

ドローイング学習支援システムにおける ドローイング自動評価機能の性能向上のための 指導対象ハッチング同定アルゴリズムに関する検討

A Consideration for the Classification Algorithm for Hatching-like Strokes
in Complex Line Set for Effectiveness Improvement of Auto Drawing Assessment
Function in Digital Drawing Learning Support System

崎本貴之¹ 永井孝² 香山瑞恵³ 橋本昌巳³

Takayuki SAKIMOTO¹, Takashi NAGAI², Mizue KAYAMA³, and Masami HASHIMOTO³

¹ 信州大学大学院理工学系研究科情報工学専攻

¹ Graduate School of Science and Technology, Shinshu University

² 信州大学大学院総合工学系研究科

² Interdisciplinary Graduate School of Science and Technology, Shinshu University

³ 信州大学工学部

³ Faculty of Engineering, Shinshu University

Abstract: 我々はこれまで、ドローイングのスキル獲得を目的とした学習支援システムが構築、運用してきた。本研究は、このシステムにおける自動評価機能の実装および性能向上を目的として、システムによって蓄積されたデータの解析と、線種判定アルゴリズムの精緻化を試みる。これまでに行った熟練者と初心者のドローイング比較から、両者の線種割合に大きな違いがあることが分かっている。本稿では、この線種をシステムにおける評価指標の一つとして確立するために作成した、複雑線についての新しい判定アルゴリズムの適用結果、および評価について述べる。

1. はじめに

ドローイングは美術教育における基本的な技法として位置づけられ、入門者が最初に学ぶべき内容とされている^{[1][2]}。しかし個人で学習を行う場合、ドローイングの癖や弱点に自ら気づくのは難しい。そのため、美術スクールに通い指導を受けることが多い。だが、一対多の授業形態では指導者が学習者一人一人のドローイングすべてを把握することは難しい。

そこで永井らの研究^[3]では、ネットワーク環境を用いた美術入門者のためのドローイング学習支援システムを構築した。これによって学習者は時間と場所に制約を受けることなく指導者からアドバイスや評価を得られるようになることが期待される。またこのシステムは、学習者の描いた線の幾何的情報を描画データとして記録してこれらのデータに基づき、ドローイングの癖や弱点を自動評価できる仕組みが実現できれば、ドローイング学習効率と学習効果の双方の向上が実現する可能性がある。これまで、自動評価のためのドローイングプロセス評価尺度の

検討が進められてきた^[4]。

このような背景を受け、本研究では、ドローイング自動評価機能の性能向上を目指し、描画データからの線種判定アルゴリズムの精緻化を試みる^[5]。そのために、まず、ドローイングにおける複雑線の中で指導対象となる線の抽出を研究目的とする。本稿では、熟練者と初心者の描画データの比較結果の考察に基づいた、線種判定アルゴリズムの改良の成果について示す。具体的には複雑線に含まれるハッチング、および指導対象ハッチングの同定アルゴリズムの提案、提案アルゴリズムの評価について述べる。

2. ドローイング学習支援システム

通常の美術教室でのドローイング学習、オフラインでの学習では、学習者は描画中いつでも指導者から指導を受けることができる。指導者においては、学習者が指導を必要としているタイミングで適切なアドバイス等を与えることができる。また、学習者は、同じ場所にいる他学習者のドローイングプロセ



図 1: ドローイングプロセスビューア

スを直接観察することができる。これらのことを通して、学習者は自分では気づけない技法上の誤りの修正や新しい描画方法を発見できる。永井らのドローイング学習支援システム（以下、本システム）は、このような相互作用をオンラインでの描画学習でも実現することを意識して、設計されている。

2.1. ドローイング学習の特徴

本研究で提案しているドローイング学習支援システムは、筆記具としてデジタルペンを、プラットフォームとして LMS（Learning Management System）を利用する。デジタルペンが記録したドローイングプロセスデータを LMS に蓄積することで、学習者や指導者らがドローイングプロセスをドローイングプロセスビューア（後述）により閲覧できる。これにより、オンラインでもオフラインの学習に近い体験が得られる。すなわち、時間と場所に制約されずにドローイングプロセスを再生可能なため、指導者は全学習者のドローイングプロセスに対する指導が可能となる。また学習者も他者のドローイングプロセスを再生可能となるため、自身のドローイングプロセスとの違いや優れた描画技法を観察することができる。

ドローイングプロセスを再生するためのツールであるドローイングプロセスビューアを図 1 に示す。これはドローイングプロセスを時系列解析したグラ

フェリアと再生エリアから構成される。学習者および指導者は、ここで再生されるドローイングプロセスを確認しながら学習や指導を行う。

2.2. デジタルペン

ドローイングプロセスを記録するための筆記具として、アノト式デジタルペン^[6]を用いる。これはインク交換可能なボールペンである。専用紙に 0.3mm ピッチで印刷されたドットを、ペンに内蔵された CCD カメラが読み取り、紙面上の絶対位置を算出し、ストローク単位で座標遷移を記録する。ここでのストロークとは、デジタルペンのペン先が紙面に着いてから離れるまでの間の描画データである。この際、取得時間と筆圧も同時に記録される。これらのデータは一時的にデジタルペン内のメモリに保存され、有線/無線でテキストデータとしてコンピュータにダウンロードされる。

このデジタルペンの筆記具としての適用可能性について検証した結果を表 1 に示す。この検証と同時に美術熟練者に対して、美術教育へのデジタルペンの導入に関してのヒアリング調査も行った。鉛筆と比較するといくつか問題点があると指摘されたが、学習対象者を入門者に限定した場合、その問題点は指導上有効なものになると指摘された。これらのことから、デジタルペンはドローイング用筆記具として適用可能であると判断され、本研究に導入した。

2.3. 線種判定アルゴリズム

本研究におけるストロークの形状、すなわち線種は、点/直線/曲線/複雑線の 4 種類とする。以下、それぞれの線種の定義を示す。

点 (point) : 長さが 2mm 以下のストローク。

直線 (straight) : ストロークの長さが 2mm 以上、ストロークの最小外包矩形で求めた 1/4 楕円長以下のストローク。

表 1: デジタルペンの評価結果

| 評価項目 | 内容 | 結果 |
|--------|--------------------------------------|---|
| 連続使用時間 | ペンの満充電状態からバッテリーが無くなる状態までの連続描画時間 | 4 回計測時平均 210 分 最長 218 分、最短 199 分 |
| 限界筆圧 | 描画しながらペン先を徐々に紙へ近づけ、筆圧の変化と紙へ描画された線の濃度 | 濃度が極端に薄い線は描画データを取得していない。一方、筆圧が 0 であっても、目視で線として認識可能なものはデータ取得可能 |
| 限界描画濃度 | 特定領域にクロスハッチを描き、ペンがアノトパターンを読み取る限界の濃度 | ボールペンとしてこれ以上濃度があげられない状態まで描画可能 |
| 限界傾斜角度 | ペンによる描画データの取得限界角度 | 限界角度 θ : $43^\circ \leq \theta \leq 137^\circ$ |

曲線 (simple curve) : ストロークの連続した 4 点を取り出し, p_1 と p_4 からなるベクトルを Base とする. p_1 と p_2 のベクトルを E_a , p_1 と p_3 のベクトルを E_b とし, Base と E_a , Base と E_b の外積の向きを記録する. これを 1 点ごとずらしてストロークの最終点までおこなう. こうして記録したデータの内, 向きがすべて一致したストローク.

複雑線 (complex) : 曲線と同様の記録を行い, 曲線に分類されなかったストローク.

現在のシステムでは以上のような判定基準に従い, ストロークの線種判定を行っている.

3. 研究目的

本システムは上記の構成により, 学習者のドローイングの評価機能を提供している. 本システムの利点は, 学習者のドローイングプロセスを記録・再生できるという点である. この機能によって, 指導者が学習者のドローイングにおける指導のポイントを見逃すことを防ぐ. また, 学習者自身も自身や他者のドローイングプロセスを振り返ることができる.

一方で, 本システムを有効活用するためには, 現状では指導者からのシステム上での評価およびフィードバックが不可欠である. 指導者からの評価がドローイングプロセスビューア上に記されている様子の例として図 2 を示す. 図 2 では, モチーフの影を描画したタイミングでその部分に対して, 囲んで印をつけコメントを挿入している様子を示している. つまり, 指導者が何らかの理由で評価を付けられない場合, 学習者への有効なフィードバックを与えることができない.

そこで, 本システムの自動評価機能の実装による学習者への自動的なフィードバックの提供が期待される. これを実現するためには, システムに蓄積されたドローイングプロセスのデータを分析するための定量的な評価指標を明確にする必要がある. 先行研究ではこれまでに, ドローイングのストローク数が一つの評価指標になるとの見解を示していた. 本研究では, 自動評価機能の実装とその性能向上を目指し, 新たな評価指標としての線種同定のためのアルゴリズムの確立を目指す.

4. 自動評価機能について

新たな評価指標を確立するためには, これまでとは異なるアプローチが必要である. ストローク数というシンプルな評価指標に加え, より技術的な指摘ができる評価指標の具体化を試みる. そのために

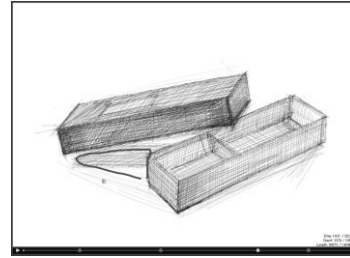


図 2 : システム上での評価の様子

我々は, 前述の 4 種の線種について分析し, ドローイング学習支援に活かす方策を検討することとした.

4.1. 熟練者と初心者のドローイング比較

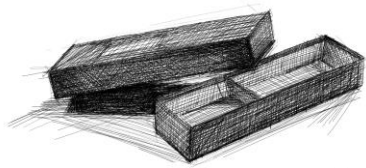
定量的な評価指標として利用するためには, 基準となる値が必要となる. そこで, 熟練者のドローイングの線種割合を理想値として定めることを前提とし, 熟練者と初心者のドローイングにおける線種割合の比較を行った. 比較対象は, 熟練者, 初心者の中でも比較的上手な人 (以下, 上級者), 初心者の三者である. いずれも, 「紙箱」という同様のモチーフで行われたドローイング結果を考察する. ドローイングの時間は 20 分間である.

4.1.1. 比較結果

図 3 に比較の結果を示す. 図 3 の (a) (b) (c) はそれぞれ熟練者, 上級者, 初心者のドローイングの結果である. モチーフ右下の数値は記録されたストローク数を示す. 図 3 (d) (e) (f) は線種推移グラフを表している. このグラフは 5 秒ごとのストロークの線種割合を示している. 最も薄いグレーの領域が複雑線を示している. 熟練者は他二人と比較して, それが少ないことが分かる. 図 3 (g) (h) (i) は, それぞれのドローイングの線種割合を示したグラフである. このグラフから, 初心者の複雑線の割合が, 他二人に比べてかなり多いことが分かる. また, ストローク数の比較について図 3 (j) (k) (l) に示した. 熟練者と上級者は直線や曲線が多いことが分かる.

4.1.2. 考察

図 3 を見ると, 熟練者は図 3 (d) 線種の時間変化のグラフにおいて, 色の薄い複雑線部分は少ない. 実際に図 3 (g) 線種割合を調べるとその多くが直線であり, 複雑線はわずか 4% となった. 一方で初心者は, 図 3 (f) 時間変化のグラフでは, その半分ほどの領域が色の薄い複雑線が占めている. 図 3 (i) の通り線種割合は約 40% が複雑線であるとされている. 上級者においては, 熟練者ほどではないが, 複雑線の割合は少なく, 直線が多く描かれたことがうかがえる. また, ストローク数を見ると, 初心者のストローク数は熟練者や上級者の約 3 割程度の数である



3353

(a) 熟練者のドローイング結果



3308

(b) 上級者のドローイング結果



3353

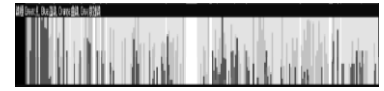
(c) 初心者のドローイング結果



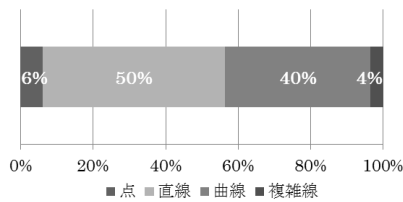
(d) 熟練者の筆圧時間変化



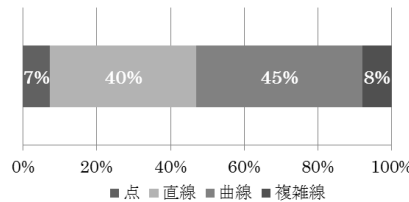
(e) 上級者の筆圧時間変化



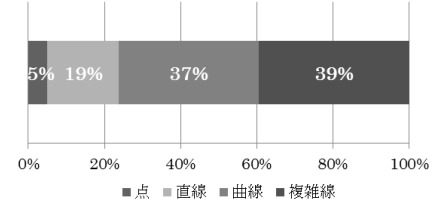
(f) 初心者の筆圧時間変化



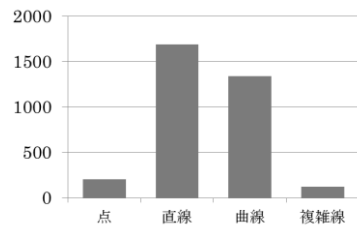
(g) 熟練者の線種割合グラフ



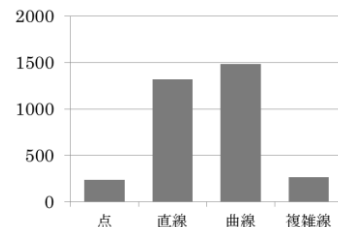
(h) 上級者の線種割合グラフ



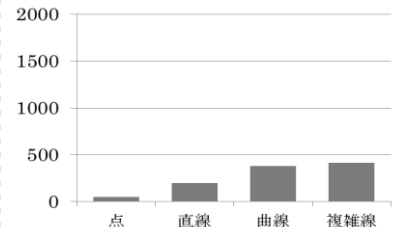
(i) 初心者の線種割合グラフ



(j) 熟練者の線種別ストローク数



(k) 上級者の線種別ストローク数



(l) 初心者の線種別ストローク数

図3: 熟練者, 上級者, 初心者のドローイングにおける線種割合とストローク数の比較

ことが分かる。

美術指導者によれば, 直線の割合が少ないのは, 技術的に未熟なことが理由であるという。しかし, 複雑線の割合が多いのは, 一概に技術的な理由だけではない。図3(c)に示したモチーフには, 複雑線の判定基準に合致するストロークを用いる機会がないように観察される。

4.1.3. 複雑線に含まれるストロークの特徴

図3(c)以外のモチーフに対するドローイングにおいても, 初心者のストロークを分析した結果, 複雑線の占める割合が非常に多くなっていた。そこで, 初心者のドローイングに含まれる複雑線のみを抽出し, その一つ一つのストロークの軌跡を分析することとした。その結果の例を図4に示す。左のストロークは複雑線と判断できる軌跡である。しかし, 右

のストロークには規則的な変化が確認できる。美術指導者によれば, このストロークはハッチングというドローイング技法によって描かれた線(以下, ハッチング)であるという。一般的に, ハッチングとは, 物体の面やトーンを表現する際に一方向に直線を重ねて描くことを指す。ハッチングを行う際には, 熟練者であっても, 繰り返し素早く直線を描き重ねていると, ある直線を描いた後にペン先が紙面から離れずに次の直線を描くことがある。この際, 図4右に示したような軌跡が生じる。

本研究においては, 筆記具であるデジタルペンの性質上, 筆圧が限りなく0に近い時でも, 紙面上にいて, ある直線を描いた後にペン先が紙面から離れずに次の直線を描くことがある。この際, 図4右

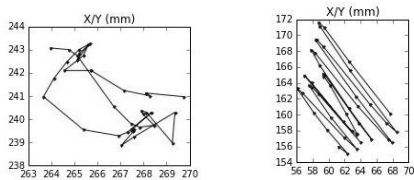


図 4：複雑線のストローク例

表 2：アルゴリズム各段階での検出ストローク数

| | 複雑線 | A | B | C |
|-----|-----|-----|----|---|
| 熟練者 | 120 | 62 | 5 | 4 |
| 上級者 | 412 | 145 | 13 | 9 |
| 初心者 | 266 | 160 | 8 | 8 |

に示したような軌跡が生じる。

本研究においては、筆記具であるデジタルペンの性質上、筆圧が限りなく 0 に近い時でも、紙面上に視認できる程度の軌跡が描かれれば、それはストロークとして記録される。そのため、本来であれば何本もの別々の直線であるべきストロークがつながってしまい、1 本のストロークとして記録されるという事態が発生することが分かった。本研究における線種の定義から、このような線は複雑線として判定される。単純な形状のストロークで描かれることが理想的であるとされるドローイングにおいて、複雑線は指導対象とされるべき線種のストロークである。しかし、システム的原因により複雑線として判定されたと考えられる上記のようなハッチングのストロークはそうではない。そこで本研究では、このストロークを「複雑線内ハッチング」として、その他の複雑線と区別することとした。この違いを明確にすることによって、正確な技術指導の対象を捉えることができる。..

4.2. 自動評価機能の機能設計

4.1 に示した線種の区別が実現した場合、線種判定がより正確になり、自動評価機能の性能向上が見込める。このことから自動評価機能での評価項目を以下のように設計した。

- ① 目標ストローク数
- ② 理想的な（熟練者の）ドローイングとの各線種の割合比較
- ③ 複雑線内ハッチング、およびその他複雑線の数・割合の提示

これまでに、ストローク数に関しては、ドローイングの際の目標値を示していた。それに加えて、学習者に対するフィードバックとして各線種の割合・数を与えることによって、自身の技術的な未熟さについての理解が可能になると考える。

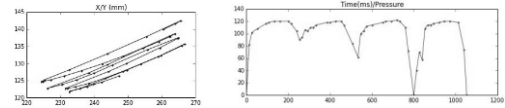


図 5：複雑線内ハッチングのストローク例
軌跡（左）と筆圧変化（右）

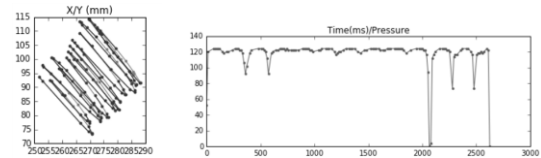


図 6：指導対象ハッチングのストローク例
軌跡（左）と筆圧変化（右）

5. 線種判定アルゴリズムの提案

前述のとおり、複雑線内ハッチングと複雑線とを区別することは、指導や自動評価をする上で必要なことである。そこで、これらの区別のために、ストロークの軌跡の形状と筆圧の時間変化を利用する。

5.1. 複雑線内ハッチングの同定

通常の複雑線と複雑線内ハッチングとの大きな違いは二つある。一つは、ストロークの軌跡の形状、もう一つが筆圧の変化の仕方である。ハッチングは本来であれば直線の集合であることは前述した。その直線同士が、筆圧が 0 の線につながってしまったものが複雑線内ハッチングである。複雑線内ハッチングと考えられるストロークは図 4 に示した通り、ギザギザとした特徴的な形状を示す。また、その筆圧変化は、筆圧が上昇する区間と低下ないし 0 である区間がある程度規則的に出現すると考える。この二つの特徴を利用して、複雑線内ハッチングの同定アルゴリズムを作成した。以下にそのアルゴリズムにおいて設けた三つの条件を示す。

- A) 一ストローク中のすべての筆圧上昇区間の軌跡のベクトルが、一つの角度区間に属することを確認する。一ストローク中のすべての筆圧上昇区間に相当する部分の軌跡が交差しないことを確認。
- B) 一ストローク中のすべての筆圧上昇区間が等間隔で現れることを確認。
- C) 各筆圧上昇区間が 200ms 以下であることを確認。

このアルゴリズムの A, B, C のそれぞれの段階で検出されたストロークの数、およびもともとなったドローイングに含まれる複雑線の数をまとめたものを表 2 に示す。なお、A から順に条件を厳しくしており、最終的に C の段階で検出されたストロークが、

本研究において複雑線内ハッチングとして定めたストロークである。表 2 から、ストローク数はいずれも少ないが、複雑線内ハッチングと認められるストロークを検出できた。しかし、このストローク数では、システムが原因とされる複雑線内ハッチングが、熟練者と初心者の複雑線の割合の差を生み出しているとは言い難い。複雑線内ハッチングのストローク例を図 5 に示す。左がストロークの軌跡であり、右がその筆圧変化を示している。

5.2. 指導対象ハッチングの区別

本アルゴリズムによって最終的に検出されたストロークは複雑線内ハッチングである。したがって、それ以前の段階で除外されたストロークは、これまでの考えに基づけば、すべて一様に指導対象のストロークであるとされる。しかし、その中で条件 A を満たしたストロークは、その軌跡の形状的にはハッチングを描いている様子がうかがえる。そのストロークの軌跡と筆圧変化の様子を図 6 に示す。この筆圧変化を見ると、図 5 の複雑線内ハッチングと比べて筆圧の高い時間が非常に長く、またその変化が不規則であることが分かる。実際に描画している様子を観察したところ、このような特徴を示すストロークは、本来ハッチングで描くべき部分を塗りつぶすように描いたときに観測されるストロークであることがわかった。これは、複雑線という指導対象ストロークの中でも、とりわけ具体的な指導ができるストロークであると考えられる。そこで本研究において、このようなストロークを指導対象ハッチングとして、その他の複雑線とは区別することとした。指導対象ハッチングのストローク数は、表 2 の A 段階で抽出された成果から C 段階で抽出された成果を減算したものとなる。

5.3. アルゴリズムの評価

提案アルゴリズムにより、複雑線内ハッチングの同定が可能となった。さらに、複雑線内ハッチングの条件から漏れた指導対象と考えられるストロークを、指導対象ハッチングとそれ以外に大別することも可能とした。つまり、従来の複雑線というカテゴリを、複雑線内ハッチング/指導対象ハッチング/その他の三つのカテゴリに区別することを実現した。これは、自動評価機能を実装する際に、より正確なドローイングの指導を可能にすると考える。また、結論として、熟練者と初心者の線種割合における複雑線の割合の差は、主に指導対象ハッチングが原因であることがわかった。つまり、複雑線の多さは技術的に未熟であることを示すと考えられる。

また、一方で、初心者のドローイングにおけるストロークの特徴は多岐にわたる。今回検証した初心

者のドローイングにおいては、本アルゴリズムの条件で問題なかったが、他の初心者のドローイングには適さない部分がある可能性がある。より汎用的な判定・評価システムを実現するために、今後さらに多くの初心者のドローイングについて分析し、条件を精査していく必要があると考える。

6. おわりに

本稿では、まず、ドローイング学習支援システムの基本的な設計、および特徴について説明した。そして、本システムに期待される自動評価機能の実装に関して、定量的な評価指標の必要性と、その一つとして線種同定の可能性について述べた。そして提案アルゴリズムの実装により、複雑線内ハッチングおよび指導対象ハッチングの同定を実現した。

今後は、提案アルゴリズムをドローイング学習支援システムに実装し、自動評価機能としての有用性評価を行う。同時に、線種判定アルゴリズムの汎用性向上を目指し、より多くのドローイングプロセスを分析する。また、線数と線種以外の評価指標の開発を進める。

謝辞

本システムを 2012 年より美術教育に導入頂き、多くの助言を頂いている日本外国語専門学校留学科海外芸術大学留学コースの教員の皆様に感謝いたします。

参考文献

- [1] 佐藤聖徳, “美術・デザイン系大学におけるデザイン指導の発展的試み”, 静岡文化芸術大学研究紀要, 4, pp.153-162, 2004.
- [2] 関根英二, “美術体系の試み”, 美術教育学会大学美術教科教育研究会報告, 6, pp.89-100, 1984.
- [3] 永井孝他, “遠隔ドローイング学習支援の可能性とドローイングプロセスの再利用に関する検討”, JSiSE 研究報告会, 23(4), pp.52-61, 2008.
- [4] 永井孝他, ドローイング学習支援システムのためのドローイングプロセスモデルの検討, 信学技報 ET, 115(223), pp.49-52, 2015.
- [5] 崎本貴之他, “ドローイング初心者によるドローイング時の線種判定方法の基礎的検討”, 信学技法 ET, 115(319), pp.9-14, 2015.
- [6] アノトマクセル(株): “アノトデジタルペン”
<http://functionality.anoto.co.jp/cldoc/ajp31.htm>