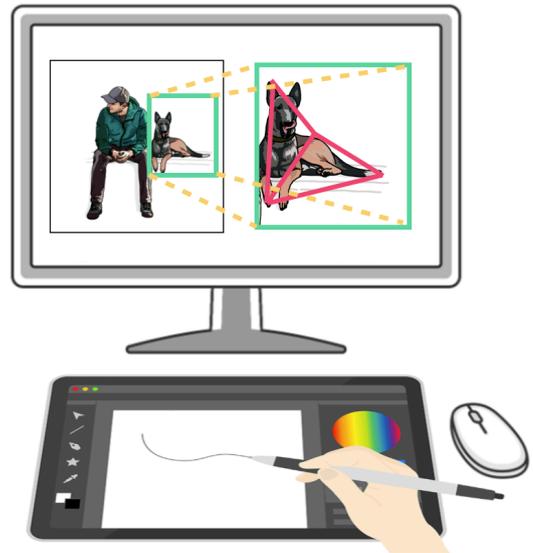


図 1 本システムの概要。入力画像を模写するための、選択領域（緑枠）に対するガイダンス（赤線）を表示する。ガイダンスによって、ユーザは各領域の比率を把握しつつ、手元のキャンバス上で模写を行う。

そこで我々は、作図が容易な図形「三角形」に着目し、模写元の比率を測る際の基準点をサンプリングする手法及び、三角形メッシュを用いたガイダンス手法を提案する。更に、ユーザの画力に合わせてガイダンスの詳細度を調整できる機能（ガイダンスを生成する矩形領域やサンプリング点数など）を有するユーザインターフェースを同時に提案し、ユーザテストを通して有用性を検証する。

¹ 東京大学

a) suzuki-ken2104@g.ecc.u-tokyo.ac.jp

b) tsukasafukusato@is.s.u-tokyo.ac.jp

c) takeo@acm.org

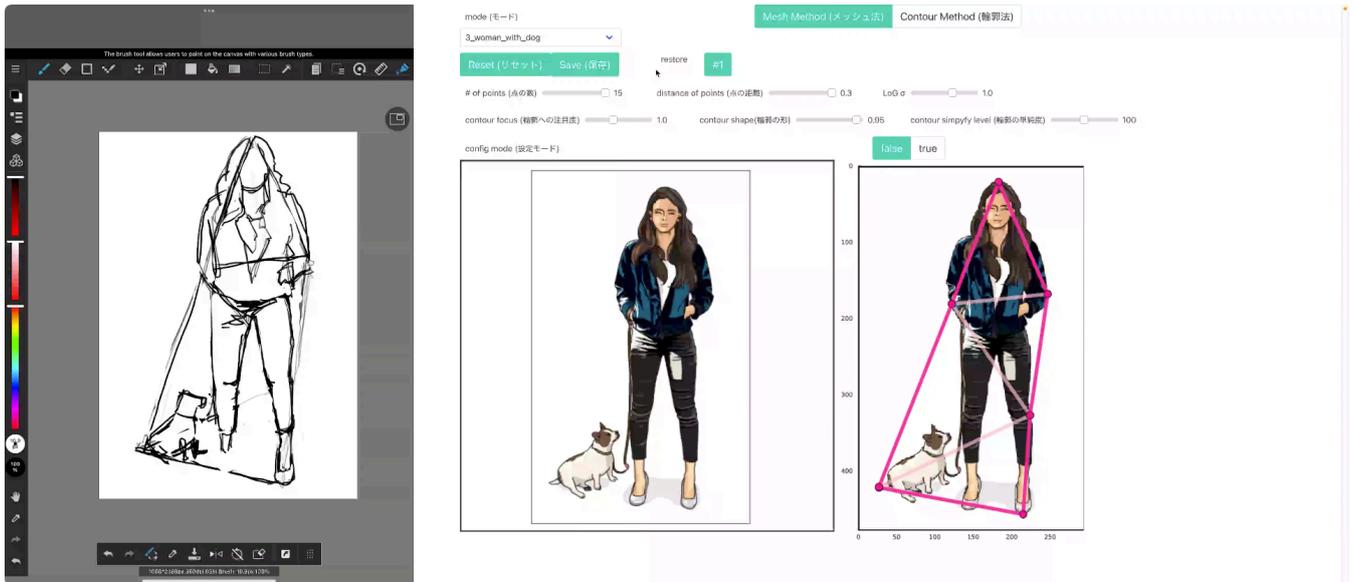


図 2 提案インターフェース (右) とユーザが模写をするキャンパス (左)。

2. 関連研究

近年, “全く絵が描けないユーザ” がテキストだけで画像を自動生成する技術が注目されている (例: DALL-E2 や Midjourney, Stable Diffusion 等). これらの技術は, 大量の試行錯誤から, 人間の考え付かなかったアイデアを生み出す可能性を秘めている一方で, 言語での表現が難しいニュアンス・細部のこだわりを再現するのは至難の業である. ユーザが満足するような作品を生成するには, 人間による判断や修正が必要不可欠な状況にある. つまり, これからの画像生成の時代においても, 各個人にはイラストや絵画に関する知識や技術, それに伴う経験を高めることは非常に重要であると言える.

ユーザの絵を描く作業自体を支援する方法として, データベースのイラストや自動生成結果をガイダンスとする手法が挙げられる [5]. 例えば Shadow Draw [6] は, 絵を描く際のトレース作業に着目し, キャンパス上に描いたストローク情報 (描き途中) を基に, データベースから類似画像の検索及び (背景画像として) 表示することで, (ユーザが描きたいと推測された) イラスト全体のバランスを整えやすくする機能を実現している. また, SketchRNN [7] は現在のストローク線を基に, 次のストロークを予測する機能を提案した. このようなトレース機能は「綺麗な線を引く練習」や「細かい部分の表現を覚える」際には非常に効果的であるものの, 空間把握能力 (全体のバランスをとらえる力) や再現力 (見たものを忠実に描く力) といったスキルの向上にはつながらない点が課題となっている.

Iarussi [4] は, 空間把握能力を向上させるための練習法である「模写」に着目し, 入力画像 (模写元) から数種類のガイダンスを生成する機能と, 模写結果のクオリティを

評価するための形状比較の機能を搭載したユーザインターフェースを開発した. このシステムではトレース手法と異なり, ユーザが模写元の概形を捉えやすくすることを目的としているため, 模写元の画像全体からガイダンスを生成している. しかし, 空間把握能力が不十分なイラスト初心者にとっては, 画像全体を対象にしたガイダンスは細部の比率までを把握することは難しく, (ある程度) 内部領域の比率などを可視化しなければならない.

そこで本研究では, Iarussi らのシルエットベースの手法を拡張し, 模写対象の細部の比率をとらえることができるガイダンス生成方法を検討した.

3. 提案手法

入力画像 (模写元) の画像特徴量を基に, 比率を測るための基準点及びガイダンスの作成方法について紹介する. 具体的な手順は以下に示す.

3.1 ガイダンス生成手法

模写元の矩形領域 (入力) の概形を捉えるための基準点を決定するために, 以下の三つの特徴量を組み合わせることで各ピクセルの重要度を計算する.

一つ目はエッジ上にあるピクセルの重要度を高くするための項である. 今回は, グレースケールに変換した入力イラストに LoG フィルタを適用することで得られた勾配情報を用いた (勾配の値を 0 から 1 になるように正規化している). 二つ目は, 輪郭線の特徴的な箇所を取得するためのものである. 具体的には, Suzuki らの手法 [8] によって取得した輪郭線の点列に Douglas-Peucker アルゴリズム [9] を適用し, 単純化された輪郭線 (点列) の頂点座標に一定のスコア 0.5 を割り当てた. 三つ目は, イラスト内の各ピク



図 3 ユーザテストで使用した模写用イラストのペア。

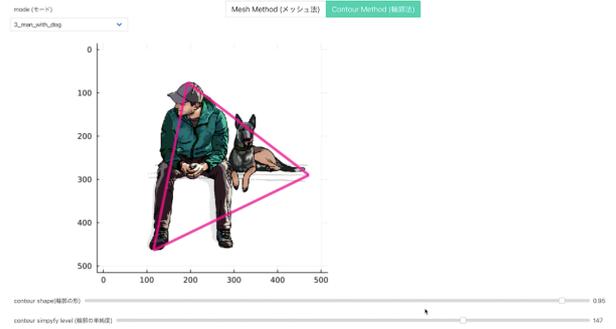


図 4 ベースラインのユーザインターフェース

セルと背景領域との距離を表すものである。今回は、前景領域の各ピクセルを中心に、一辺が矩形領域の短辺の0.7倍の長さとなる正方形ウィンドウを作成する。得られたウィンドウ中で背景領域と同色のピクセル数をカウントした(最大値で正規化している)。以上の手順で得られた特徴量の重み付き線形和を各ピクセルの重要度とした。

得られた各ピクセルの重要度を用いて(比率を図るための)基準点を決定する。具体的には、(1)重要度が最も高いピクセルの位置にサンプリング点を配置し、(2)近傍ピクセルにサンプリングされないようにペナルティ値を付与することで重要度を更新する。この処理をユーザが指定した頂点数になるまで繰り返すことでサンプリングを行った。

得られたサンプリング点に対し、制約なしドロネー三角形分割アルゴリズム [10] を適用することで三角形メッシュベースのガイダンスを自動生成する。

3.2 ユーザインターフェース

上記の機能を搭載したユーザインターフェースを構築した(図2)。本インターフェース上では、ユーザは入力した模写元の画像(画面左)に矩形領域を指定し、その領域に対するメッシュガイダンスを表示することができる(画面右)。また、ガイダンス生成用のパラメータを調整するためのスライダ操作を用いることで、ユーザの画力にあわせたガイダンスを生成することができる。更に、注目領域と各パラメータに対するメッシュデータをキャッシュすることで、インタラクティブな速度での生成を実現している。

4. ユーザテスト

提案システムの有用性を検証するために、16名の被験者(男性12名、女性4名)を対象とするユーザテストを実施した。被験者の年齢層は22から36歳、利き手は右利き13名、左利き2名、両利き1名であった。また、事前に各自の絵を描く経験が、「1:義務教育程度」、「2:趣味で絵を描く程度」、「3:専門教育を受けた or 仕事にしている or 定期的に絵を描く」のいずれに属するかを回答してもらった結果、1は11名、2は4名、3は1名となった。

4.1 手順

はじめに被験者に対して、我々が事前に用意した8枚のイラスト(図3)を難易度順に並べる「並び替えタスク」を与えた。次に被験者は、並び替えタスクで用いたイラストの2種類を、提案手法とベースライン手法で生成されたガイダンスを用いて模写してもらった「模写タスク」を行った。各被験者に与えられるイラストのペアは図3のように設定している。但し、提示される2枚のイラストのうち「どちらのイラストを先に模写するか」「どちらの手法を用いるか(提案手法 or ベースライン)」の割り当て方は4通り存在するため、一つの画像ペアに対して被験者を4人割り当て、全ての組み合わせを網羅した。

ベースラインとして、Iarussi [4] のブロックイン(=シルエット線を単純化し、多角形ポリゴンを生成する)の機能を有するユーザインターフェースを作成した(図4)。このインターフェースでは、シルエット線の単純化アルゴリズムのための頂点数の調整用スライダを追加している。

提案手法及びベースラインのユーザインターフェースはいずれも MacBook Pro (2.3GHz 8-Core Intel Core-i9 RAM32GB) 上で実行し、模写を行うキャンバスとして iPad Pro を用いた。

4.2 結果

図5に並び替えタスクの結果を示す。この結果から、我々が事前に用意した8種類のイラストのうち、少数かつ単純な図形(例:球体など)で構成されるイラストは難易度が低く、人物の全身画(+動物)といったイラストは難易度が高いことがわかった。以下、それぞれの難易度(順番)に応じた模写結果の傾向を分析する。

図7に被験者による模写結果と入力画像(模写元)を重ねた結果を示す。各被験者について模写結果のうち、左側が提案手法、右側がベースライン手法を用いた結果である。また各イラストのペアの上段は、はじめに提案手法を利用し次にベースライン手法を用いた被験者、下段はその逆順で手法を用いた被験者である。この結果から、難易度の低いイラスト(レモンやペンギン)では、提案手法とベースライン手法による模写結果に大きな差がないことが分かる。

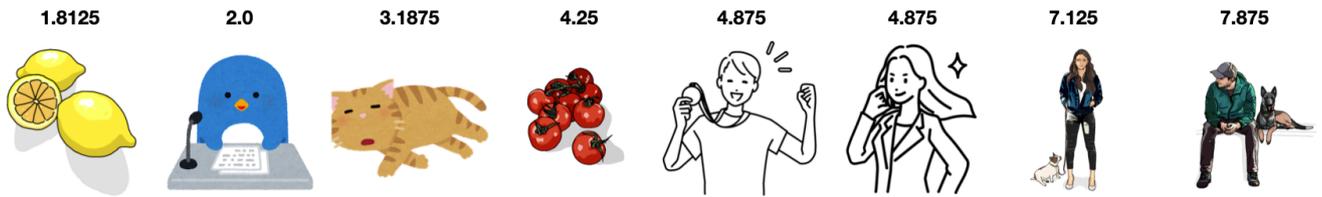


図5 並べ替えタスクの結果。平均順位が高い(値が小さい)ほど難易度が低いことを意味する。

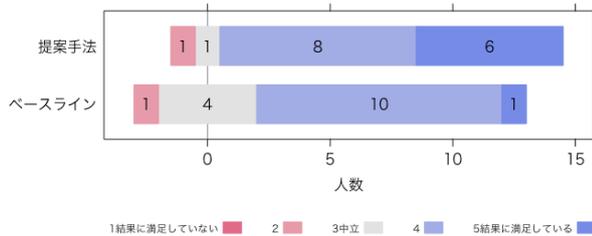


図6 模写結果に対するユーザの満足度。(上) 提案手法, (下) ベースライン。

その一方で難易度が高いイラスト(人物画)の場合, 提案手法を用いた模写結果は全体の比率の誤差が少ないことが分かる。また, 被験者のコメントとして, 細部情報を多く含む難易度の高いイラストは, シルエット情報だけでは内部のバランスをとることができなかったとの回答が多かった。このことから, 提案手法は細部情報が多く含まれる複雑なイラスト模写においてより有用な結果が得られることが予想される。

模写結果に対する主観的な満足度について5段階リッカート尺度でアンケートを行った結果を図6に示す。この結果, 提案手法による模写結果の満足度(平均)は4.19であったのに対して, ベースラインは3.69であった。更に, ベースラインに「5結果に満足している」と回答した被験者は1名だったのに対し, 提案手法は6名であったことから, 提案手法による模写への満足度が高いことがわかった。

また, 提案システムの System Usability Scale [11] は73.59(平均)であった。この結果は, Bangorら [12] の基準で良好な評価を得られていると言える。

5. まとめ

本研究では, イラストや絵画の概形をとらえるためのメッシュベースのガイダンスをインタラクティブに生成する手法を提案し, ユーザテストによって有用性を検証した。検証した結果, 被験者はシルエット線のみを用いたガイダンス方法(ベースライン)と比較し, 提案手法に対する満足度が高かった。また, 各ユーザが描いた模写結果を模写元と重ねて比較した結果, (比較的難易度の低いイラストについては大差がなかったものの) 比較的高難易度なイラストに対しては, 全体形状の誤差が少ない模写ができることがわかった。

謝辞 模写用イラストは, ベクターシェルフ*1の「男性とシェパード」「愛犬と散歩中の女性」「プチトマト」「レモン3個」, いらすとや*2の「ペンギンのアナウンサーのイラスト」「ごろごろする猫のイラスト」, ちょうどいいイラスト*3の「キャリアウーマンのイラスト」「メダリスト(男)のイラスト」を使用させていただいた。本研究はJSPS科研費19K20316の支援を受けて実施されたものである。

参考文献

- [1] 室井康雄: アニメ私塾流 最速でなんでも描けるようになるキャラ作画の技術, 株式会社エクスマレッジ (2017).
- [2] 室井康雄: なぞるだけで絵がうまくなる! アニメ私塾式キャラ作画上達ドリル, 宝島社 (2020).
- [3] 押山清高: 押山式作画術, 株式会社KADOKAWA (2021).
- [4] Iarussi, E., Bousseau, A. and Tsandilas, T.: The Drawing Assistant: Automated Drawing Guidance and Feedback from Photographs, *ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 183–192 (2013).
- [5] Huang, Z., Peng, Y., Hibino, T., Zhao, C., Xie, H., Fukusato, T. and Miyata, K.: DualFace: Two-Stage Drawing Guidance for Freehand Portrait Sketching, *Computational Visual Media*, Vol. 8, No. 1, pp. 63–77 (2022).
- [6] Lee, Y. J., Zitnick, C. L. and Cohen, M. F.: Shadowdraw: real-time user guidance for freehand drawing, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 30, No. 4, pp. 27:1–27:10 (2011).
- [7] Ha, D. and Eck, D.: A Neural Representation of Sketch Drawings, *ArXiv e-prints* (2017).
- [8] Suzuki, S. and Abe, K.: Topological structural analysis of digitized binary images by border following, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 30, No. 1, pp. 32–46 (1985).
- [9] Douglas, D. H. and Peucker, T. K.: Algorithms for the Reduction of the Number of Points Required to Represent a Digitized Line or Its Caricature, *Cartographica: The International Journal for Geographic Information and Geovisualization*, Vol. 10, pp. 112–122 (1973).
- [10] Springel, V.: E pur si muove: Galilean-invariant cosmological hydrodynamical simulations on a moving mesh, *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, Vol. 401, No. 2, pp. 791–851 (2010).
- [11] Brooke, J.: *SUS: A 'Quick and Dirty' Usability Scale*, CRC Press, Boca Raton, FL, USA (1996).
- [12] Bangor, A., Kortum, P. and Miller, J.: Determining what individual SUS scores mean: Adding an adjective rating scale, *Journal of usability studies*, Vol. 4, No. 3, pp. 114–123 (2009).

*1 <https://vectorshelf.com/>

*2 <https://www.irasutoya.com/>

*3 <https://tyoudoii-illustr.com/>

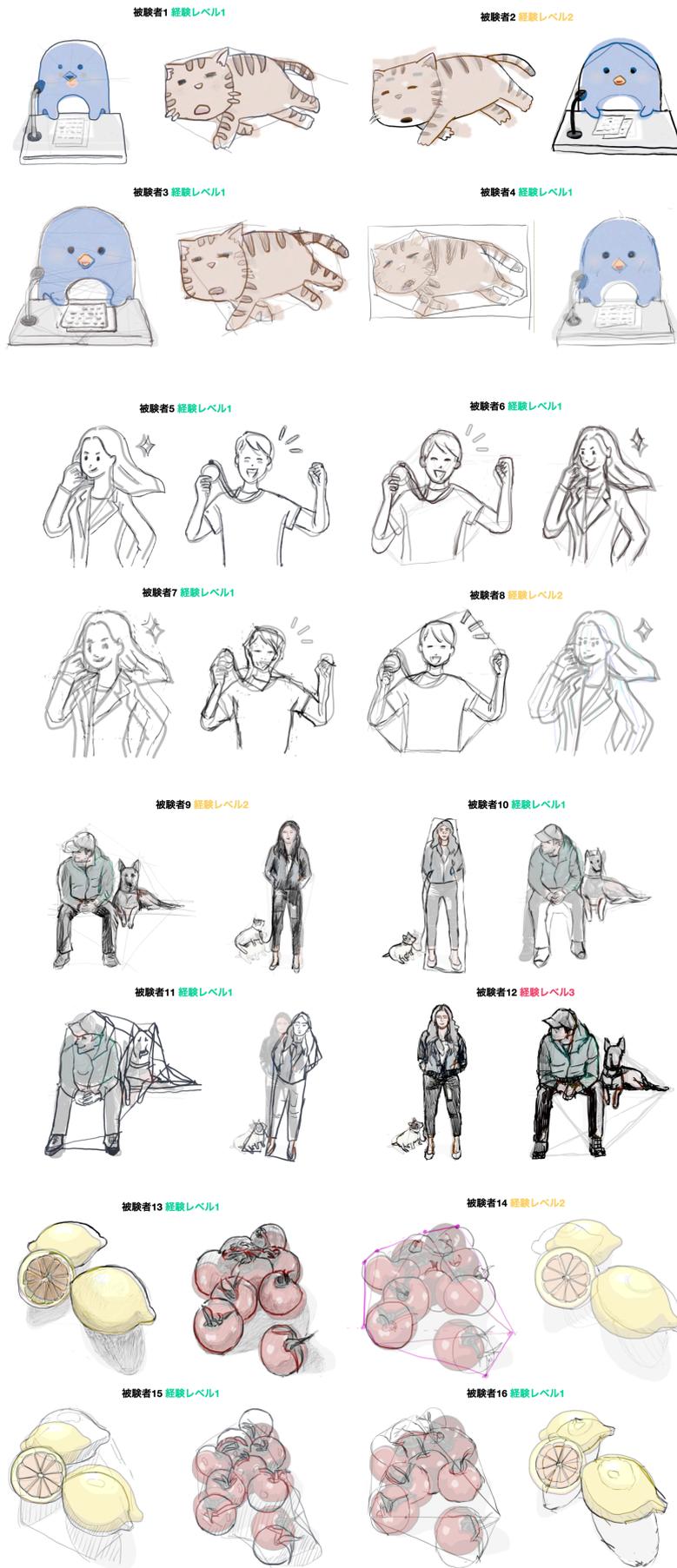


図 7 模写結果. 各被験者に対して (左側) 提案手法, (右側) ベースライン手法を意味する. また, 各イラストのペアに対し, (上段) はじめに提案手法, 次にベースライン手法を用いた被験者, (下段) その逆順で手法を試した被験者による結果を示す.