

ドローイング作品に含まれるストロークの 質的評価に基づく成長指標に関する基礎的検討

A Basic Study on Growth Indicators Based on Qualitative Evaluation of Strokes in Drawings

杉井 奏斗^{*1}, 永井 孝^{*2}, 香山 瑞恵^{*3}

Kanato SUGII^{*1}, Takashi NAGAI^{*2}, Mizue KAYAMA^{*3}

^{*1} 信州大学工学部電子情報システム工学科

^{*1}Department of Electronic Information Systems Engineering, Faculty of Engineering, University of Shinshu

^{*2} ものづくり大学

^{*2}Institute of Technologist

^{*3} 信州大学工学部

^{*3} Faculty of Engineering, University of Shinshu

Email: 18t2080a@shinshu-u.ac.jp

あらまし：本研究の目的は、ドローイング学習の成果を定量的に評価するための指標の具体化である。本研究ではドローイング作品に含まれる個々のストロークの形状に着目した。先行研究であるドローイング学習支援システムに蓄積されたドローイング作品を対象に、それらに含まれる1本1本のストロークの幾何的情報に基づき、機械学習により分類した。本稿では、自己組織化マッピングに基づく機械学習の特ストローク分類への適用成果について示す。そして、学習者と指導者のストロークを分類した結果を示し、成長指標としての可能性を考察する。

キーワード：ドローイング, 自己組織化マップ

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。ドローイング学習において、特に初期の学習者は「ストロークの本数を増やすこと」、「モチーフを単純な線で描くこと」を指導される。永井らの先行研究⁽¹⁾によって、前者の定量的な評価は達成されている。また、永井らの研究⁽¹⁾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。このシステムには、学習者がドローイング作品を描く過程で用いたすべての線(ストローク)の幾何的情報を記録している。

そこで、本研究ではストロークの形状に着目し、形状の質的評価の可能性を探究することを目的とする。その基礎的検討として、本稿では、自己組織化マップ (Self-Organizing Map: 以下 SOM)を用いたストロークの分類について述べる。

2. 解析手法

2.1 自己組織化マップ

自己組織化マップ (Self-Organizing Map: 以下 SOM) は教師なし学習を行う位相保存写像である。SOMの基本的な運用は、高次元の観測データセットを、データ分布の位相的構造を保存しつつ低次元空間へ写像する。このとき、2次元空間へ写像する場合はデータ分布がマップ (topographic map) のように可視化される。このマップをデータマイニングに用いる。

2.2 解析対象となるデータ

本研究で解析対象とするデータは、先行研究のシステム上に蓄積されている 841 ドローイングのプロ

セスデータの内の、不適切データを解析対象から除外した 800 ドローイングを解析対象とした。

2.3 予備対象

SOMによるストローク分類の予備解析として、学習者3名(以下、Aさん、Bさん、Cさん)と、指導者1名の計4名のドローイングのプロセスデータを取り上げる。ドローイングは、紙箱と紙袋をモチーフとしており、学習者は各モチーフ3回分、指導者は1回分のデータである。紙箱1回目のドローイングが初回学習データ、紙袋3回目が最終回学習データとなる。ただし、Cさんは紙袋のデータが2回分であったため、紙箱データのみ用いる。

2.4 入力データの生成

ストロークデータを SOM 解析に適する形式とするため、変形を施した。本研究では、採用したデータを、回転・補完・平行移動と拡大・2値化の4ステップで変形をおこなった。

2.5 SOM への入力

SOMによるマップ生成時には、学習者毎に、各モチーフ3回分のデータを学習させた。これを学習者数・モチーフ数繰り返した。その後、各学習済みマップに、そのマップ生成に用いた学習者データと、

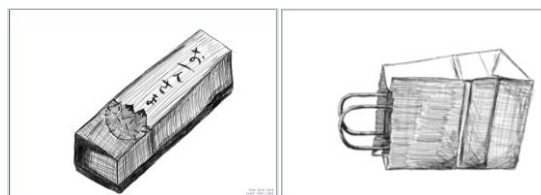


図1：学習者のドローイング作品の例

表 1：紙箱モチーフのバリエーション率

マップ生成データ	生成したマップに入力したデータ[%]			
	1回目	2回目	3回目	指導者
Aさん	85	86	78	37
Bさん	92	82	78	49
Cさん	77	71	68	44

表 2:紙袋モチーフのバリエーション率

マップ生成データ	生成したマップに入力したデータ[%]			
	1回目	2回目	3回目	指導者
Aさん	77	80	85	36
Bさん	75	88	72	33

未学習な指導者データを1ドローイング単位で入力し、その結果を記録した。

3. 解析結果と考察

3.1 解析結果

本研究では、個々のドローイングにおける学習済みマップへの入力結果を、当該ドローイングで用いられたストロークのバリエーション率としてとらえる。バリエーション率は、低いほど同形状のストロークが用いられていることを示す。バリエーション率は、学習済みマップに当該ドローイングの全ストロークを入力した際の、二次元空間における座標(以下BMU)の種類数を分子とし、当該ドローイングに含まれる総ストローク数を分母として表す。予備解析で得られたバリエーション率を表1(紙箱)と表2(紙袋)に示す。

3.2 考察

表1の結果から、1回目よりも3回目のバリエーション率が低下する傾向が確認できる。表2でバリエーション率の低下が顕著ではないのは、学習が進み、各自のドローイングで用いるストロークの形状が一定の範囲に収まっていることが考えられる。

また、指導者のバリエーション率は各学習者よりも低い。このことは、指導者が同モチーフのドローイングで用いるストローク形状が、学習者と比較して同形状のものが多くを示している。

さらに、学習者のドローイングを学習済みのマップにおいて、学習者ストロークのBMU(学習者BMU)と指導者ストロークのBMU(指導者BMU)を比較した。そこで、指導者BMUと一致しない学習者BMUに割り当たった学習者ストロークの形状を確認した。これらのストローク形状の一例を図1に示す。ドローイング指導者へのヒアリングから、図1のような複雑な形状のストロークはドローイング学習においては、修正を求めるような指導の対象となるという。

一方、指導者BMUと一致しない学習者BMUに割り当たった学習者ストロークには、単純な形状と判断されるストロークも確認された。これらは、回

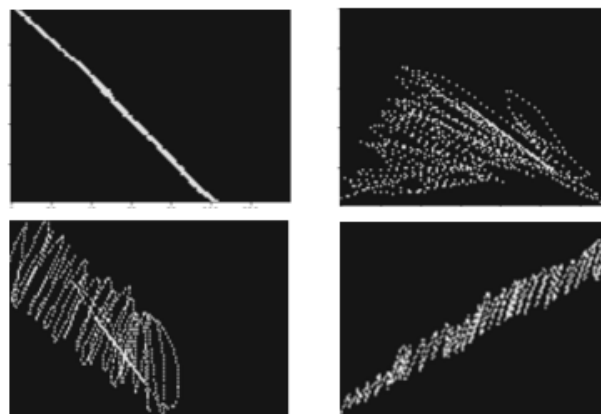


図 2：指導者 BMU と一致しない学習者 BMU に割り当たったストローク形状の例

転させると他の学習者ストロークや指導者ストロークと同一の BMU となる可能性が考えられる形状であった。

3.3 予備解析のまとめ

6.2.から、SOMによるストローク解析において、以下の2点をドローイングの成長を示す指標として検討する意義を見出した。

- ストロークのバリエーション率の減少。
- 指導者 BMU と異なる BMU に割り当たるストローク数の減少。

4. おわりに

本研究の目的は、ドローイング学習の成果を定量的に評価するための指標の具体化である。本稿では、学習者と指導者のストロークを SOM によって分類した結果を示し、成長指標としての可能性を考察した。今後は、6.の仮説を検証するために、以下の2点を目標として研究を進める。

- 解析に用いるデータ数を増やし、ストロークのバリエーションの減少に有意差があるかどうか、検定できるようにする。
- 大きさだけでなく、向きにも依らない分類をおこなえる方法を模索する。

謝辞 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と学生の皆様に感謝を表す。

参考文献

- (1) Takashi Nagai, Mizue Kayama, Kazunori Itho, "A Drawing Learning Support System based on the Drawing Process Mode", *Interactive technology and Smart Education*, 11(2):146-164 2014(Apr.)
- (2) 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>
- (3) 古川徹生, "自己組織化マップ入門", 九州工業大学大学院生命体工学研究科, 2017.
- (4) Peter Wittek, "Introduction — Somoclu 1.7.5 documentation", <https://somoclu.readthedocs.io/en/stable/>