

非利き手書字行為におけるスキル熟達過程からの

自己組織化マップを用いた知識獲得

Knowledge Acquisition Using Self-Organizing Maps
from Skill Development Process of Writing
with Non-Dominant Handwriting澤井啓吾^{*1}
Keigo Sawai金城敬太^{*1}
Keita Kinjo古川康一^{*1}
Koichi Furukawa^{*1} 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科
Graduate School of Media and Governance, Keio University

Learning includes various categories from Skill Learning, which uses the body to Language Learning, which uses the brain, and a lot of time is required to acquire such knowledge or skills. However, there is an individual variation in the time it takes for acquisition.

In this text, hypothesizing that the cause of such difference lies in the process of skill acquisition, we had taken handwriting as an example, and analyzed the process of the skill acquisition. First, a skilled person and a non-skilled person of calligraphy both wrote characters using their non-dominant hand, and their EMG data was measured. By applying SOM(Self-organizing maps) to all data, the process of the skill acquisition was visualized and then the features of the skilled examinee was extracted.

1. はじめに

身体が行なう巧みさについて,[N.ベルンシュタイン 03]はスキルは筋の協調動作であるとした。身体の動作の学習の過程としては,幼児の四肢の動きが成長と共に General Movements[多賀99]と呼ばれるパターンに動作が収束していくことが知られている。また,巧みなパフォーマンスの学習の過程については,手による把持を例にとり,ヒトが物を掴む動作における各指の役割,物体との接触機構および協調動作の習熟機構の研究[田口 02]がある。センサ工学やデータマイニングを利用した例としては,多変量時系列データである筋電データの解析に,大量のデータ解析に特化した自己組織化マップ(SOM)である ESOM(Emergent Self-Organizing Map)を用いた研究[Ultsch 05,06]がある。しかし,これらの研究は,巧みさを起こす身体の情報抽出しているに過ぎない。本論文では,巧みな身体動作を可能とする熟達者の生体データではなく,熟達者・非熟達者が巧みさを獲得する過程の生体データの変化に注目することによって,飲み込みの良さのような,巧みさを起こす知識の獲得時に生じる差を考察した。

以下に,本論文の構成を示す。まず第二章で,巧みさの学習過程の分析のために行なった実験について説明する。ついで第三章で,得られたデータへの自己組織化マップの適用方法について示す。第四章で得た結果に対する考察を行い,第五章でまとめと今後の展望を述べる。

2. 非利き手書字行為における熟達過程の計測

2.1 タスク

本実験では,被験者には「永」という字を筆で半紙に書いてもらうことをタスクとした。書の世界では「永字八法」と呼ばれる筆法の原理が存在し,「永」という字には書に必要な技法 8 種が全て含まれているとされているからである。この字を利き手で普通

に書いてもらい,その後に非利き手で「永」という文字を逆向きにしたもの,つまり鏡文字を書いてもらった。人間の両手は左右対称にできているため,鏡文字を書く時は非利き手は利き手で書く時と同じ筋肉の使い方をしていると考えられるからである。



図1:永字八法

2.2 被験者

書道の非経験者:1名

書道の経験者:2名

経験者・未経験者それぞれに同様のタスクを課した。

2.3 計測データ

前述した方法で被験者に利き手で「永」を 10 回書いてもらい,その時の筋電データを計測した。非利き手では「永」の鏡文字を 30 回書いてもらい,3 回ごとに筋電データを計測した。

また,「永」という字は,図1のように側(ソク,点),勒(ロク,横画),努(ド,縦画),趯(テキ,はね),策(サク,右上がりの横画),掠(リヤク,左はらい),啄(タク,短い左はらい),磔(タク,右はらい)の8つから成り立っているため,s1~s8の8つのセグメントに分解した。そして,それら8つのセグメントの間に起こる7つの動作とs1の前に起こる動作を準備動作pとし,それらをp1~p8とし,セグメントと準備動作で合計16個のデータに細分化した。

3. 実験結果

3.1 自己組織化マップによる協調動作の抽出

自己組織化マップとは、低次元化とクラスタリングのためのニューラルネットのモデルであり、次元を減少させるつまり情報量を減らすことによって、クラスターやパターン間の類似点の可視化がしやすくなる。得られた各筋のクラスター同士の距離を観測することによって、隣接している筋のクラスター同士は、連動していると解釈できる。また、距離的に離れている筋同士はそれぞれが独立して機能していると解釈できる。

3.2 獲得された知識

自己組織化マップによって下図のような結果が得られた。

なお、実験において計測した筋肉は、それぞれ前腕筋を fa、上腕二頭筋を b、上腕三頭筋を t、三角筋前を df、三角筋を db、脊起立筋右を sr、脊起立筋左を sl と表記した。

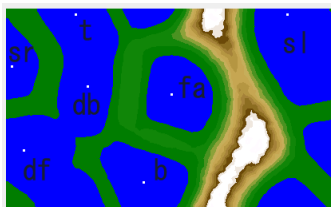


図2:非経験者

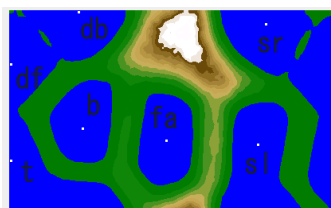


図3:経験者

図2からは非経験者の場合は上腕三頭筋と三角筋後、三角筋後と三角筋前が連動していることが、図3からは経験者は三角筋前と三角筋後、三角筋前と上腕三頭筋が連動していると読み取れた。

4. 考察

本論文では、身体を使うスキル学習の過程における筋電データを細分化し、自己組織化マップによって準備動作から協調動作の抽出を試みた。学習を繰り返すことによって、非利き手のデータが利き手のデータに近づいていくと仮定した。利き手のデータとの比較により、経験者は三角筋前と上腕三頭筋、三角筋前と三角筋後という協調動作が、非経験者は上腕三頭筋と三角筋後という協調動作の獲得が確認できた。

5. 今後の展望

本稿では2名の被験者から得られた筋電データを解析した結果を述べたが、今後は筋電計以外の計測機器を用い、別のデータから協調動作を獲得する過程の抽出を試みたい。また、本実験では同じタスクを課しているにも関わらず、被験者によってタスク遂行時間が異なった。このような遂行時間の差をなくすために、

タスク遂行時間を教示する実験を加える必要性が生じた。さらに、学習過程の差異は被験者のクセが関係しているとも考えられるため、被験者を増やすことによって詳細な分析を行いたいと考えている。

参考文献

- [1]ニコライ A.ベルンシュタイン(工藤和俊訳・佐々木正人監訳)"デクステリティ 巧みさとその発達" 金子書房,2003
- [2] 田口博丈,長谷和徳,前野隆司,ヒト手指の円筒操り動作パターンとその習熟機構の解析,日本機械学会論文集 68 巻 670 号C編, 2002年6月, pp. 1647-1654
- [3] Gentarō Taga, Rieko Takaya, Yukuo Konishi"Analysis of General Movements of Infants towards Understanding of Developmental Principle for motor Control"
- [4] Mörchen, F., Ultsch, A., Hoos, O.: Extracting interpretable muscle activation patterns with Time Series Knowledge Mining, International Journal of Knowledge-Based & Intelligent Engineering Systems 9(3)(2006), pp. 197-208
- [5] Ultsch, A., Mörchen, F.: ESOM-Maps: tools for clustering, visualization, and classification with Emergent SOM, Technical Report No. 46, Dept. of Mathematics and Computer Science, University of Marburg, Germany, (2005)
- [6]古川康一,尾崎知伸,植野研,身体知解明へのアプローチ,第19回人工知能学会全国大会,2005.
- [7]植野研,古川康一,定性モデリングによる演奏スキルデータの個人差比較解析,第18回人工知能学会全国大会,2004