

学習者自身の運筆動作で教示する 個性を伸ばすためのドローイング学習支援システム

山本 景子^{1,a)} 安田 和夫^{1,b)} 山本 豪志朗^{2,c)} 倉本 到^{1,d)} 辻野 嘉宏^{1,e)}

概要: 作画経験のある程度持った中上級者であれば、何度もドローイングを繰り返すうちに、ふいに理想的あるいは非常に理想に近い結果が得られることがある。しかし、この結果は運筆動作を意識せずにドローイングを行っているときに得られるため、それを再現する方法は本人にもわからない。理想的な結果が得られた時の学習者自身の運筆動作を収集して教師データとする新しいドローイング学習支援システムを開発することで、個人ごとの理想的な運筆動作を身につけるための支援が可能であると考えられる。その第一歩として、描き手が思い通りにドローイングできた場合とそうでない場合の運筆動作にどのような差があるかを明らかにするために、イラストの作画中上級者を対象として運筆動作の分析を行った。円を作画対象物としたときの運筆動作の分析の結果、運筆の速さ、筆圧、速さの変化のパターンである運筆のリズムを表す特徴量を描き手に合わせて適切に組み合わせることで、思い通りに描けたかどうかを機械学習によって平均 67%の精度で判別できた。本分析に基づき、学習者データと教師データに対してそれぞれのストロークを分割し、部分毎に各特徴量をもって比較することで、理想的な描画を行うための運筆動作の教示情報を提示するドローイング学習支援システムを提案・構築した。

Drawing Learning Support System with Showing Stroking Motions of Learner Oneself

KEIKO YAMAMOTO^{1,a)} KAZUO YASUDA^{1,b)} GOSHIRO YAMAMOTO^{2,c)} ITARU KURAMOTO^{1,d)}
YOSHIHIRO TSUJINO^{1,e)}

Abstract: Illustrators who have some drawing experience can sometimes draw an ideal stroke during repeated doing. However, they cannot always reproduce an ideal stroke that they have drawn, because they do not understand how they moved their own hands to draw it. In order to solve this problem, a new learning support system based on presenting the ideal stroking motion of the learner as a teacher's motion is needed so that learners can enhance their own drawing skills. In order to clarify the differences in motion between good and bad drawing strokes as the first step in the development of such a system, this paper analyzes the stroking motions of experts in the process of drawing circles. Several features are exploited; the pen speed, the pen pressure, the time required to draw each quarter circle, and the movement of the hand. With these features, the accuracy of classification using machine learning is 67% on average. This means that stroke speed, pen pressure, and stroke rhythm (which is the specific pattern of changes in speed) may be useful to distinguish between good and bad strokes. Based on the result, we propose and develop a drawing learning support system that compares a current stroke with one of the ideal strokes by each feature in every quarter and provides improvement points of stroking motion for enhancing learners' skills.

¹ 京都工芸繊維大学
Kyoto Institute of Technology

² 奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology

a) kei@kit.ac.jp

b) k-yasuda@hit.is.kit.ac.jp

c) goshiro@is.naist.jp

1. はじめに

一般に絵を描く場合、描き手はこれから描くものを頭の

d) kuramoto@hit.is.kit.ac.jp

e) tsujino@kit.ac.jp

中に思い浮かべ、それを実際の作品に表現する。作画過程では通常、一度描いてみて納得できない部分の修正を繰り返しながら作品を完成させていく。この修正には2種類あり、思っていた通りに表現できたものの、結果を見てさらなる改善が見出された場合と、そもそも思い通りに表現できなかった場合とがある。前者の修正は、作品を完成させる上での創造的活動といえるが、後者の修正は描き手の能力不足によるできるだけ避けたい作業的活動である。創造的活動に専念するためには、描き手はいつでも自分の思い通りにドローイングできる能力を身につけていることが理想である。

ドローイングは、ペンや絵筆などの画材を手を持ち、腕を動かすことによって行われるため、ドローイング能力を向上させるための学習は動作学習の一種であるといえる。動作学習を行う場合、その分野において一定以上の経験を積んだ熟練者を教師とし、教師動作を模倣するという方法がよく行われる [1], [2], [3]。学習の初期段階つまり動作の大枠を理解する段階では、この学習法は効果的であるが、中期以降の段階つまり自分ならではのクセやコツなどの個性を伸ばしてゆく段階では、そもそも教師動作を模倣すること自体にもはや意味がない。

一方、基本的な動作を一通り身につけて経験を積んだ中上級者であれば、何度も試行を繰り返すうちの何回かは、自分の理想とする結果あるいは非常に理想に近い結果を得られることがある。しかし、この結果は運筆動作を意識せずにドローイングを行っているときに得られるため、それを再現する方法は本人にもわかっていない。そこで、この「自分の理想的な結果」が得られたときの学習者自身の動きを教師データとして動作学習を支援することで、自分の個性をより伸ばすことができると考えられる。しかし、そのような学習支援システムの実現を目指した研究は行われていない。

そこで本稿では、理想的な結果が得られたときの学習者自身の運筆動作を教師データとする、新しいドローイング学習支援システムを提案する。

2. 関連研究

本研究のそもそもの動機は、作品の作り手の頭の中に浮かんだものを実際に形にするための活動から、作品をよりよいものにするための創造的活動以外のものを排したいということである。同様の動機のもと、これまでにも様々な研究が行われてきた。

一つのアプローチは、ユーザの運筆動作の一部をシステムが代行するもしくは補正するというものである。Baeらは、立体を対象としたコンセプトアートを対象とし、従来は複雑な操作を行わないと実現できなかった3次元モデルの作成を、フリーハンドスケッチによって手軽に行えるシステムである I Love Sketch [4] や Everybody Loves Sketch [5]

を開発している。Kaziらは、陰影やものの質感を表現するためのテクスチャを効率的に作成するためのシステムとして Vignette [6] を提案している。ペイントソフトの機能の切り替えを円滑に行うことで作画時のユーザの負担を減らすことを目指したものとして、Peterらによる IntuPaint [9] の開発や Songらによる研究 [10]、山本らによる研究 [11] などがある。さらに、フリーハンドスケッチからユーザが意図する形を推定し、平行や垂直などの幾何学的特徴を利用して自動的に補正を行うものとして、五十嵐らによる Pegasus [7] や Cheemaらによる QuickDraw [8] などがある。これらの研究はいずれも、作画時における煩雑な作業をシステムによって省略し、創造的活動に専念することを目指したものである。しかし、作画時にシステムが支援するこれらのアプローチの場合、必ずそのシステムを使用しないと効果が得られないという制約がある。

もう一つのアプローチとして、理想の運筆動作が行えるようユーザを訓練するというものがある。描き手の能力不足によって思い通りにドローイングできず、何度も同じものを描きなおすこともまた、創造的活動ではない単なる作業である。それを減らし、創造性を発揮するための活動に専念するためには、描き手自身の能力を向上させることが重要である。描き手自身のドローイング能力を向上させる学習支援システムの場合、ユーザが学習を終えれば、特定のシステムに依存することはない。作画過程の学習を行えるチュートリアルシステムとして、Sketch-sketch revolution [12] などがある。また、運筆動作の学習については、書道を対象とした研究が活発に行われており、力覚を提示するもの [13], [14] や筋電信号を伝達するもの [15]、運筆音を利用したもの [16] など、様々なものがある。しかし、これらは基本的に初心者が熟練者を教師として学習することを前提としたもので、ある程度の経験を持った中上級者を対象としたものではない。

運筆動作そのものを分析したものとしては、毛筆の移動軌跡や紙面に伝わる圧力を計測したもの [17], [18] や、運筆動作を分析し、それを利用して実際の画材に近いレンダリングを行う研究 [19] などが行われている。しかし、いずれも熟練者の動作はすべて成功例とみなしてその特性を知ろうとするアプローチであり、個人内での成功時と失敗時の運筆動作の差を明らかにするというアプローチでの分析は行われていない。

3. 運筆動作の分析

学習者自身の運筆動作を教師データとして提示する学習支援システムを実現するためには、まず描き手の思い通りの線が描けたか否かの判別が可能かを検証する必要がある。本章ではそのために行った実験について述べる。

3.1 分析対象

絵の表現手法には様々なものがあるが、運筆動作の良し悪しが結果に表れやすい線描によって描かれたもの（イラスト）を分析対象とする。ここで線描とは、挿絵や漫画、コンセプトアートなど様々な分野で数多く描かれる、作画対象物の形が明確な輪郭線として表現される画法のことである。

線描は大別すると、比較的短めな線を複数重ねることによって輪郭線を表現する描き方と、最終的な作品に残される比較的長めの線を1回のストロークで引くことで輪郭線を表現する描き方の2種類ある。ドローイングの中上級者（被験者として3.2に詳述）に線描についてインタビューしたところ、「絵を描く場合には大体、線を引く前に頭の中に自分がこれから描きたい形が浮かんでいて、それを自分が描く紙面にイメージして、それをなぞるつもりで線を引いていく」、「あまり短い線ばかりを重ねても、線に太さの強弱や勢いが出ず、生き活きた絵にならないと思うので、なるべくひと筆（1回のストローク）である程度の長さの線を描くようにしている」という意見や、「短い線を重ねてずっと描いていたら、（絵画教室の指導者から）もっとひと筆ひと筆を長めに描くように指示された」との意見が得られた。以上のことから、ドローイングの中上級者にとって、完成した作品に特定の印象を持たせるために、長いストローク1回で思い通りに線を描けるか否かが重要であるといえる。よって、ある程度の長さを持ったストロークを行う場合の運筆動作を分析対象とする。

また本分析では、作画対象物は、ドローイング練習の基本で多用される[20],[21]真円（直径約90[mm]）とする。作画時の運筆動作のデータを収集するにあたり、作画対象物の形状に特別な制約はない。しかし、作画対象物を統制しない場合、どのような基準をもとに思い通りに描けたか否かの評価がされたかを客観的に確かめにくく、正しい評価が行われていたかの検証が困難であると考えられる。正確な評価が行われない場合、分析に悪影響を及ぼす可能性があるため、図形として指定しやすく、客観的に形状を確認できる真円を作画対象として運筆動作のデータを収集する。なお、被験者に普段行わないような運筆動作をさせてしまうのを避けるため、円の大きさは、描き手によらず線描での一般的な手の使い方が可能であることが事前調査で明らかになっている範囲で最大のものとする。ここでいう一般的な手の使い方とは、手首付近の腕の一部を描画面に接触させたまま作画を行うことを指す。

3.2 被験者

ある程度の作画経験を持ったドローイングの中上級者として、雑誌に投稿する、Webのイラストコミュニティに公開するなど、その公開先はそれぞれであるが、第三者に公開することを前提とした作品としての絵を描く経験を3年

以上持っている、普段からイラストを描いている者を被験者とした。被験者の年齢は20～24歳で、男性5名、女性13名の計18名である。

3.3 計測データ

運筆に影響を与える要因として、描き手自身の要因である、運筆動作（ペン先の移動速度、ペンの把持力、視線移動など）や描き手の状態（作画経験、精神状態、疲労度など）と、作画環境による要因である、作画道具の状態（ペン先と描画面の摩擦、ペンの重さ、グリップの素材など）や作業環境の状態（環境光、音、室温など）が挙げられる。日常的に学習支援システムを使用し、能力を向上させることを考えると、システムが判別のために利用するデータは以下の2条件下で取得できるものが望ましい。

- 描き手の動作を妨げることなくデータ取得が可能である
 - データ取得のために特別な装置を必要としない
- 以上を踏まえ、現在一般に流通しているペンタブレットで取得できるデータである、
- ペン先の二次元座標（タイムスタンプ付き）
 - 筆圧（タイムスタンプ付き）

を計測する。このデータを以降、「運筆動作データ」と呼ぶ。

3.4 実験手続

思い通りに描けたか否かの判別のために、思い通りに描けた場合と描けなかった場合の運筆動作データを収集する。そして、収集したデータから特徴量ベクトルを求め、機械学習による分類を行う。

具体的な手順は以下のとおりである。

- (1) タブレットやモニタの位置、椅子の高さなどを被験者の使いやすい位置に調整させる
- (2) 作画経験について問うアンケートに回答させる
- (3) 以降の円を描く時の手順について実験者が口頭で説明する
- (4) 大きさ、形の見本となる円を、被験者自身が充分と判断するまで提示する
- (5) 練習フェーズを行う
 - (a) 被験者に円を描かせる
 - (b) (a)で描いた円が思い通りに描けたか否かを被験者に評価させる
- (6) 被験者自身が充分と判断するまで(5)の練習フェーズを繰り返す
- (7) 本番フェーズを行う
 - (a) 被験者に円を描かせる
 - (b) (a)で描いた円が思い通りに描けたか否かを被験者に評価させる
- (8) 以下の2条件を満たすまで(7)の本番フェーズを繰り返す

- 描いた円の数が 100 個以上
- 思い通りに描けたと評価した円とそうでない円がそれぞれ 30 個以上

(9) 円の評価基準についてのインタビューを行う

(10) 再評価フェーズを行う

(a) (7) で被験者が描いた円の中から順不同でひとつ選んで提示する

(b) 提示された円が思い通りに描けているか否かを被験者に評価させる

(11) すべての円が再評価されるまで、再評価されていない円を対象として (10) の再評価フェーズを繰り返す

(12) 評価基準や円を見て感じる印象が変化していないかを確認するインタビューを行う

再評価フェーズを用意したのは、被験者から「線を描いた直後だと、ドローイング中の手の感触がよかった場合などにうまく描けた感じがすることがあるが、改めてその線を見ると描き直したくなる場合もある」といった意見が得られたことから、線を描いた直後の評価と、自分がその線を改めて見たときの評価とが一致しない可能性を考慮し設けた。また、練習フェーズでは描き方の試行錯誤を許したが、本番フェーズでは、練習フェーズで試した描き方の中から、自分に合っていると判断した 1 ストロークで描く描き方 1 種類にそれぞれ統一させた。練習フェーズと本番フェーズでの円の作画、および再評価フェーズにはそれぞれ、実験用に作成したインタフェースおよびワコム社製のペンタブレット (Wacom Intuos 4) を用いる。それぞれのインタフェースについては、3.5 で詳述する。

3.5 データ収集用インタフェース

円の描画と評価を行うためのデータ収集用インタフェース (図 1) を実装した。被験者は、インタフェース左手の描画エリアに円を描く。円の評価結果の入力にはインタフェース右手に配置されている○×ボタンもしくはショートカットキー (G もしくは B) を用いる。次の円を描くには、「次を描く」ボタンもしくはショートカットキー (スペース) を用いる。円自体もしくは評価結果を削除する場合は、「消去」ボタンもしくはショートカットキー (デリート) を用いる。

再評価用のインタフェースもデータ収集用インタフェースと同様に実装した。再評価用のインタフェースでは、インタフェース左手の表示エリアに被験者が過去に描いた円が順不同でひとつずつ表示される。再評価結果の入力には、データ収集用インタフェースと同じボタンもしくはキーを用いる。

3.6 分析方法

同じ円を対象とした作画であっても、その運筆動作は被験者によってそれぞれ異なる。そのため、被験者ごとにモ

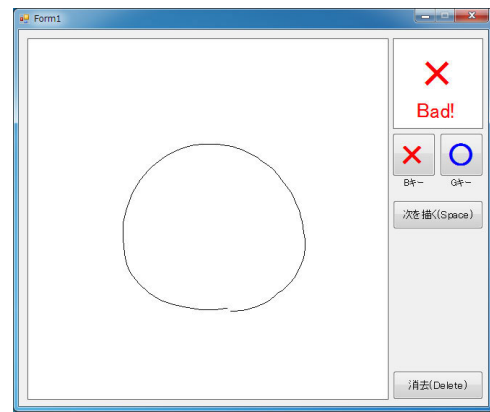


図 1 データ収集用インタフェースの画面

デルを作成して分類を行う。機械学習には Weka (バージョン 3.6.8) [22] を使用する。分類精度は 10 分割のクロスバリデーションにより求める。アルゴリズムは、分類結果がどの特徴量に起因したかを確認しやすいという点から、枝刈り処理付きの決定木 (J48) を用いる。また、母集団の分布に制約のないノンパラメトリックな分類法の例として最近傍法 (IB1) による分類も行う。

3.7 特徴量

3.3 で述べたように、取得したデータからはペン先の移動軌跡、ペン先の移動速度、筆圧の変化を知ることができる。本実験で取得した運筆動作は円の作画時のものであるが、様々な形状での応用を考えると、図形の形状に依存せずに求められる特徴量によって思い通りの線が描けたか否かの判別が可能であることが望ましい。そのため移動速度は、単純に移動量を時間で割った速さとし、速さと筆圧に基づいた 6 特徴量 (以降、「基本 6 特徴 (B)」) を用いる。

また、被験者の運筆動作の観察から、被験者毎にペン先の移動速度が大きく変化する部分が 1 箇所以上あり、毎回同じような速度の変化パターンがあることがわかった。実際にペン先の移動速度の時間変化のグラフを描いてみたところ、各被験者の速度変化に傾向があり、かつ思い通りに描けた場合グラフが似た変化の傾向を示していることが確認できた。そこで、速度の変化パターンを考慮に入れるために、1 ストロークを長さで 4 等分にしたそれぞれの区間を描くの要した時間の特徴量 (以降、「時間特徴 (T)」) を用いる。

さらに、手の動きに注目すると、描き手は三次元空間で手を動かしている。この三次元的な手の動きによって、ペンタブレット平面上の二次元座標と筆圧が変化していると考え、ペンタブレットの座標を x 軸方向と y 軸方向のそれぞれに分けて特徴量を計算することで、運筆動作の特徴を適切に表現することができる可能性がある。そこで、ペンタブレット座標の x 軸方向と y 軸方向、および筆圧に基づいた特徴量 (以降、「動き特徴 (H)」) を用いる。

表 1 分析に使用する特徴量

特徴量	内容
基本 6 特徴 (B)	速さの平均値
	筆圧の平均値
	速さの最大値の平均に対する比
	筆圧の最大値の平均に対する比
	速さが最大値をとった時間の総時間に対する比
	筆圧が最大値をとった時間の総時間に対する比
時間特徴 (T)	第一四分円を描く時間の総時間に対する比
	第二四分円を描く時間の総時間に対する比
	第三四分円を描く時間の総時間に対する比
	第四四分円を描く時間の総時間に対する比
動き特徴 (H)	x 軸正方向の速さの平均値
	x 軸負方向の速さの平均値
	y 軸正方向の速さの平均値
	y 軸負方向の速さの平均値
	筆圧の平均値

以上の分析に用いた特徴量を表 1 に示す。

3.8 分析結果・考察

全被験者の平均の分類結果を表 2 に示す。用いる特徴量によらず全被験者の分類精度の平均は 53% で、被験者全体に亘って顕著に精度が高くなる特徴量はなかった。しかし被験者ごとに見ると、特定の特徴量（もしくはその組み合わせ）を用いた場合に、他の場合に比べて高い分類精度を示す場合があった。先述したとおり、同じ円を作画対象としていても、その運筆動作は描き手によって様々である。そのため、思い通りのドローイングが行えるかを定める要因が描き手ごとに異なっているのは不自然ではない。

被験者ごとに最適な分類が行われた場合の結果を表 3 に示す。表中の特徴量の列に $\checkmark$ マークがついているものが分類に用いた特徴量である。描き手毎の最適な分類結果の平均は 67% であった。この結果は、収集したデータによって思い通りに描けたか否かを完全に判別することはできないものの、描き手が思い通りに描けた場合とそうでない場合に差があることが示されたといえる。また、基本 6 特徴 (B) が有効だったのは被験者 P1~P4 で、そのうち P1~P3 はペンタブレットに慣れていてデッサンの練習経験がある被験者であった。また、動き特徴 (H) のみが有効だったのは被験者 P14~P18 で、そのうち P15~P18 はペンタブレットを彩色のみにしか使わない被験者であった。このことは、被験者の描画経験によって有効な特徴量が異なる可能性を示唆している。

表 2 分析結果 (全被験者の平均)

アルゴリズム	特徴量	適合率	再現率	F 値
J48	B	55%	54%	52%
	T	54%	55%	51%
	H	53%	53%	49%
IB1	B	54%	54%	54%
	T	53%	53%	53%
	H	59%	59%	58%

表 3 分析結果 (被験者毎の最大)

被験者	分類に使用した特徴量			F 値
	B	T	H	
P1	$\checkmark$	$\checkmark$		62%
P2	$\checkmark$	$\checkmark$		71%
P3	$\checkmark$			69%
P4	$\checkmark$			68%
P5		$\checkmark$	$\checkmark$	59%
P6		$\checkmark$	$\checkmark$	62%
P7		$\checkmark$	$\checkmark$	64%
P8		$\checkmark$	$\checkmark$	60%
P9		$\checkmark$	$\checkmark$	66%
P10		$\checkmark$	$\checkmark$	82%
P11		$\checkmark$		65%
P12		$\checkmark$		74%
P13		$\checkmark$		62%
P14			$\checkmark$	69%
P15			$\checkmark$	69%
P16			$\checkmark$	67%
P17			$\checkmark$	78%
P18			$\checkmark$	67%
Average				67%

4. 提案システム

本章では、運筆の速さや筆圧などの運筆動作の特徴に着目し、ユーザ自身の理想に近づけるための教示情報を提示するドローイング学習支援システムを提案する。これは、学習者の運筆動作データ（以降、「学習者データ」とその理想的な運筆動作データ（以降、「教師データ」）を比較することで改善点を解析し、画面上に教示情報として表示するシステムである。

4.1 提案手法

本システムには、大きく二つのフェーズがある。一つは

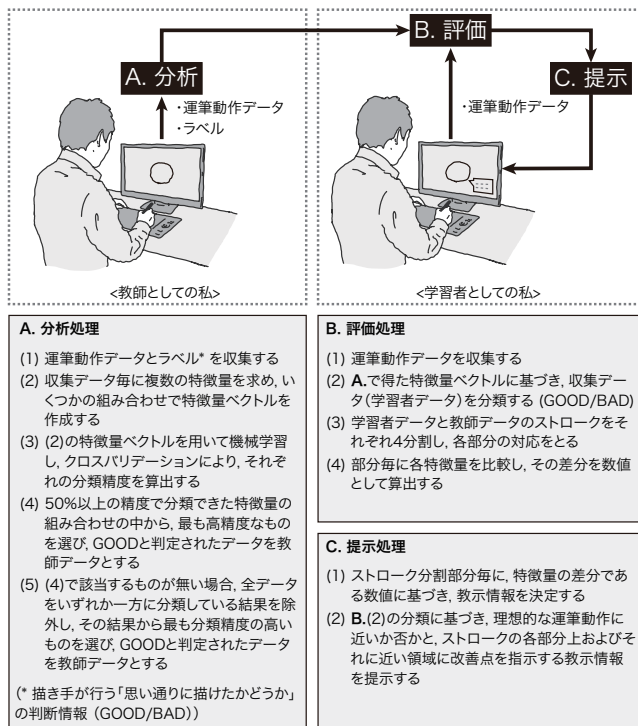


図2 提案システムの処理過程

ユーザ自身が「教師としての私」となり、コンピュータに学習させるフェーズである。もう一つはユーザは「学習者としての私」となり、「教師としての私」に習うフェーズである。この処理過程は図2に示す通り、分析と評価、提示の三つで構成される。

4.1.1 特徴量の選定

表3に示したように、最適な分類結果における特徴量の組み合わせは描き手ごとに異なる。また効率的な学習のためには、特徴量を限定することで教示のための情報量を制限して提示することが必要である。そこで本システムでは、まず学習前に、描き手ごとに運筆動作のデータおよび思い通りに描けたものか否かのラベル付けを行う。そして最適な分類結果を抽出し、その分類で用いられた特徴量ベクトルを確認することで、描き手ごとにドローイングに影響を与える主要な要因を見つけ出し、運筆動作データの評価に利用する。

以上の処理プロセスを図2Aに示す。

4.1.2 運筆動作データの評価

ユーザが思い通りに描けていない場合と理想の場合との差分を教示するために、そのときのドローイングを評価する必要がある。本評価手法は2段階で構成される。第1段階では、ストローク全体でドローイングのよしあしを判別する。第2段階では、ストロークを分割し、部分毎の特徴量を比較する。これら2段階のプロセスを通して、理想的なドローイングに近づくための改善点を得る。

まず第1段階は、ストローク全体を対象にして、3章で述べた分析時に使用したJ48もしくはIB1による分類を行

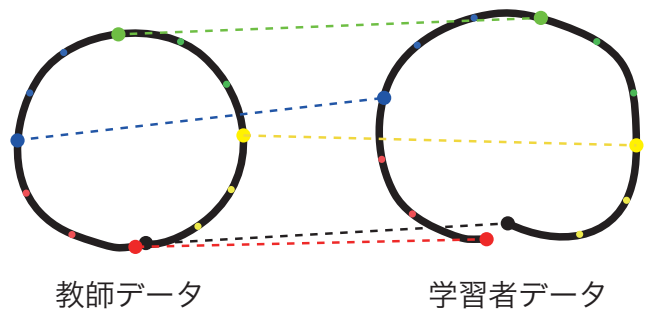


図3 教師データと学習者データの対応付け

う。ドローイングのよしあしを判別するための基準は、分析処理のプロセスで求めたものを使用する。その基準を用いることで、学習者データを分類処理にかけ、そのよしあしを判別する。その際、4.1.1で述べたように、ユーザ毎に分類に用いる特徴量を変えることでその精度を向上させることを狙うため、学習前に得たユーザ毎に有効な特徴量を用いて判別を行う。

続いて第2段階では、理想的なドローイングに近づくための具体的に必要となる改善点を、ストロークの部分毎に求める処理を行う。そのために、教師データも含め、ストローク全体に対して、それぞれ等分割し、部分毎の運筆の速さや筆圧などの運筆動作の特徴量を算出する。この処理には文献[23]のジェスチャ認識手法を参考にした。この手法では描き方の類似度を求めることができるため、学習者データに描き方が最も類似している教師データを特定することができる。また、これら二つのストロークはそれぞれ同数の等分割が行われているため、対応部分が容易に求まる(図3参照)。その対応する部分毎に、既に算出されている特徴量をそれぞれ比較していくことで、理想の場合との差分を数値として表現することができる。

以上の処理プロセスを図2Bに示す。

4.1.3 教示情報の提示

効率的な学習支援を行うためには、思い通りに描けた場合とそうでない場合との差を、改善点としてユーザに理解できる形で教示することが必要である。そこで、文献[3]などの学習支援システムで行われているように、ドローイング結果に改善点を重畳表示させる。具体的には、ドローイング結果が表示されるディスプレイ上に描画エリアを有するウィンドウが表示され、そのウィンドウ内に描画を行うと、ストロークの分割部分毎に改善点である教示情報が付加される。例えば、作画対象物が円である場合、ストロークを分割した各円弧に理想的な運筆速度との差を色に変換してドローイング結果に重畳提示する。このときの差は、ドローイングし終えた瞬間に4.1.1および4.1.2に基づき理想の場合との差分が計算される。これにより、今のドローイングは理想的なドローイングとどこがどのように違うかをその場で理解できるため、その運動獲得が容易になると考えられる。理想的なドローイングとの差分は数値と

して計算されているため、単に「良い」「悪い」の情報提示ではなく、その度合いも同時に提示できる。例えば、文字で教示する場合、運筆速度の差が大きければ「もっと速く動かすとよくなる」と表現し、小さければ「もう少し速く動かすとよくなる」と表現することができ、複数の閾値を設けることでさらに詳細な教示が可能である。

以上の処理プロセスを図2Cに示す。

4.2 試作システム

提案システムの試作を行い、動作確認を行った。試作システムは運筆動作分析のときに用いたインタフェースに基本的には準拠している。システム構成を図4に示す。入力デバイスとしてワコム社製のペンタブレット Intuos 5、処理用コンピュータに MacBook Pro、そして出力デバイスとして液晶ディスプレイを用いる。試作システムでは特徴量のうち、運筆の速さ、筆圧の二つを教示対象とした。教示には、ストローク上に線の色と太さを変化させて重畳表示する方法とストローク周辺に5段階の評価値を表示する方法を用いた。前者の方法では、運筆の速さが教師データに対して速すぎると線を赤くし、反対に遅すぎると青くし、ユーザがドローイングしたストロークに重畳表示する。同様に、筆圧が教師データに対して強すぎると線を太く、反対に弱すぎると線を細くし、ストロークに重畳表示する。後者の方法も基本的には同様であり、各特徴量に対して教師データとの比較結果を5段階の指標で表現して表示する。なお、本試作システムでは作画対象物を円とし、1ストロークを4等分したうえで、各部分毎に上記の処理を行う。図5にシステムが教示を行っているときの表示画面例を示す。

試作システムを被験者2名に使用させたところ、「筆圧が太さに対応付けられているのは理解しやすいけどいい。速度は色に対応付けられているが、対応が覚えにくい」、「色で部分毎の提示を見ても（筆圧の方を見ているし）あまりコントロールしにくい。リズムよく描けているときはうまく描けていることが多いので、音でそれを提示してみるとよいかも」、「そばに提示されている四角の表示は、描きながらはなかなか見れない」、「目標が定まるからゲーム感覚で練習できる」、「描いている間にこの円もうまく描けたなと思っても、教師データに入っていないのか、うまく判定されない」という意見が得られた。よって今後は、提示法（モジュール、提示位置、提示タイミングなど）の検討や、分析処理時に収集した教師データに、学習を進めながら教師データを追加できるようにすることも検討する必要がある。

5. おわりに

本稿では、学習者本人が行った理想的な運筆動作を教師データとするドローイング学習支援を目指し、思い通りに描けたか否かが判別可能かを明らかにするために中上級者



図4 試作システムの構成

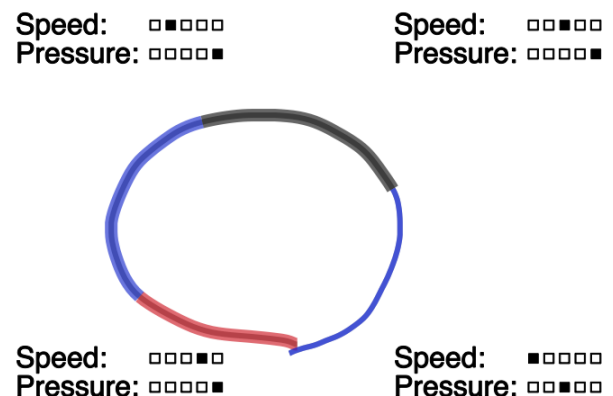


図5 試作システムの教示例

の運筆動作の分析をまず行った。

ペンタブレットで円をドローイングする場合を分析対象とし、ペン先の二次元座標と筆圧を時間情報とともに記録した。記録したデータから、描き手のドローイングに影響を与えそうな要因を考え、それが実際に重要なものであるかを Weka を用いた機械学習での分類精度によって検証した。具体的には、特定の要因を表す特徴量を求め、それを用いてある運筆動作が描き手の思い通りのドローイングができたときのものかどうかを機械学習によって正しく分類できるかを確かめた。運筆の速さと筆圧、および、描き手ごとに速さの変化の特定のパターンである運筆のリズムがあることに注目し、1ストロークを長さで等分した各部分を描くのにかかった時間を特徴量に加えて分析を行ったところ、描き手ごとに最適な特徴量の組み合わせを用いることで、平均 67% の精度で分類することができた。

以上より、収集したデータによって思い通りに描けたか否かを完全に判別することはできないものの、描き手が思い通りに描けた場合とそうでない場合に差があることは示すことができ、運筆の速さ、筆圧の変化に加え、運筆のリズムが描き手のドローイングに影響する要因であることが示唆された。

この分析結果に基づき、ユーザ自身の理想に近づける教

示情報を提示する学習支援システムを提案した。提案システムは、ユーザが行うドローイングに対して、教師データに基づき2段階で評価し、その改善情報を提示する。その第1段階として描画全体に対する評価を組み込んだ。第2段階としてはストロークの部分毎に教師データとの差を数値的に求めた。この評価結果から、改善情報のストロークへの重畳表示および5段階の評価指標表示によって改善情報を提示した。これによって、ユーザが運筆動作を意識せずに理想的なものを描いたとしても、教示がどのようにドローイングを行えば理想に近づくのかの指針となるため、効率良く自分の個性を伸ばしていくシステムとなると考えられる。

今後の課題としては、運筆の速さ、筆圧、運筆のリズム以外にも、より高い精度で描き手が思い通りにドローイングできているか否かを判別できる要因がないかを調査することが挙げられる。また、聴覚情報などの視覚情報以外の提示やそれらの組み合わせによる提示、教師データの更新方法なども検討する必要がある。その上で、本システムが個人に特化した学習に適したものであるかを被験者実験を通して確認することが挙げられる。

謝辞 被験者として本実験にご協力いただいた京都精華大学および嵯峨芸術大学の学生各位に感謝の意を表する。また、本研究は文部科学省科学研究費補助金(課題番号: 24700116)の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Hämäläinen, P: Interactive video mirrors for sports training, Proceedings of the third Nordic conference on Human-computer interaction, pp.199–202, ACM, (2004).
- [2] 本荘直樹, 伊坂忠夫, 満田隆, 川村貞夫: HMDを用いたスポーツスキルの学習方法の提案, 日本バーチャルリアリティ学会論文誌, vol.10, no.1, pp.63–69, (2005).
- [3] Kuramoto, I., Inagaki, Y., Shibuya, Y., and Tsujino, Y.: Augmented Practice Mirror: A Self-learning Support System of Physical Motion with Real-Time Comparison to Teacher's Model. In Digital Human Modeling, pp.123–131, Springer Berlin Heidelberg, (2009).
- [4] Bae, S. H., Balakrishnan, R., and Singh, K: ILoveSketch: as-natural-as-possible sketching system for creating 3d curve models, Proceedings of the 21st annual ACM symposium on User interface software and technology, pp.151–160, ACM, (2008).
- [5] Bae, S. H., Balakrishnan, R., and Singh, K: EverybodyLovesSketch: 3D sketching for a broader audience., Proceedings of the 22nd annual ACM symposium on User interface software and technology, pp.59–68, ACM, (2009).
- [6] R.H. Kazi, T. Igarashi, S. Zhao, and R. Davis: Vignette: interactive texture design and manipulation with freeform gestures for pen-and-ink illustration, Proceedings of the 2012 ACM annual conference on Human Factors in Computing Systems, pp.1727–1736, ACM, (2012).
- [7] T. Igarashi, S. Kawachiya, H. Tanaka, and S. Matsuoka: Pegasus: a drawing system for rapid geometric design, CHI 98 Conference Summary on Human Factors in Computing Systems, pp.24–25, ACM, (1998).
- [8] S. Cheema, S. Gulwani, and J. LaViola: QuickDraw: improving drawing experience for geometric diagrams, Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp.1037–1064, ACM, (2012).
- [9] V. Peter, L. Tom, Van, C. Luc, T. Johannes, R. Chris, and R. Frank, Van: IntuPaint: Bridging the gap between physical and digital painting, Horizontal Interactive Human Computer Systems, pp.65–72, IEEE, (2008).
- [10] H. Song, H. Benko, F. Guimbretiere, S. Izadi, X. Cao, and K. Hinckley: Grips and gestures on a multi-touch pen, Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp.1323–1332, ACM, (2011).
- [11] 山本景子, 金谷一朗, 佐藤宏介: ペンの把持情報を利用したペンタブレット型ドローイング支援インタフェース, インタラクシオン 2010, 情報処理学会シンポジウム論文集, vol.2010, no.4, pp.239–242, (2010).
- [12] J. Fernquist, T. Grossman, and G. Fitzmaurice: Sketch-sketch revolution: an engaging tutorial system for guided sketching and application learning, Proceedings of the 24th annual ACM symposium on User interface software and technology, pp.373–382, ACM, (2011).
- [13] K. Ryo and Y. Tsuneo: Haptic display device with fingertip presser for motion/force teaching to human, Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Robotics and Automation, (2001).
- [14] K. Henmi and T. Yoshikawa: Virtual lesson and its application to virtual calligraphy system., Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol.2, pp.1275–1280, IEEE, (1988).
- [15] 内藤裕, 金載然, 佐藤誠, 小池康晴: 感覚情報を用いた書道における教示効果, 電子情報通信学会技術研究報告, NC, ニューロコンピューティング, vol.103, no.734, pp.139–144, (2004).
- [16] 土屋喬, 小宮山摂, 武藤剛: 運筆音を活用した書字訓練装置の開発, ヒューマンインタフェース学会論文誌, vol.12, no.4, pp.451–457, (2010).
- [17] 吉永岡村: 毛筆から加えられる力の測定について, 研究論叢, 芸術・体育・教育・心理, vol.51, no.3, pp.201–208, (2001).
- [18] 岡村吉永, 長崎伸仁, 鷹岡亮, 中村正則: 習字指導のための毛筆技能の計測, 教育情報研究: 日本教育情報学会学会誌, vol.18, no.4, pp.21–26, (2003).
- [19] J. Lu, F. Yu, A. Finkelstein, and S. DiVerdi: Helping-Hand: Example-based stroke stylization, Proceedings of the 39th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, vol.31, no.4, pp.46:1–46:10, ACM, (2012).
- [20] A. Pipes, *Drawing for Designers*. London, UK: Laurence King, (2007).
- [21] J. Mellem, *Sketching People: Life Drawing Basics*. Cincinnati, OH: North Light Books, (2009).
- [22] Hall, M., Frank, E., Holmes, G., Pfahringer, B., Reutemann, P., and Witten, I. H.: The WEKA data mining software: an update, ACM SIGKDD Explorations Newsletter, Vol. 11, No. 1, pp. 10–18, (2009).
- [23] Wobbrock, J. O., Wilson, A. D., and Li, Y: Gestures without Libraries, Toolkits or Training: A \$1 Recognizer for User Interface Prototypes, Proceedings of the 20th annual ACM symposium on User interface software and technology, pp.159–168, ACM, (2007).