

ストロークの座標情報に基づくドローイングスキル成長指標に対する 自己組織化マップの初期値依存性の検証

Verification of Initial Values Dependency of Self-Organizing Maps on Drawing Skill Growth Index based on 2D Coordinates of Drawing Strokes

杉井 奏斗^{*1}, 永井 孝^{*2}, 香山 瑞恵^{*1}

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

^{*1}信州大学

^{*2}ものづくり大学

¹ Shinshu University

^{*2}Institute of Technologists

Email: 22w2053f@shinshu-u.ac.jp

あらまし：本研究の目的は、ドローイングを構成する線の形状に基づく、ドローイングスキルの成長指標を探究することである。ここでは、線の形状を解析するためにドローイング学習支援システムに蓄積されたプロセスデータを用いる。そのデータを基に自己組織化マップによる線の形状分類を試みた。本稿では、まず分類結果の成長指標としての利用可能性について述べる。その上で、分類結果が抱える自己組織化マップの初期値依存性を考慮した妥当性検証の結果について考察する。

キーワード：ドローイング、ストローク、座標情報、自己組織化マップ、バリエーション率

1. はじめに

ドローイング学習において、単純な線を用いることは重要なスキルとされている。永井らの研究によって、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が構築された⁽¹⁾。

このシステムには、学習者がドローイングを描く過程で用いたすべての線(ストローク)の、2次元平面上における座標情報が記録されている。そこで、本研究ではストロークの形状に着目し、ドローイングスキルの成長指標を探究することにした。

その基礎的検討として、ストロークの座標情報に基づき、自己組織化マップ(SOM)を用いてストロークの分類をおこなった。その結果、ストロークの分類数がドローイングスキルを定量的に評価するための指標(成長指標)となる可能性が示唆された⁽²⁾。本稿では、まず SOM によるストローク分類の方法を述べる。次に先行研究⁽²⁾での解析方法と問題点を示し、それを解決するための新たな解析方法を提案する。そして、その解析方法の妥当性について考察する。

2. SOMによるストローク分類

分類に用いた SOM は 2次元のマス目で構成されるマップであり、個々のマス目をユニットと称する。SOM への入力データは 1次元のベクトルである。各ユニットには入力データのベクトル数と同数の重みに対応する。

本研究での SOM による解析は次の手順で行う。

- 1). 乱数で生成された初期マップへのストロークデータ(データ)の学習。
- 2). 学習済マップへのデータ入力。
- 3). バリエーション率[%](VR)の算出。

手順 1).の結果、ストロークの座標情報を学習済のマップが生成される。この学習済マップに対して、手順 2).で 1 データを入力するとそのマップ上で対応する 1 ユニットが確定する。そして、1 ドローイングから求められる対応ユニットの総数から手順 3).

で VR が算出される。VR は、1 ドローイングのストローク総数に対する、対応ユニット総数の割合である。VR が低いほど、単純な線でドローイングが構成されていることになる。

3. 先行研究の問題点と本稿の研究目的

解析対象としたのは、学習者 3 名(A, B, C)の紙箱をモチーフとしたドローイング(紙箱ドローイング)3 回分と、指導者 1 名の紙箱ドローイング 1 回分である。初心者である学習者に対して、指導者を熟練者とみなした。ここで、学習者の 1 回目の紙箱ドローイングを box1, 以下同様に box2, box3 とし、指導者のドローイングは Instructor と定義した。なお、box1~3 は box1 を初回とし、box2, 3 はそこから 2~3 週間隔で作成された。

先行研究では、手順 1).~3).を学習者単位で実施した。例えば A の場合、手順 1).で A の box1~3 を学習データとし、1 つの学習済マップを生成した。手順 2).で box1~3 のデータを入力し、手順 3).で box1~3 の各 VR を算出した。その結果として、VR はドローイング学習の進行に伴い減少する傾向があり、成長指標として利用できる可能性が示唆された。

しかし、先行研究の解析では VR の他者比較ができない。そこで、本稿では手順 1).で用いる学習データを変更する。また、VR における SOM の初期値依存性が存在している。ここでの初期値依存性とは、VR に与える手順 1).の乱数の影響である。そこで、複数の学習済マップを生成し、それぞれの VR の傾向を確認する。

4. 他者と比較可能な VR による解析

4.1 解析手順

他者と比較可能な VR を以下の手順で算出した。

- 1). 3 名の学習者の box1~3 に含まれる全ストロークを学習させ、マップ(集団マップ)を生成。
- 2). 手順 1).のデータと未使用の Instructor を入力。

3). VR を算出.

この方法では, 手順 2). で各ドローイングに共通なマップ(集団マップ)を使用する. そのため, 算出された VR での他者比較が可能となる.

4.2 解析結果・考察

算出された VR を図 1 に示す. 縦軸は VR, 横軸は手順 2). で入力したデータを表している. 図 1 より, 3 名の学習者に共通して, box1 の VR に対し, box2 または box3 の VR が低い. 先行研究同様, ドローイング学習の進行に伴い, VR は減少する傾向にある. また, Instructor の VR は学習者と比べて低い. これは, 熟練者は初心者と比べて, 単純なストロークをより多く用いているためと考えられる. また, box1 で C の VR が A, B と比べて低いことから, 初回の学習時点で, C は A, B よりもドローイングのスキルが高い可能性がある.

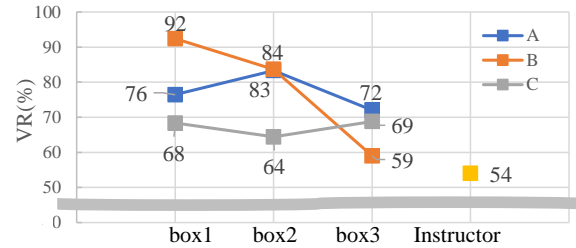


図 1 集団マップでの VR

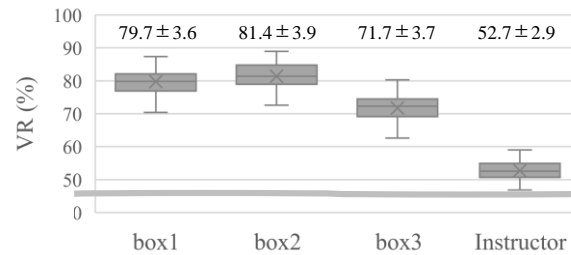


図 2 複数の集団マップにおける A の VR

5. 複数の集団マップでの VR による解析

5.1 検証方法

VR の初期値依存性を確認するために, 初期値の異なる 50 の集団マップを生成し, それらの VR を比較した. さらに, ドローイング学習の進行に伴い VR の減少する傾向が, 有意であるかを検証した.

5.2 検証結果・考察

複数の集団マップから算出された VR を図 2 に示す. ここでは, A の結果のみを示している. 縦軸は VR, 横軸は入力したデータを表す. 図中にそれぞれの箱ひげの平均値±標準偏差を示した. 変動係数が最大で 5.1%であり, 比較的狭い範囲に VR が集中している. この傾向は, B, C においても同様であった. これらのことから, 手順 1). における乱数の影響は少ない可能性が示唆された.

次に, 学習の進行に伴い VR が減少する傾向を確認するために, box2 よりも box3 の方が box1 との VR の差が大きくなると仮定した. そこで, 複数の集団マップでの各学習者の box2 と box1 の VR の差(box2-1)と, box3 と box1 の VR の差(box3-1)に対して棄却率を 0.1%として対応のある t 検定をおこなった. その結果, A, B では box2-1 と box3-1 の間で有意差が確認された(A の box2-1:1.7±4.8, box3-1:-8.0±3.5, B の box2-1:-3.7±4.8, box3-1:-21.4±6.0). すなわち, box2-1 よりも box3-1 が有意に低かった. このことから, box1 と比べて, box2 よりも box3 の方がドローイングスキルの成長が示唆される.

一方で, C においては有意差が確認されなかったため(p=0.17), 新たに VR が box1>box2, box1>box3 となると仮定した. そこで, C の box1 と box2, box1 と box3 それぞれの VR に対して棄却率 0.1%で対応のある t 検定をおこなった. その結果, どちらの組み合わせにおいても有意差が確認された(box1:71.2±3.1, box2:64.6±2.2, box3:65.4±3.9). このことから, box1 と box2 にかけてドローイングスキルが有意に成長し, box2 から box3 にかけてはドローイン

グスキルが維持されたと考えられる.

一方で, ドローイングスキルが成長した学習者よりも, 指導者の VR が低いと仮定した. そこで, 学習者 3 名の box3 と Instructor の VR について, それぞれ棄却率 0.1%で対応のない t 検定をおこなった. その結果, 学習者 3 名の box3 と Instructor において有意差が確認された(B の box3:64.0±4.0, Instructor:52.7±2.9). すなわち, 指導者の VR はいずれの集団マップにおいても, ドローイングスキルが成長した学習者 3 名の VR より低いことが分かった.

上記の結果から, VR がドローイングスキルのレベルを表している可能性が示唆された.

6. おわりに

本稿では, VR の成長指標としての利用可能性について述べた. その上で, VR が抱える自己組織化マップの初期値依存性を考慮して, 妥当性を検証した.

今後は, 多様なデータを用いて成長指標としての VR の可能性をさらに検証していく.

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) 杉井奏斗, 永井孝, 香山瑞恵, "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", 教育システム情報学会 2021 年度学生研究発表会, pp25-26, (2021)
- (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/>