

# タブレット端末での手書き状況の分析による学習者の取り組み姿勢の推定 Estimation of Learning Attitude by Handwriting on Tablet Devices

五島僚佑<sup>‡</sup>

Ryosuke Goshima

島川博光<sup>†</sup>

Hiromitsu Shimakawa

## 1. はじめに

一人ひとりの児童生徒の状況等に応じた学習機会を提供できるという観点から、遠隔教育を効果的に活用することが推進されている [11]。遠隔教育を取り入れることで在宅学習が可能となり、通学による可処分時間を有効活用できる。しかし遠隔教育では、指導者が学習者の取り組み姿勢を見て取ることは非常に困難である。そのため、遠隔教育での学習者の取り組み姿勢をオンラインで推定し、指導者に通知する必要がある。

学習者の理解度を自動推定するために多くの e-learning システムが開発されている。しかし、その多くは PC を用いたものである。授業中のノートを PC でとった場合に比べて、手書きでとった場合の方が授業内容の理解を深め、記憶に留める効果が高い [5]。そのため、手書き学習を可能とするシステムを開発する必要がある。本研究では、電子ペンと併用することで手書き学習が可能となる観点から、タブレット端末に着目する。また、タブレット端末は紙や PC と比べ飽きにくいメディアである [1]。そのため、学習者のモチベーション維持が期待できる。本研究では、タブレット端末での手書き状況を分析することで、学習者の取り組み姿勢を推定する手法を提案する。本手法を用いることで、つまずきは無自覚な学習者をオンラインで検出し即座に支援することが可能となる。

## 2. 学習時の取り組み姿勢の推定

### 2.1 既存の推定方法

学習者の学習効果や心理状態を推定する研究が行われている。小西ら [4] は、学習者の生体情報から心理的評価に基づく学習行動を推定する手法を提案している。生体情報には、脳波や脈拍数、心拍数、血液などが含まれる。生態情報を分析することで、学習者の不規則的な学習行動を検出できる。しかし、専用の装置が必要で学習者への負荷が高い。Grafsgaard ら [2] は、顔の表情や姿勢のような非言語的行動とタスクアクションから学習効果を予測する手法を提案している。顔の表情や姿勢は画像処理を使用して自動的に検出される。非言語的行動とタスクログを含むマルチモーダルデータの予測への有用性を示している。しかし、その精度には課題がある。学習者へ余計な負荷をかけない高精度な推定法が求められる。

### 2.2 認知的負荷に基づく本質的つまずき

認知的負荷は、学習の効率に影響を与える重要な要因とされており [6]、その測定は手書き [9] を含めて広く調査されている。認知的負荷は、学習者が新しい知識を会得したり、課題に取り組んだりするさいに処理能力の容量を表すワーキングメモリをどの程度割り当てられるかを示す概念である。認知的負荷は次の3種類に分類

される [8]。Intrinsic Load (ICL) は、学習者自身に起因する認知的負荷である。学習者ごとに差異があり、個人がもつ仕事の処理能力を示すワーキングメモリに依存する。Extraneous Load (ECL) は、周囲の環境に起因する認知的負荷である。学習者に与える教材や授業そのものの完成度に依存する。Germane Load (GCL)、ワーキングメモリの内容を長期記憶化するときにかかる認知的負荷である。各認知的負荷が生じる要因はどれも異なる。また、これらの要因は学習者がつまずきを感じるものである。そのため学習者の本質的つまずきを明らかにするうえで、認知的負荷を考慮する必要がある。

### 2.3 手書きログを用いた先行研究

浅井ら [10] は、手書き入力可能なデバイスを利用して得られるオンライン手書きデータから、学習者のつまずきを検出する手法を提案している。この手法では、学習者が順調に解答を進めている状態、試行錯誤している状態、手が止まっている状態の3つの状態を検出可能としている。しかし、学習者の本質的つまずきを検出するためには認知的負荷を考慮する必要がある。

Yu ら [9] はオンライン手書きデータから得られる特徴量のみを利用して、筆記者の認知的負荷を推定可能であることを示した。認知的負荷の指標として、ペンの向き、筆圧、筆記速度の3点が有効としている。しかし、この研究では3つの異なる認知的負荷を考慮していない。3つの異なる認知的負荷が生じるさいの学習者の動作特徴が分かれば、学習者の本質的つまずき箇所をオンラインで検出できる。

## 3. 手書き状況の分析による取り組み推定

### 3.1 認知的負荷が生じるさいの動作特徴の検出

本研究では、タブレット端末の手書き状況を分析することで、学習者の取り組み姿勢を推定する手法を提案する。手法の全体像を図1に示す。本手法では、認知的負荷が生じるさいの学習者の動作特徴を検出する。まず、学習者の事前知識を問う事前テストを行う。次にオンライン授業を行い、学習者のノートテイキングの様子を手書きログとして取得する。授業の質を意図的に変じることで、学習者にかかる ECL を調節できる。オンライン授業終了後、授業内容について基礎的なテストを行う。ICL は新しい知識を会得するさいのワーキングメモリに依存する。そのため事前テストと基礎テストの差から、学習者に生じる ICL を算出できる。次に知識を定着させるために問題演習を行い、学習者の手書きログを取得する。問題演習終了後、基礎的な知識だけでは解けないような応用テストを実施する。GCL はワーキングメモリの内容を長期記憶化するときにかかる負荷である。そのため、基礎テストと応用テストの差から、学習者に生じる GCL を算出できる。学習者の課題ごとの手書きログとそのさいに生じた認知的負荷から、各認知的負荷が生じるさいの動作特徴を検出する。その動作特徴が分かれば、学習者のつまずきを

<sup>†</sup>立命館大学情報理工学部

<sup>‡</sup>立命館大学大学院情報理工学研究科

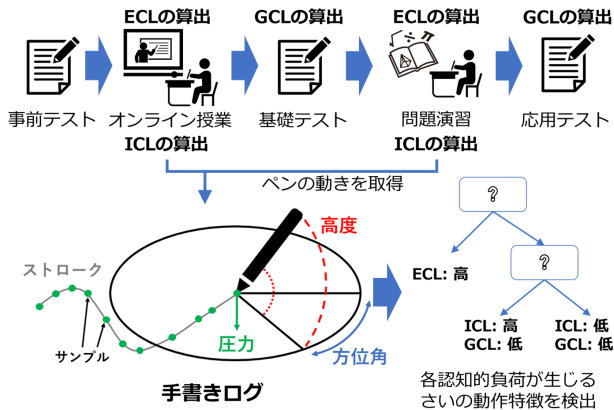


図1: 手法概要図

オンラインで検出可能となる。また、つまずきは無自覚な学習者に対しても支援することが可能となる。

### 3.2 手書きログの取得

本研究では、学習者の手書きログを取得するためにiPadとApple pencilを使用する。手書きログには、ペンの動きとタスクログの2種類ある。これは、マルチモーダルなデータが学習効果の予測に有用だからである[2]。ペンの動きを表現するために、サンプルを短時間の間隔で連続的に取得する。各サンプルでは、位置情報、圧力、高度、方位角をそれぞれ記録する。サンプル間の距離と時間から筆記速度が算出できる。また、高度と方位角からペンの向きが表現できる。これにより、認知的負荷の指標として有用であるペンの向き、筆圧、筆記速度の三点を取得できる。タスクログとして、ペンの状態と画面の表示状態の2つを常に取得する。ペンの状態には黒ペン、赤ペン、消しゴム、指定なしの4つの状態が存在する。表示状態には解答用紙、ヒント、解答の3つの状態が存在する。

### 3.3 各認知的負荷の取得法

認知的負荷が生じるさいの学習者の動作特徴を見つけるために、学習者に生じる各認知的負荷を取得する必要がある。ICLは新しい知識を会得時に生じる負荷であり、ワーキングメモリに依存する。そのため、同じ授業や教材であっても個人ごとにICLは異なる。ICLを主観的に評価可能なアンケートがある[3]。授業や課題後にこのアンケートに回答することで、学習者のICLを算出する。ELCは周囲の環境に起因する負荷であり、学習者に与える教材や授業の質に依存する。そのため、オンライン授業の質や演習時に与える教材の質でECLを調節できる。意図的に授業の質を低下させたときの手書きログを取得することで、高いECLでの学習特徴を検出できると考える。例えば、他の学習内容の参照を必要とするが、それを明確に説明しない学習内容を含む授業や教材はECLを高める[7]。GCLはワーキングメモリの内容を長期記憶化するさいに生じる。一般的にGCLが高いときもっとも効率的な学習状態とされている[8]。GCLは授業後の基礎テストと演習後の応用テストの結果から算出できる。GCLが高い学習者は、授業や演習時にワーキングメモリの内容を長期記憶化することに重きを置く。そのような学習者はテストの点数が高くなると予想できる。

## 4. おわりに

本論文では、タブレット端末での手書き状況から学習者の取り組み姿勢を推定する手法を提案した。本質的つまずきを明らかにするために認知的負荷に着目した。本手法を用いることで、つまずきは無自覚な学習者に対し即座に支援が可能となる。今後は、本手法の有用性を実験により検証する。

## 参考文献

- [1] K. Akahori, "Do digital devices work better than paper materials for learning," *International Journal for Educational Media and Technology*, vol. 8, no. 1, pp. 4–10, 2014.
- [2] J. Grafsgaard, J. Wiggins, K. E. Boyer, E. Wiebe, and J. Lester, "Predicting learning and affect from multimodal data streams in task-oriented tutorial dialogue," in *Educational Data Mining 2014*, 2014.
- [3] M. Klepsch, F. Schmitz, and T. Seufert, "Development and validation of two instruments measuring intrinsic, extraneous, and germane cognitive load," *Frontiers in psychology*, vol. 8, p. 1997, 2017.
- [4] R. Konishi, R. Shimmura, K. Nakajima, R. Hayashi, and T. Sato, "A study on unconscious learning behaviors and psychological evaluations using biological data for an image-based vocabulary building application," in *E-Learn: World Conference on E-Learning in Corporate, Government, Healthcare, and Higher Education*. Association for the Advancement of Computing in Education (AACE), 2017, pp. 798–803.
- [5] P. A. Mueller and D. M. Oppenheimer, "The pen is mightier than the keyboard: Advantages of long-hand over laptop note taking," *Psychological science*, vol. 25, no. 6, pp. 1159–1168, 2014.
- [6] S. Oviatt, "Human-centered design meets cognitive load theory: designing interfaces that help people think," in *Proceedings of the 14th ACM international conference on Multimedia*, 2006, pp. 871–880.
- [7] F. Paas, A. Renkl, and J. Sweller, "Cognitive load theory and instructional design: Recent developments," *Educational psychologist*, vol. 38, no. 1, pp. 1–4, 2003.
- [8] J. Sweller, "Element interactivity and intrinsic, extraneous, and germane cognitive load," *Educational psychology review*, vol. 22, no. 2, pp. 123–138, 2010.
- [9] K. Yu, J. Epps, and F. Chen, "Cognitive load evaluation of handwriting using stroke-level features," in *Proceedings of the 16th international conference on Intelligent user interfaces*, 2011, pp. 423–426.
- [10] 浅井洋樹, 野澤明里, 苑田翔吾, and 山名早人, "オンライン手書きデータを用いた学習者のつまずき検出," in *DEIM Forum*, vol. 2012, 2012.
- [11] 文部科学省, "遠隔教育の推進に向けた政策方針," 2018.