

## 姿勢推定を援用した実人型モデルの描画学習支援システム

西澤博大<sup>1)</sup> (非会員)      浦正広<sup>2)</sup> (正会員)      宮田一乗<sup>1)</sup> (正会員)

1) 北陸先端科学技術大学院大学 知識科学系 2) 金沢工業大学 情報フロンティア学部

## A Self-Learning Support System for Drawing Actual Human Body Model by Pose Estimation

Hiroto Nishizawa<sup>1)</sup>(Non Member)

Masahiro Ura<sup>2)</sup>(Member)      Kazunori Miyata<sup>1)</sup>(Member)

1) School of Knowledge Science, Japan Advanced Institute of Science and Technology

2) College of Informatics and Human Communication, Kanazawa Institute of Technology

{s1610023, miyata} @ jaist.ac.jp, mura @ neptune.kanazawa-it.ac.jp

### アブストラクト

本研究では、実物の人型モデルを対象にした描画の学習支援システムを提案する。絵を描き始めた初心者にとって、モデルの人体比率を把握することや骨格構造に則った絵を描くことは容易ではない。本システムでは、モデルや描いた人体像の姿勢推定を行い、得られた姿勢座標から実物のモデルに骨格線分を重畳し、描いた絵に対して骨格に着目して評価をする。これにより、人体を正確に描く技術の体得を目指す。複数人に様々な条件で絵を描かせ、本システムの学習効果の検証を行った結果、本システムを用いることで骨格認識力の向上や絵の上達を確認した。

### Abstract

This research proposes a learning support system for drawing on actual human body model. For beginners at drawing picture, it is not easy to grasp the human body ratio of the model and to draw a picture in accordance with the skeletal structure. The proposed system extracts posture information from an actual human body model and drawn picture, and generates skeleton line segments. Then, the system superimposes the skeleton line segments on the actual model using a transmission type display. Finally, the system gives an evaluation focused on the skeleton, using the posture data obtained by posture estimation from the drawn picture. In conclusion, we confirmed that the system improves skeletal cognitive ability and drawing skill, and is suitable for more practical drawing.

## 1. はじめに

専門的に絵を学んでいない初心者にとって、バランスがとれた全身の人体像を描くことは難しい。絵画の基礎訓練としてのデッサンは、3次元物体（実物）を見て描くこと、構造を理解して描くことが重要とされている[1]。また、モチベーションを保つことも絵を学習するために大事な要素となる。モチベーションを保つ方法の1つに、他者からコメントをもらうなど、成果物に対して客観的評価を得ることが挙げられる。一方、絵を上手く描けない人の中には、自分の絵を他人に見せることへの抵抗がある人もいる。そのため、人の目が介入しない状態で「自身の間違っているところを気付かせる支援」ができれば、モチベーションの向上と絵の効率的な上達ができると考える。

本研究では、描く対象を実物のモデルとした描画学習支援システムを提案する。従来システムでは行われていなかった実物のモデルを対象にすることで、より実践的なデッサンの学習環境を提供する。また、描いた絵を評価するシステムを構築することで、学習効率の向上も目指す。本研究の利用対象は「バランスの取れた絵を描けない人」である。提案システムでは、実物の人型モデルに透過ディスプレイを通して骨格を重畳し、人体構造への理解を支援する。また、描いた絵を、その骨格に着目して評価し、間違いに気付かせることで主体的な学習支援を行う。骨格重畳や絵の評価に用いる関節座標データは、モデルや描いた絵に対する姿勢推定法を用いて抽出する。最終的に、本システムを用いた評価実験により、骨格認識力の向上や絵のスキルが効率よく上達できることを示す。

なお、本研究が支援する描画対象は、陰影を意識して描くデッサンではなく、全身の構造を素早くとらえて、全体を意識して線のみで形を描くクロッキーと呼ばれるデッサンとする。

## 2. 関連研究

これまでに描画支援に関する様々な研究が行われている。本研究では、人形状の人型モデルをバランスよく描けるようになることを目的としており、提示による支援だけでなく評価も行う。そこで、描く対象が実物もしくは人の形状、支援の対象がバランス、描画に対して何らかの評価をフィードバックする描画学習支援の事例を調査した。

### 2.1 実物の描画を対象とした支援

見たものをそのままトレースできる、新感描スケッチマジカルイラストレーター<sup>1</sup>という商品がある。反射板が付いた眼鏡とキャンバスにより構成されており、眼鏡の前に物体を配置して眼鏡を覗くと、その視界はキャンバス上に物体が重畳されたものとなる。この重畳された物体をなぞることで、実物体のトレースが可能となる。この商品は児童向けのものであり、絵について学校などで学んでいない児童でも、対象物に近い描画結果が得られることが示されている。

### 2.2 人物の描画およびバランスを対象とした支援

人物の描画を支援する研究では、人物の構造が建物などの人工物に比べて複雑であることを背景としているためか、バランスも支援の対象としているものが多い。

著者の研究グループではこれまでに、人の顔を描く際のアタリの描き方を支援する研究を行っている[2]。この研究では、ユーザが様々なアングルの顔のアタリを描いたときに、それに対応した顔の3Dモデルを描いた絵と重ね合わせることで、視覚的に誤差を理解させるシステムを提案している。このシステムを用いることで、顔をバランスよく描く学習が効率的に行えることを示している。

全身の絵を描く学習支援として、骨格と輪郭線を診断する人物画の学習支援の研究がある[3]。描画対象はディスプレイに表示した人物3Dモデルであり、骨格の診断フェーズと輪郭線の診断フェーズで段階的に支援している。この研究では、人体の比率を把握するための観察力と、描く対象となるモデルを忠実に描く技術の体得を目標としている。また、人物画の姿勢を推定した3Dモデルを表示することで、デッサンの整合性を確認可能なシステムを制作した研究がある[4]。モーションキャプチャを用いて様々なポーズの姿勢データを作成し、そのデータセットをDeep Learningで学習させて、簡易的に描いた骨格（いわゆる棒人間）の姿勢推定を行っている。これにより、描きたい姿勢の棒人間を平面上に描くとその3Dモデルが表示され、姿勢の整合性が取れているかを目視で確認できる。ほかに、ARを用いて紙上にデッサン人形を表示する研究もある[5]。描画支援においてペンタブレットが用いられるケースが多いが、利用者が実際の環境で用いる紙やペンとは使用感が異なる。ARを用いることで実際の描画環境にデッサン人形を重畳でき、マーカーを操作することで人形の姿勢や大きさなども変更可能である。

特にバランスに着目した支援として、熟練者の視線を取り入れた研究がある[6]。デッサンにおいて熟練者は、対象物の一部を基準にして、他の部分とのバランスを比較することで形状を把握する比例法という測定方法を用いて、描画を行う。しかし、これは言語化されていない暗黙知であり、非熟練者がこの手法を用いて描画することは難しい。そこで、アイカメラにより計測した視線を可視化するシステムを構築し、熟練者がそれを使用しながら、その視線の意図を口頭で伝える仕組みを構築することで、熟練者の知見を取り入れた学習を実現している。

### 2.3 描画への評価を提供する支援

絵の評価に着目した研究として、模写した人物キャラクターの絵を評価した事例がある[7]。この研究では、ユーザの描いた絵がどの程度上手いのかを点数化している。人物キャラクターの顔を対象とし、顔を構成するパーツから特徴量を抽出する。そして、模写の対象とユーザが描いた絵を特徴量で比較をすることで絵の評価を行う。最終的な目標として、描いた絵に客観的な評価を与えることで、学習者の技術力とモチベーションの向上を目指している。

<sup>1</sup> <http://girls.channel.or.jp/magicalillustrator/>

## 2.4 本研究の位置づけ

2.2節および2.3節に挙げた事例では、人物の顔に特化したシステムや画面内の3D人物モデルを対象とした学習支援法が提案されている。しかし、絵画の基礎訓練としてのデッサンでは、実物を見て描くことが重要とされる。また、絵の学習において重要なことは、モチベーションを高く保って練習することである。絵の技術を向上させるためには、好きなものを描くことが一番の近道であると言われており、それらを描画対象にすることでモチベーションの維持が期待できる。2.1節で挙げた事例ではこれらの要素を満たしてはいるものの、描くというよりはなぞる行為であり、支援がなくなった際に支援がある状態と同様の描画結果を得ることは困難であると考えられる。

以上を踏まえて本研究では、自分の身近にある「好きなもの」を対象とできる、「実物モデルへのヒントの提示」、「描いた絵のどこが間違っているのかを気付かせる」、「客観的にコンピュータで絵の評価」の支援を行う学習環境を構築する。

## 3. 姿勢推定を援用した描画学習支援システム

本研究では、姿勢推定を援用することで、実人型モデルの描画学習支援を行うシステムを開発する[8]。本システムで想定している使用環境の例を図1に、学習およびシステムの処理の流れを図2にそれぞれ示す。

はじめに、学習者はモデルのポーズと構図を決定する。学習者の描く視点からモデルを撮影し、学習者と同じ視点から見たモデルの画像を取得する。取得した画像に対し、姿勢推定のアルゴリズム[9]を用いて関節の座標データを抽出し、モデルに重畳する骨格画像を生成する。生成した骨格画像を透過ディスプレイに表示し、学習者の視点から見てモデルと骨格画像が重なるように表示位置を調整する。

学習者は液晶ペンタブレットを使用し、骨格を重畳したモデルを観察しながら、レイヤー機能を備えた一般的なペイントツールで描く。これは、評価の際に下書きが本書きに影響を及ぼさないようにするためである。学習者が描いた絵に対しても、後工程の類似度計算に用いる座標データを得るために姿勢推定を行う。ここで、学習者が描いた絵は線画であり、姿勢推定のアルゴリズムを直接使用することができない。そのため、自動着色システムで線画に対して着色処理を行い、得た画像に対して姿勢推定を行う。

モデルの関節座標データと描いた絵から得た関節座標データを用いて、骨格に着目した絵の評価とフィードバックを行う。モデルと描いた絵の骨格の角度や大きさから類似度を算出し、学習者に絵の評価結果を提示する。また、モデルと描いた絵の骨格を重ねて表示することで、視覚的なズレとコメントを提示しフィードバックとする。

以上のように、本システムでは様々なポーズをとる人体モデルにおいて、人体構造の認識をするための支援や描いた絵に対しての評価を行い、効率よく学習するための環境を提供する。

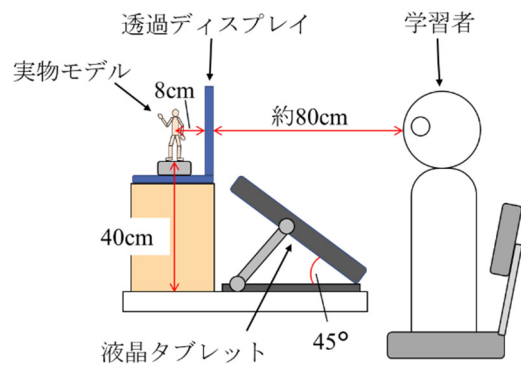


図1. 使用環境例。

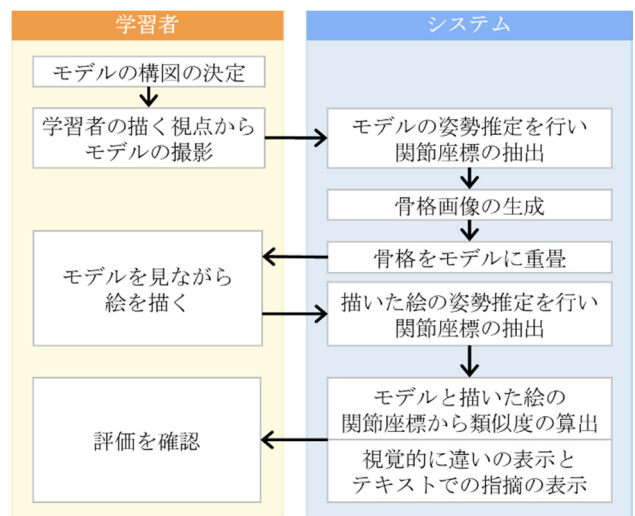


図2. システムの流れ。

### 3.1 姿勢推定

実物のモデルや描いた絵の姿勢推定には、Zhe CaoらのOpenPose[9]を利用する。OpenPoseでは、単眼のwebカメラで撮影した画像から画像中の人の姿勢推定を行うことが可能である。OpenPoseは実際の人を対象とした姿勢推定システムではあるが、人型の造形物でも推定が可能である。たとえば、図3(a)のボーイング人形を入力とした場合に図3(b)のように鼻、首、右肩、右肘、右手首、左肩、左肘、左手首、右腰、右膝、右足首、左腰、左膝、左足首の14点の座標からなる骨格として姿勢が推定される。いっぽう、この骨格は、首元から左右の足の付け根にそれぞれ骨が接続される形で提示されるため、実際の骨格構造とは異なる。そこで、得られた座標から図3(c)のように、右腰と左腰の中間座標と首の座標を結んだ背骨を描画することで、骨格重畳するための画像を生成する。

今回のシステムで学習者は線画を描く。しかし、線画は立体的要素が少なく、また、輪郭が明瞭なこともあってか、多くのケースで姿勢推定が行えないなどOpenPoseの認識精度が悪かった。そこで、線画に対して薄橙色で着色し、さらに画像処理で輪郭をぼかした上で姿勢推定を行う。線画の着色には、PaintsChainer<sup>2</sup>という自動着色システムを用いて行う。

<sup>2</sup> [https://paintschainer.preferred.tech/index\\_ja.html](https://paintschainer.preferred.tech/index_ja.html)

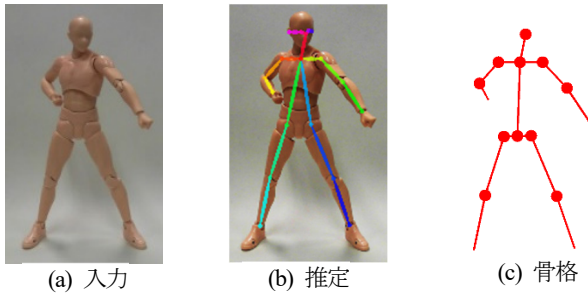


図3. 姿勢推定と骨格画像生成.

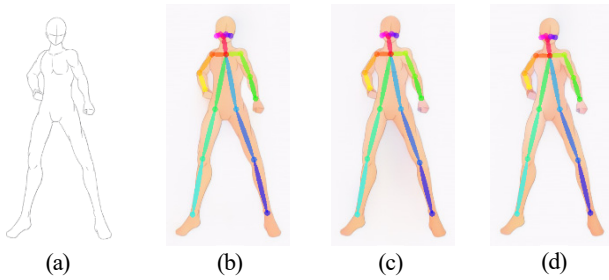


図4 自動着色と骨格推定.

表1. 図4におけるそれぞれの類似度.

組み合わせ	類似度
(b)-(c)	97.6
(c)-(d)	96.0
(b)-(d)	98.1



図5 デフォルメ体形の実物と着色線画の認識.

PaintsChainer使用の妥当性の調査として、図4で示す複数回の着色結果の類似度を相互に算出する。結果、表1に示すように、全く同一の線画においても、着色の微細な差異により類似度が100%とならないことが判明した。以上より、本システムで算出される類似度から、2つの絵に対して有意な差があると判断する一定の指標として、4ポイント以上の差という数値を用いることができると考える。

いっぽう、図5で示すように、実物であれば低頭身で手足の短いデフォルメなど様々な体形を姿勢推定できるが、その輪郭を描いた線画の着色結果は推定できないケースが多い。そのため、本システムでは7頭身程度の成人体形を描画学習の対象とする。

### 3.2 骨格に着目した類似度

描いた絵の評価は、モデルの骨格と描いた絵の骨格の類似度を求めることで行う。本研究では、コサイン類似度を用いて2つのベクトルの角度の近さで類似度を算出する。

まず、図6の矢印で示すように、姿勢推定で取得した関節座標から、隣り合う関節を結ぶ10本の姿勢ベクトルを作成する。

モデルと描いた絵に対して、背骨の長さや角度により大きさや位置を合わせて補正した上で、これら10本の姿勢ベクトルのコサイン類似度をそれぞれ求める。モデルの*i*番目の姿勢ベクトル $\vec{p}_i$ と描いた絵の姿勢ベクトル $\vec{q}_i$ のコサイン類似度 $S_i$ を式(1)に示す。2つのベクトルの角度が近いほど1に近い値をとる。

$$S_i = \cos \theta = \frac{\vec{p}_i \cdot \vec{q}_i}{|\vec{p}_i| |\vec{q}_i|} \quad \dots(1)$$

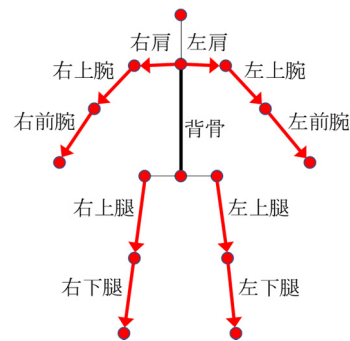


図6. 姿勢ベクトル.

求めたコサイン類似度 $S_i$ に2つの姿勢ベクトルの大きさの差で重み付けを行う。式(2)に示すように $S_i$ に重み付けをする。姿勢ベクトルの差の増加にともない、類似度を減少させる。この際、減少幅を指数関数的にすることで点数の差が大きくなるようにし、実物との差異や上達を実感しやすくする。ここで、 $\alpha$ の値は $(0 < \alpha < 1)$ の範囲とする。

$$S'_i = S_i \times \alpha^{\frac{||\vec{p}_i| - |\vec{q}_i||}{|\vec{p}_i|}} \quad (0 < \alpha < 1) \quad \dots(2)$$

最後に10個の類似度 $S'_i$ を合計し、式(3)で全体の類似度 $S$ を求める。このとき、 $S$ は満点が100になるように正規化する。

$$S = \sum_{i=0}^9 S'_i \times 10 \quad \dots(3)$$

つづいて、システムが求めた類似度の妥当性について検証する。図3のデッサン人形の姿勢に対し、被験者20人(男性18人、女性2人、いずれも20代)が図6の5体のデッサン人形の姿勢とそれぞれ比較し、類似性が高いと感じる順番を申告する。各姿勢の説明、および、システムの評価による類似度と順位を表2に示す。ここでは、式(2)の $\alpha$ は暫定的に0.5として計算している。結果、被験者20人のうち15人が付けた順位とシステムによる順位が一致した。システムの順位と異なった5人については(c)と(d)の順位付けに迷い、3位と4位が逆転した。しかし、それ以外の評価は一致しており、骨格の長さや角度による評価の妥当性を確認できた。



(a) 姿勢1 (b) 姿勢2 (c) 姿勢3 (d) 姿勢4 (e) 姿勢5

図7. 類似度の妥当性の調査に用いた様々な姿勢.

表2. 図7の姿勢の概説とシステムによる類似度および順位.

姿勢	説明	類似度	順位
1	比較対象と同じ姿勢で少し角度を変更	89.2	2
2	全く異なる姿勢をとっている	39.7	5
3	腕や足の角度を変えて異なる姿勢	64.6	3
4	姿勢を低くして、異なる姿勢を	59.2	4
5	比較対象と全く同じもの	98.7	1

表3. パラメータ  $\alpha$  の違いによる類似度

姿勢	類似度		
	$\alpha=0.1$	$\alpha=0.5$	$\alpha=0.9$
1	73.5	89.2	96.2
2	18.4	39.7	50.7
3	49.0	64.6	73.7
4	38.9	59.2	71.8
5	95.8	98.7	99.8

つぎに、類似度の重み付けパラメータである式(2)の  $\alpha$  の値を決定するための検証を行う。図7の5つの姿勢と図3の姿勢とを比較した際に、 $\alpha$  の値を変えて類似度を算出した結果を表3に示す。先の被験者20人を対象に、この結果に対してどの類似度が一番妥当と感じるかを調査する。結果、3人が  $\alpha=0.1$ 、16人が  $\alpha=0.5$ 、1人が  $\alpha=0.9$  で求めた類似度が一番妥当であると回答した。以上より、本システムでは式(2)の  $\alpha$  の値を0.5と設定する。

なお、姿勢5の類似度は100%となるべきであるが、OpenPoseでは同一画像の入力に対しても推定姿勢に揺らぎが生じるため、100%には満たない値を示している。

### 3.3 骨格重畳

本システムでは、実物のモデルにその骨格を重畳させる学習環境を提供するため、モデルと骨格の双方が視認できる提示が必要となる。プロジェクションマッピングではモデルの姿勢によっては骨格が重畳されない可能性があるため、図8に示すように透過型ディスプレイを用いてモデルに骨格画像を重畳することとした。図8の透過ディスプレイは BenQ 製の G615HDPL<sup>3</sup> を分解し、偏光板などを除いて液晶パネルのみに改造したものである。なお、液晶パネルの透過率や保護ガラスの特性に依存するが、本システムでは液晶パネルの裏面約8センチの距離に人型モデルを配置し、天井の照明が映り込まない位置に液晶パネルを垂直に設置した。

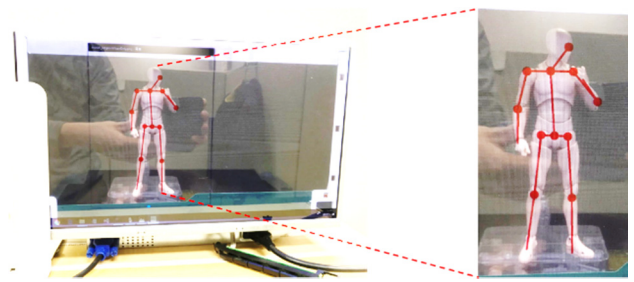


図8. 骨格の重畳.

### 3.4 評価の提示

学習者が絵を描いた後に確認する評価として、「視覚的な差異の提示」や「コメントにより類似度や誤差部分の指摘」を行う。視覚的な評価の提示を図9, 10に示す。また、システムが数値に応じて評価するコメントの例を表4, 5に示す。点数と視覚提示に加えてコメントも提示することで、学習者が自身の描画の問題点や向上を認識しやすくする。

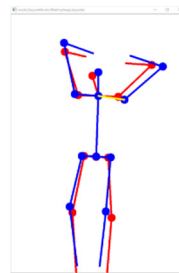


図9. 視覚的な提示.

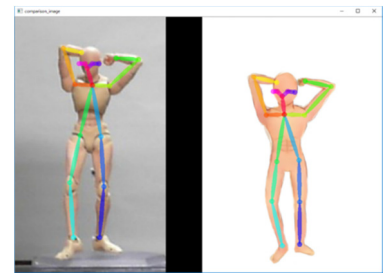


図10. 最終結果の比較提示.

表4. 点数 (類似度) に応じた総評コメント

点数	コメント
100~90	素晴らしいです!
90~80	なかなかよく描けています
80~70	なかなか描けていますが、もう少しよく観察して描いてみましょう
70~60	モデルとの違いが多数あります。よく観察しましょう。
60~0	よく観察してみましょう

表5. 改善点に関する個別コメント

状況	コメント
関節間の角度のズレが多い場合	〇〇の関節の角度にズレが見られます。
関節間の長さのズレが多い場合	全体の比率に対して〇〇を大きく描いているようです。
その他	モデルを見る角度と全体の比率のバランスを意識してみましょう。関節の位置や奥行きなどをよく観察して描いてみましょう。

※ 〇〇には対象の関節名が入る

<sup>3</sup> [http://www.benq.co.jp/news/1305817200\\_142.html](http://www.benq.co.jp/news/1305817200_142.html)

## 4. 実験

提案システムの有用性を検証するための予備実験と本実験を行う。予備実験と本実験は、第3章で記した図1の環境により実施する。液晶ペンタブレットはWacom製のWacom Cintiq 24HD<sup>4</sup>を用いる。

### 4.1 予備実験

本研究で提案する描画支援手法である「骨格を重畳すること」は、視線の固定も付随して補助することになる。第2章の関連研究で示したバランスに関する文献[6]においても、熟練者とそうでない者とで差が大きく出る要素の1つに、視線が挙げられている。そのため、骨格重畳なしで視線固定のみでも十分な絵の上達がみられるかを検証する予備実験を行う。

被験者は「絵を描くことを専門的に学んでいない学生」とし、9名（男性6人、女性3人、いずれも20代）を「何も支援のないグループ」、「視線固定のための点をモデルに重畳させたグループ」、「骨格をモデルに重畳させたグループ」に3名ずつ配置する。ここで、視線固定については、姿勢推定で得られた関節点のうち、左右の肩と腰の計4点のみを重畳させる方法で行う。被験者はそれぞれ5枚の絵を描く。1枚目と5枚目は同一のモデルを対象として支援なしで描く。2～4枚目はそれぞれのグループの環境で1、5枚目とは別の3種類のモデルを描く。

予備実験の結果を表6に示す。ここで、向上率は5枚目の類似度を1枚目の類似度で割った値である。表6が示すように、骨格重畳のグループが最も向上率が高くなり、有効なヒント提示であることが確認できた。また、各グループの向上率が中央値の被験者の描画物を図11に示す。被験者いずれも上が1枚目の、下が5枚目の描画物である。

表6 予備実験の各グループの向上率。

グループ	平均値	中央値	標準偏差
支援なし	-0.40%	2.70%	0.06
視線固定	12.67%	12.40%	0.02
骨格重畳	21.43%	18.40%	0.10

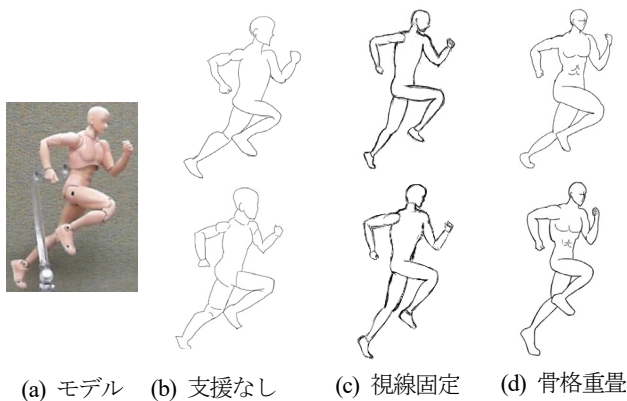


図11. 予備実験における変化の例。

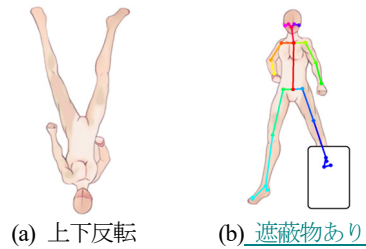


図12. 推定に失敗している例。

なお、予備実験の過程でOpenPoseによる姿勢認識の確認も行ったところ、人体像の全体像を破綻なく描けている場合、すなわち、四肢の一部や頭部が欠損していなければ、誤認識はなかった。後述する図13の被験者12の1枚目のようにバランスが崩れていても認識されるが、例外として、破綻がなくとも上下反転させたものなど頻出度の低い姿勢は認識が行えないケースがあった。図12に推測不能および誤認識の失敗例を示す。

### 4.2 本実験

予備実験を踏まえて、骨格重畳の効果について検証する。加えて、評価の有無による学習効率の影響についても検証する。

#### 4.2.1 概要

システムによる支援の影響の差が被験者間で大きくなることを避けるため、被験者は描画に関する義務教育レベルの最低限の知識を有しており、また、成長に伴う画力の伸びが固定されていることが好ましい。

以上より、被験者は「絵を描くことを専門的に学んでいない学生」とし、予備実験とは異なる12人（20代男性）に対して実験を行う。支援の有無による上達の差を確認するため、被験者は表7で示す異なる支援環境のグループに分ける。このとき、グループ間で画力に偏りが生じないように、被験者には1枚目となる絵を描いてもらった後に、その類似度の値に基づいて各グループに配分する。また、液晶ペンタブレットの使用経験の有無や慣れの早さによる差が極力生じないように、被験者には実験に入る前にまず液晶ペンタブレットで適当な絵を描き、環境に慣れてもらう。

4グループには、さまざまな姿勢のデッサン人形をモデルとして4枚の絵を描かせる。2枚目と3枚目を描くときにそれぞれの支援を行い、1枚目と支援を受けた後の4枚目の絵の上達を確認する。1枚目と4枚目のモデルは同じ姿勢とし、その結果を分析する。

#### 4.2.2 結果

1枚目に描いた絵と4枚目に描いた絵の類似度の比較を行う。モデルと被験者の描いた人物画のそれぞれの類似度を表8に示す。また、成果物の結果として、図13の(a)をモデルとしたときの一部被験者の1枚目(左)と4枚目(右)の絵とその骨格を(b)と(c)に示す。

<sup>4</sup> <https://tablet.wacom.co.jp/spec/cintiq-24hd/index.html>

表7. 本実験のグループ分け.

被験者		骨格重畳	絵の評価
Aグループ	1~3		
Bグループ	4~6		○
Cグループ	7~9	○	
Dグループ	10~12	○	○

表8. 類似度の結果.

被験者	枚数	枚数				平均	1→4の 向上率
		1	2	3	4		
A	1	62.5	75.5	74.6	64.6	69.3	3.4%
	2	55.9	75.6	68.2	59.0	64.7	5.5%
	3	59.4	70.3	71.7	52.8	63.6	-11.1%
B	4	59.9	74.6	69.2	71.1	68.7	18.7%
	5	60.7	62.9	77.8	69.1	67.6	13.8%
	6	61.1	72.0	62.5	72.8	67.1	19.1%
C	7	68.9	79.4	81.3	75.3	76.2	9.3%
	8	63.9	84.8	71.8	74.9	73.9	17.2%
	9	63.5	71.8	77.6	67.9	70.2	6.9%
D	10	78.1	80.5	87.2	80.2	81.5	2.7%
	11	41.2	73.4	70.6	58.4	60.9	41.7%
	12	57.9	78.7	74.5	72.1	70.8	24.5%

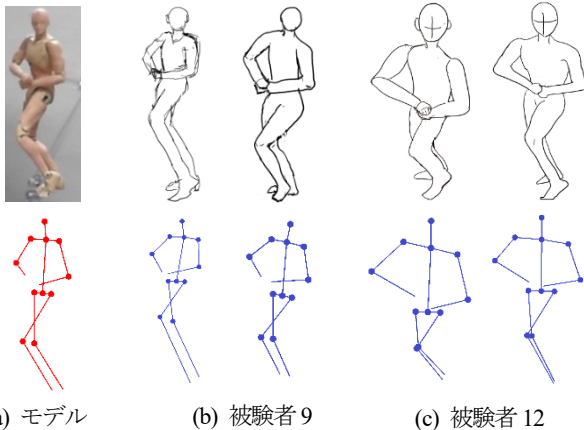


図 13. 本実験における変化の例

システムを用いたB~Dグループにおいては類似度が平均値で17.1%, 中央値で17.2%向上しており, これは, 不使用グループの向上率の平均値-0.7%, 中央値3.4%とは明確な差があり, システムにより描画スキルが成長していることが示された. 骨格重畳と評価の両方を行ったDグループにおいて, 被験者10は向上率に有意な変化がみられないが, これは81.5という類似度平均が示すように, 他の被験者よりも描画スキルが高い, すなわち絵が上手い被験者であったためと考えられる. 他の被験者と差が生じているが, 描画スキルやその自覚には個人差があり, 初心者であるとの自己申告を尊重して被験者からは除外していない. 被験者11と被験者12においては類似度がそれぞれ41.7%, 24.5%と大きく向上しており, 他のグループと比較して特に成長していることが確認できた. 以上より, 骨格重畳と評価の併用が最も効果的であることが明らかとなった. いっぽう, これらの結果は個人差も関わってくるため, 被験者を増やして検証を行うことでより結果が明確になると考えられる.

また, システムによる評価の妥当性の検証のため, システムの類似度と人による評価との関連性について調査した. 評価者はデッサンの学習をした絵の専門学校や美術大学の在學生, 卒業生および絵を描く仕事をしている人の10人(男性9人, 女性1人, いずれも20代)とした. 1枚目と4枚目の絵に対して, モデルとの類似度やバランスの評価を10段階で評価する. 人による評価の結果, および, その評価とシステムによる類似度の相関係数を計算した結果を表9に示す. なお, 表中の「対象」の列において, 「類」は類似度, 「バ」はバランス, 「数字」は被験者が何回目に描いた絵か, をそれぞれ表しており, 例えば類1は1枚目の類似度を表している. 評価者10は採点が厳しめであるが, 結果改竄に繋がる意図的な除外とならないようそのまま採用した. 結果から, 10人中9人の回答において高い相関があることを確認できた( $r=0.4$ 以上,  $p<0.01$ ). これは, システムの評価と絵を専門的に学んだ人の評価とが近いものであるといえ, システム評価の妥当性を示せていると考えられる.

実験後, すべての被験者に骨格重畳と評価からなるシステムを使用させ, システムの使用感や気になった点についてのアンケートも実施した. アンケートから表10に示すように, 人によって求める支援が異なり, 描画スキルや学習スタイルに合わせた支援が必要であることを確認した.

本実験の結果として, システムを利用したグループは描画スキルが大きく向上することは明らかになった. いっぽうで, 求めている支援は個人で異なり, どの支援が最も良いのか一概には言えなかった.

## 5. おわりに

本研究では, 実物の人型モデルを対象とする描画の学習支援システムを提案した. 結果, 本システムを用いることで骨格認識力や描画スキルが向上することを確認できた. 実物のモデルを対象とした絵の学習環境を構築したことで, より実用的なデッサンの学習支援を提供できた. 本システムでは, 自身の所有するフィギュアなどの好きなものを描く対象にすることも想定して設計しているため, モチベーションの向上も期待できる.

本研究では, 骨格に着目して絵の評価を行った. しかし, 実験後のアンケート調査では, 輪郭線の診断を必要とする意見が多かった. この要望に対し, 本システムでは実物のモデルを対象にして絵を描いているため, 輪郭線の診断をするにはモデルの輪郭データを取得しなければならない. その方法として, 1枚の画像から自然な人体3Dモデルを再構成する手法[10]を利用できると考えている. これにより, 2D画像から3Dモデルを再構成し, 得られた3Dモデルの頂点情報から輪郭の特徴点を抽出することが可能である. 得られたモデルの輪郭特徴点と描いた絵の輪郭線を比較することで, 輪郭線の診断ができること想定している. また, 本研究で姿勢推定に用いたOpenPoseの学習対象は実際の人物の写真であり, その影響かシステムで推定可能な対象が成人体形に限定されている. DeepLearningの対象を線画にすることで, 幅広い種類の体形の線画を推定できるようになると推測されるため, 今後はその点も取り組みたい.

表9. 人による評価およびシステムの評価との相関.

評価者	対象	被験者												相関
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
1	類1	5	5	5	5	4	4	6	7	6	10	5	4	0.66
	類4	6	6	4	7	4	5	9	8	5	8	6	6	0.61
	バ1	5	5	5	6	6	4	7	7	7	9	6	4	0.56
	バ4	7	5	6	7	5	4	9	8	6	9	7	5	0.39
2	類1	6	3	5	6	3	4	10	8	4	10	3	4	0.76
	類4	6	4	4	8	5	3	9	9	4	9	4	7	0.70
	バ1	5	4	4	5	3	4	9	7	6	10	4	4	0.75
	バ4	7	5	6	7	4	3	8	9	4	10	5	4	0.40
3	類1	8	3	5	4	3	4	8	8	5	10	2	3	0.82
	類4	9	3	3	7	5	6	7	8	4	9	7	5	0.58
	バ1	7	2	2	5	3	4	7	8	5	10	3	4	0.74
	バ4	9	2	2	6	5	3	6	9	4	9	7	5	0.51
4	類1	6	2	4	4	2	3	6	7	4	9	1	5	0.83
	類4	7	2	3	7	4	4	7	9	3	7	3	6	0.70
	バ1	6	2	4	4	2	3	6	7	4	9	1	5	0.83
	バ4	8	2	4	6	4	3	6	10	3	8	3	5	0.55
5	類1	1	1	1	1	1	1	6	1	2	6	1	1	0.70
	類4	2	1	1	3	1	1	4	1	1	6	1	4	0.63
	バ1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	5	1	1	0.63
	バ4	3	1	1	3	1	1	3	2	1	5	1	2	0.63
6	類1	8	4	3	4	3	4	8	6	4	10	2	4	0.81
	類4	8	4	2	6	6	5	9	8	5	10	5	6	0.81
	バ1	6	4	3	5	2	3	7	6	5	10	2	4	0.82
	バ4	7	4	4	7	6	4	8	8	5	10	5	6	0.74
7	類1	4	2	2	4	3	1	6	5	4	10	1	2	0.84
	類4	5	3	2	5	6	1	6	4	3	8	2	2	0.54
	バ1	3	2	3	3	2	2	6	6	3	10	1	2	0.84
	バ4	4	3	3	4	6	1	5	5	4	9	2	2	0.52
8	類1	4	3	3	4	2	2	8	5	5	8	2	5	0.76
	類4	6	1	4	6	6	1	7	5	5	8	3	6	0.55
	バ1	4	3	2	4	3	1	5	4	5	9	1	4	0.82
	バ4	5	4	4	5	7	1	5	6	4	9	3	6	0.48
9	類1	7	4	6	6	4	4	7	8	4	7	5	8	0.35
	類4	8	4	5	9	7	4	10	8	6	5	5	9	0.42
	バ1	9	6	7	7	6	6	7	7	5	7	5	9	0.31
	バ4	9	5	8	8	7	4	10	7	6	8	5	9	0.28
10	類1	7	2	4	5	3	4	7	5	5	9	2	6	0.81
	類4	8	2	3	4	6	4	8	5	4	9	5	6	0.60
	バ1	8	2	4	3	1	3	5	4	3	10	2	8	0.58
	バ4	9	2	3	7	6	3	8	5	5	8	5	6	0.53

表10. アンケート.

肯定的な意見	<ul style="list-style-type: none"> <li>骨格重畳のおかげで描きやすくなった</li> <li>点数が出されることで、次に描くモチベーションを高められる</li> <li>骨格を重ねた評価により、バランスを意識するようになった</li> </ul>
否定的な意見	<ul style="list-style-type: none"> <li>骨格が常に出ていと見えづらい</li> <li>輪郭線の診断もあったほうがよかった</li> </ul>

## 謝辞

本研究において、実験の被験者として、また評価者としてご協力して下さった皆様には感謝いたします。

## 参考文献

- [1] Ochabi Institute, 線一本からはじめる伝わる絵の描き方 ロジカルデッサンの技法, インプレス, 2018.
- [2] 戒直哉, 宮田一乗, 顔のあたり描画支援システム, 映像情報メディア学会技術報告, vol. 37, no. 17, pp. 27-30, 2013.
- [3] 山田卓, 曾我真人, 瀧寛和, 骨格と輪郭線を診断する人物画の学習支援環境の構築, 情報処理学会インタラクショナル2012論文集, IEXB-36, pp. 349-354, 2012.
- [4] 川連一将, 渡邊恵太, Illustpose:姿勢データを利用した人物デッサン支援システム, WISS2015予稿集, 3-R12, 2015.
- [5] 井上航, 小林裕介, 安田光, 市村哲, ARを用いた人物画の描画支援, 情報処理学会シンポジウム論文集, vol. 2011, no. 3, 3DEX-4, pp. 735-738, 2011.
- [6] 寶井陽平, 渡邊紀文, 久保村千明, 亀田弘之, 熟練者の視線に基づいたデッサン時の比例法学習支援システムの構築, 人工知能学会 第26回 知識・技術・技能の伝承支援研究会, SIG-KST-026-05, 2015.
- [7] 山田太雅, 棟方渚, 小野哲雄, 人物キャラクターの模写における絵の評価システムの提案, エンタテインメントコンピューティングシンポジウム2015論文集, pp. 574-579, 2015.
- [8] 西澤博夫, 浦正広, 宮田一乗, 姿勢推定を援用した実人物モデルの描画学習支援システム, 映像情報メディア学会技術報告, vol. 42, no. 12, pp. 87-90, 2018.
- [9] Zhe Cao and Tomas Simon and Shih-En Wei and Yaser Sheikh, Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields, in Proc. of CVPR, 2017.
- [10] Angjoo Kanazawa, Michael J. Black, David W. Jacobs, and Jitendra Malik, End-to-end Recovery of Human Shape and Pose, in Proc. of CVPR, 2018. (<https://arxiv.org/pdf/1712.06584.pdf>)



**西澤 博人**



2018年北陸先端科学技術大学院大学知識科学系ヒューマンライフデザイン領域博士前期課程修了。修士（情報科学）。

**浦 正広**



2012年名古屋大学大学院情報科学研究科博士課程修了。同年MAI Lab.開業，2014年北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科助教，2018年金沢工業大学情報フロンティア学部講師，現在に至る。ヒューマンライフデザインに関する研究に従事。博士（情報科学）。

**宮田 一乘**



1986年東京工業大学大学院総合理工学研究科修士課程修了。同年，日本アイビーエム（株）東京基礎研究所入社，1998年東京工芸大学学術部助教授，2002年陸先端科学技術大学院大学知識科学教育研究センター教授，2012年同大学知識科学研究科教授，現在に至る。コンピューターグラフィックスおよびメディア表現に関する研究に従事。博士（工学）。