

平成 28 年 6 月 7 日現在

機関番号：32689

研究種目：挑戦的萌芽研究

研究期間：2014～2015

課題番号：26540046

研究課題名(和文) オンライン手書きデータからの学習つまずき発見

研究課題名(英文) Frustration Detection using Online Handwriting Behavior

研究代表者

山名 早人 (YAMANA, HAYATO)

早稲田大学・理工学術院・教授

研究者番号：40230502

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 2,800,000円

研究成果の概要(和文)：本研究は、教育での電子化が推進される中、学習つまずきを時系列で得られる手書きデータから自動発見する手法を研究し、以って近い将来実現するであろう効果的な個別学習の実現に供することを旨とした。

具体的には、学習つまずきを1)記憶に依存するつまずきと2)解答過程におけるつまずきに分類し自動抽出を試みた。記憶に依存するつまずきでは、暗記学習における記憶定着をモデル化し、漢字書き取りを題材に、未記憶、主観定着、主観未定着に分類し、主観定着の中で未記憶状態にあるものを自動抽出し、F値で0.69を達成した。解答過程におけるつまずきでは、数学を題材に解法を戦略別に自動分類し、F値0.5～0.7を達成した。

研究成果の概要(英文)：In the era of educational computerization, this research aimed to extract students' frustration during their study by using online handwritten data, followed by promoting effective personalized study which will be realized in near future.

We classified student's frustration into two categories: 1) frustration caused from non-established memory and 2) frustration during their answering process. As for 1), we defined "memory" into non-established, subjective established, and subjective non-established memory. Then, our proposed system, targeting Japanese Kanji memorization, tried to detect non-established memory automatically from subjective-established memory where students thought they memorized but not memorized in fact. Our evaluation shows 0.69 F-value which is applicable to the real world. As for 2), we picked up mathematical problems. The result to categorize their processes shows 0.5 to 0.7 F-value, which will be applicable to the real world.

研究分野：ビッグデータ解析

キーワード：オンライン手書きデータ 電子ペン 学習つまずき データマイニング ビッグデータ 記憶度推定  
数学解法分類 教育支援

1. 研究開始当初の背景

(1)「教育の情報化ビジョン(文科省)」(2011年4月)によれば、「一斉指導による学び(一斉学習)に加え、一人一人の能力や特性に応じた学び(個別学習)」の重要性が示されると共に、つまずきの内容に応じて教材を提示するなどの習熟度別学習・自主学習に資する機能が期待されている。

(2)従来、こうしたつまずきは、教師自身がある経験に基づいて発見するか、専用教材や専用デバイスを利用した方法(学習者への問いかけ応答、脈拍・呼吸数等の生体情報)に頼っていたが、その方法が故に、学生(生徒)全体を対象に網羅的につまずきを検出することができなかった。

(3)研究代表者は、「記憶度推定装置および記憶度推定プログラム、特開2014-032320」に示すように手書きデータの解析に着手しており、その過程で市販デジタルペンから取得できるオンライン手書きデータ(時系列データ)が「学習つまずき」の発見に利用可能ではないかとのヒントを得ていた。

2. 研究の目的

(1)電子ペンや教育における電子化が推進される中、「学習つまずき」をオンライン手書きデータ(時系列で得られる手書きデータ)から自動的に発見する手法を研究し、以て近い将来実現するであろう効果的な個別学習の実現に供することを旨とする。

(2)従来、学習つまずきの発見は、教師が発見するか、特別な教材やデバイスを用いることが求められていた。これに対し、本研究ではこうした制約を排除するため、一般に市販されている電子ペンを用いて、日常の学習における「手書きデータ」から学習つまずきを検出することを旨とする。

(3)本研究終了時には、検出実現のためのミドルウェアを公開し、各種応用研究の飛躍的な発展への貢献を旨とする。

3. 研究の方法

(1)研究代表者らが申請した「記憶度推定装置および記憶度推定プログラム、特開2014-032320」で示したオンライン手書きデータ特徴量の内、どの特徴量が「つまずき」に関連するかについて、電子ペンを用いた被験者実験により明らかにする。なお、被験者には「つまずき」が発生した箇所にアノテーションを付与してもらう。

(2)学習つまずきを「記憶に依存するつまずき」と「解答過程におけるつまずき」に分類し、それぞれの分野での自動抽出手法について研究を行う。

(3)研究の過程においては、世界的に本分野で知見を持つ研究者との連携を行うことで、研究を加速度的に進める。

(4)本研究による成果の内、幅広く利用可能なものについては、ソフトウェア公開を行い、本分野の発展に寄与する。

4. 研究成果

(1)オンライン手書きデータから得られる各種特徴量の中から「学習つまずき」に特に関連する特徴量を抽出することを目的とし、記憶度推定実験を例題として各種特徴量の調査を実施した。まず、図1に示すシステムを構築し、図2に示すインタフェースを持つ漢字書き取りアプリケーションを構築した。図2に示すように漢字書き取り問題が出題され、被験者は電子ペンを用いて漢字を書く。この時、「消しゴム利用回数」「出題から筆記開始までの時間」「筆記終了から解答完了までの時間」「筆記ストローク間の平均時間」「筆記ストローク間の最大時間」「最大筆圧値」「平均筆圧値」「筆圧分散値」「筆記ストロークのスピード最大値」「筆記ストロークのスピード最小値」「筆記ストロークのスピード平均値」「筆記ストロークのスピード分散値」の12種類の特徴量を抽出した。大学生及び大学院生11名による被験者実験のもと、被験者が申告した「学習つまずき」を正解として Forward stepwise selection 法により特徴量選択を行った。この結果、「出題から筆記開始までの時間」「筆記終了から解答完了までの時間」「最大筆圧値」「平均筆圧値」「筆記ストロークのスピード分散値」の5つの特徴量を使用することにより、F値を最大にすることができることを導いた。

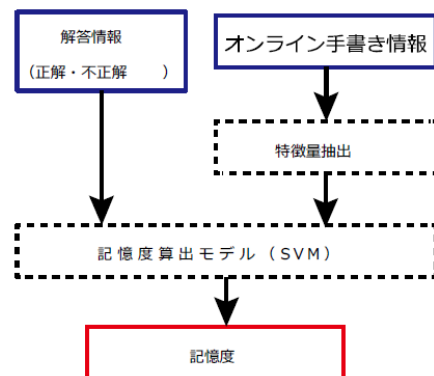


図1 記憶度推定システム

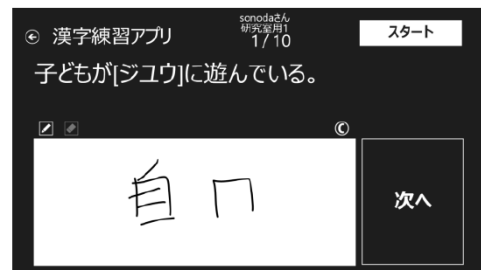


図2 記憶度推定アプリケーション

(2)漢字記憶度（漢字書き取り）を対象に、つまずきが生じる背景を調べるための実験を実施した。実験は、2回目の漢字書き取りテストから構成される。1回目の漢字書き取りテストでは、漢字を「不正解（未記憶）」「正解したが未記憶（主観未定着）」「記憶済（主観定着）」の3つに分類してもらった。次に、1週間後に実施する2回目の漢字書き取りテストにおいて不正解となった漢字を分類したところ、図3に示す結果が得られた。図3の「未記憶」は1回目のテストで「不正解（未記憶）」と被験者が回答した漢字で2回目も間違えた漢字、「主観定着」は1回目のテストで「記憶済（主観定着）」と回答したものの2回目のテストで不正解となった漢字、「主観未定着」は1回目のテストで「正解したが未記憶（主観定着）」と回答し、2回目のテストでは不正解となった漢字である。この結果から、実際には覚えていない漢字（2回目で不正解の漢字）の41%（1回目で主観定着、主観未定着）について、単純な漢字の正当のみ（不正解問題のみの抽出）では判断できないことがわかった。つまり、漢字の正解・不正解のみでは、本当に記憶しているかどうかを判断できないことになる。

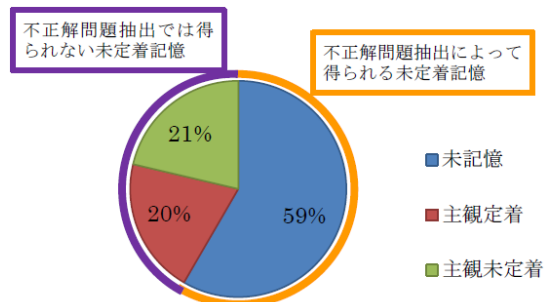


図3 2回目テストでの不正解漢字の分類

(3)「記憶に依存するつまずき」を対象に(1)で選択した特徴量を用いて、(2)で示した41%の状態、すなわち漢字の正解・不正解だけでは判断できない記憶状態を自動的に判別できるかどうか（記憶度を数値化できるかどうか）について実験を行った。被験者は11名、漢字は漢字検定2級の出題範囲から50問を用いた。また、Leave-one-outにより、自身の特徴量を全く用いず他人の特徴量のみで学習した機械学習器SVMを用いた。この結果、図3で41%を占める未定着記憶をF値0.69の性能で抽出できることを確認した。この結果に基づき、各漢字に対して記憶度を付与可能となる。表1に評価結果をまとめている。表1のBinary Decisionが正解・不正解のみで判定する場合の結果、Subjective Decisionが被験者の申告に基づいて判定する場合の結果、Proposed Methodが今回の提案手法の結果である。なお、提案手法を用いる場合、用途に応じて、検出率（再現率）を高くする（精度は低くなる）、精度を高くする（検出率（再現率）は低くなる）という戦略を選べる仕組みとなっている。記憶度の数

値化は、世界初の成果である。

表1 未定着記憶検出精度

Feature	Binary decision	Subjective decision	Proposed method
Precision	70.12%	55.48%	68.14%
Recall	58.38%	79.70%	70.56%
F-value	0.6371	0.6542	0.6932

(4)次に「解答過程におけるつまずき」を自動的に発見することを目的に、数学の多項式展開を対象として、解答戦略の自動分類を行った。学校教育で扱う数学では、解答へ至るまでの過程が複数パターン存在するような問題が存在すると共に、こうした様々な考え方ができることが学習において重要であるという観点に基づき研究を実施した。つまり、一つの解法しかできない生徒・学生よりも様々な解法にチャレンジできる生徒・学生の方が柔軟であり、つまずき難いことを想定した。一方で、一定の時間内に解答することを目的とした場合は、様々な解法の中から、どのような解法が良い解法であり、どのような解法が悪い解法であるかを判断したり（図4）、学生・生徒指導に応用することもできる。



図4 解法分類の利用方法

(5)図5に示すデータ収集環境を用意し、数学の多項式展開問題（4題）を対象に大学生・大学院生33名（女性6名、男性27名）の被験者によるデータ収集・解析を行った。解答戦略が類似するかどうかを自動的に判定するため、図6に示すように「解答戦略距離」を定義し、解答間の類似度を算出するアルゴリズムを構築した。解答戦略距離は、多項式展開において、展開式の各行がどの程度類似するかを表すものである。解答戦略距離に基づき解答間の類似度を計算し、階層クラスタリングを用いて分類を行った。分類結果の例を図7に示す。分類数は可変とし、アプリケーション利用者が決定するものとした。

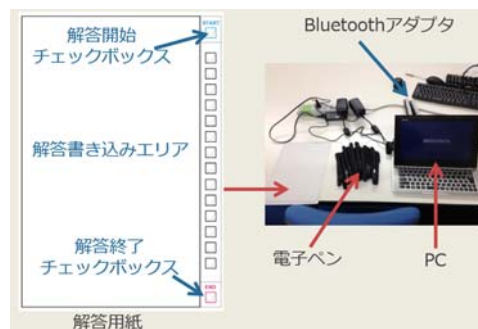


図5 データ収集環境

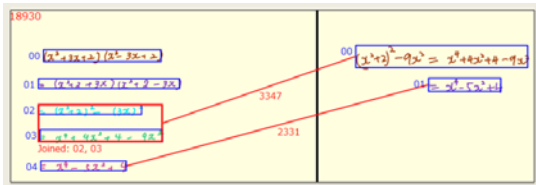


図6 解答戦略距離の算出例



図7 自動分類結果

(6) 評価においては、設問毎に模範解答複数を準備し、それら模範解答を基準として正しく答案が分類できるかどうかを確認した。本評価では、クラスタリング性能指標としてMAP(Mean Average Precision)を用いて表2にまとめた。MAPは最大値が1であり、1に近い程よい結果を示す。なお、解答戦略距離に基づいた解答間の類似度算出には、レーベンシュタイン距離を採用している。結果から、設問A~Cにおいて提案手法が基準手法(MAP基準/解答時間を用いてクラスタリングを行う手法)に比較してよい結果を得ていることがわかる。ただし設問Dについては、基準手法より悪い結果となっている。これは答案全ての前半部分がある模範解答と似ており、うまく分類できなかったことに起因する。このことから、単純な解答戦略距離ではなく、解答内の類似度分布を考慮した上でクラスタリングを行うなどの方法を今後さらに考えていく必要がある。なお、同評価結果をF値で表現した場合、0.5~0.7に相当する。

表2 模範解答を基準とした分類結果

設問	総答案数	模範と同一解法	MAP提案	MAP基準
A	31	20	0.8694	0.7406
B	32	16	0.7606	0.6028
C	32	14	0.9874	0.7485
D	32	11	0.4485	0.5386

(7) オンライン手書きデータを用いた研究は、「手書き認識」を中心に行われているが、本研究で実施したような「つまずき発見」を目的に利用する研究は我々の知る限り存在しない。その意味で、萌芽研究となる。なお、電子ペンを用いた研究分野では、オークランド大学 Beryl Plimmer 教授が第一人者であり、本研究期間中に密な連携を行った。具体的には、Cognitive Learning の重要性について議論を行い、つまずき発見だけではない広がりがあること、そして、我が国が進める電子教

科書で最も重要なことが「実際にモノを触り体験すること」であることについて議論した。この点において、電子ペンをどのように有効活用していくかが、今後の課題となる。

(8) また、オーストラリア国立情報学研究所の Fang Chen 教授の研究グループとも密な連携をとり、特に実験の設計が重要であることについて知見を深めた。重要な点は、「考えること」と「つまずき」をきちんと区別できるかという点であった。この点については、今後さらなる研究が必要となる。

(9) 本研究成果の内、広く利用可能なものについては積極的に公開することを目指した。具体的には、手書きデータ分析を行うためのソフトウェア(ミドルウェア)をオープンソースとして公開すると共に、漢字記憶システムについては、そのデモンストレーションをインターネット上で公開した(図8)。

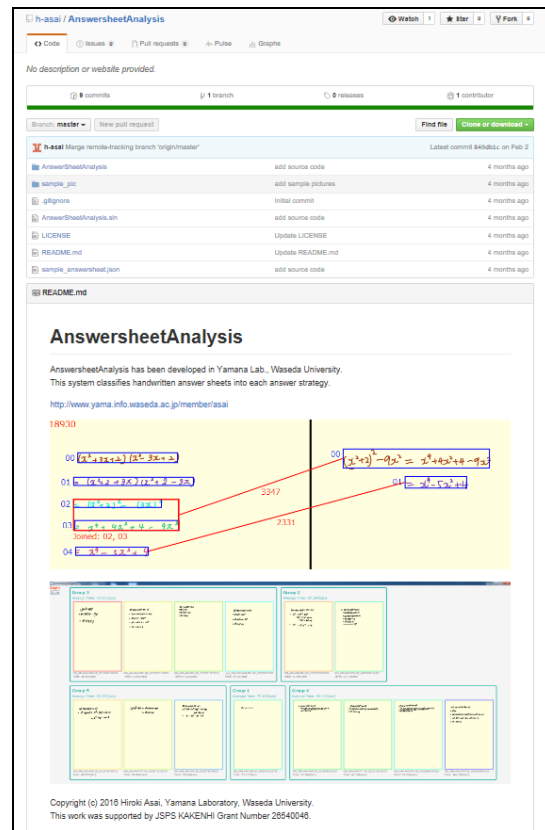


図8 公開ソフトウェア

## 5. 主な発表論文等

[雑誌論文] (計 1件)

① Hiroki Asai, Hayato Yamana, Detecting Learner's To-Be-Forgotten Items using Online Handwritten Data, Proceeding of the 15th Annual ACM SIGCHI\_NZ Conference on Computer-Human Interaction, 査読有, 2015, pp. 17-20, DOI: 10.1145/2808047.2808049



〔学会発表〕（計 3 件）

①浅井洋樹, 山名早人, 電子ペンを利用した数学手書き答案の戦略分類手法～多項式展開問題を題材として～, 情報処理学会コンピュータと教育研究会第 133 回研究発表会, 2016-CE-133, No. 6, pp. 1-8, 2016 年 2 月, 東京都小金井市

②鬼沢和也, 浅井洋樹, 山名早人, 文字配置の平均化による手書き文章の魅力的な文字配置方法, 電子情報通信学会第 7 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム DEIM2015, No. B3-5, pp. 1-8, 2015 年 3 月, 福島県郡山市

③浅井洋樹, 山名早人, オンライン手書き情報を用いた未定着記憶推定システム, 情報処理学会コンピュータと教育研究会第 127 回研究発表会, Vol. 2014-CE-127, pp. 1-6, 2014 年 11 月, 福岡県福岡市

〔その他〕

①ソフトウェア（手書きデータ分析）  
<https://github.com/h-asai/AnswersheetAnalysis>

②試作システム（漢字暗記支援システム）  
<http://hme.mybluemix.net/>

## 6. 研究組織

### (1) 研究代表者

山名 早人 (YAMANA, Hayato)  
早稲田大学・理工学術院・教授  
研究者番号：4 0 2 3 0 5 0 2

### (2) 連携研究者

浅井 浩樹 (ASAI, Hiroki)  
早稲田大学・理工学術院・研究助手  
研究者番号：3 0 6 3 1 1 0 5