

4

数学オンラインテストのペンストロークデータの可視化と自信度の推定

名古屋大学大学院情報学研究科 藤本和伶・名古屋大学教養教育院 中村泰之

抄録

タブレット PC を活用した学習では、学習ログデータを取得することができ、この学習ログデータを分析することで、学習者の弱点の把握や指導方針の改善に役立つことが期待されている。本研究では、徳島県内の公立高校で、数学 III を学習している理系クラスの生徒 39 名を対象に、オンラインテストで数学 III の内容である微積分 6 問を出題した。出題された問題について計算過程をデジタルペンを用いてタブレットに記述し、解答してもらい、記録されたペンストロークデータをもとに、解答過程、筆記速度、停滞箇所を可視化した。可視化により、どのような箇所、どの程度停滞していたのかをもとにしてつまづいている箇所が明らかになった。また、各問題を解答後に自身の解答についての自信度をアンケートで回答してもらい、それを「正解」として、テストの正誤結果、ペンストロークデータなどをもとに、各問題の解答に対する自信度の推定を行った。「自信がある」と「自信がない」の 2 つの自信度は多くが正しく分類できた。しかし、「自信がある」と「自信がない」の 2 つの自信度と比較すると、「部分的に自信がある」は正しく分類できなかった。

◎キーワード 数学オンラインテスト、ペンストロークデータ

Visualization of Penstroke Data and Estimation of Levels of Confidence for Online Math Tests

Kazusa Fujimoto, Yasuyuki Nakamura

Abstract

Tablet PCs used as learning aids are expected to be useful in understanding learners' weaknesses and improving instructional strategies by analyzing learning log data. In this study, 39 students in a science class studying Mathematics III at a public high school in Tokushima Prefecture were given an online test with six calculus questions. The participants were asked to write the calculation steps of the questions on a tablet using a digital pen and answer them. The visualization revealed the stumbling points, based on the areas and the extent to which the participants had stalled. After answering each question, participants were asked to fill out a questionnaire regarding their confidence in their own answers, which was taken as the "correct answer." Their confidence in answering each question was estimated based on the correct and incorrect test results, penstroke and other data. Most of the responses were classified correctly into two categories of confidence: "confident" and "not confident." However, "partially confident" could not be classified correctly.

Keywords: Online math test, Penstroke data

1 はじめに

情報技術の発展により、教育分野でも情報化が進んでいる。2020 年頃から流行し始めた新型コロナウイルス感染症の影響もあり、2019 年に文部科学省が打ち出した GIGA スクール構想による 1 人 1 台タブレット PC の整備が前倒しで行われた^[1]。これにより、タブレット PC を活用した授業や家庭学習が行われるようになっていく。タブレット PC を利用して学習が行われることの利点の一つは、大量の学習ログデータを取得することが可能となることである。取得された学習ログデータを分析することで、教師はよりよい学習支援や授業の改善ができるようになることが期待され、それは、学習者が自分に適した学習ができるようになることにつながる。

九州大学では、学習ログデータの利活用が先進的に行われている。デジタル教材配信システムに登録された教

材を閲覧したときの操作ログ、成績、履修情報などを統合し、分析を行っている。分析により、例えば、誰がいつどのように学習したかを確認し、成績のよい学生と成績がよくない学生の行動の違いを把握できた。また、出欠、課題提出、教材の閲覧状況などのデータから、今後の学習状況や成績を予測したり、ドロップアウトしそうな学生を予測したりできることを示した^[2]。

さらに近年注目されている研究の一つに、映像や音声、テキスト、生体情報などの多種多様なデータを利用した「マルチモーダル・ラーニング・アナリティクス」がある。デジタル教科書や学習管理システムの学習ログデータに加えて、教室内の教員と学生の音声対話、黒板やノートなどの手書きデータ、マウスの操作データ、ウェアラブルセンサを用いた視線データ、学習時の脈拍や発汗、脳波などの生体データといった多様なデータを用いて、学習者の理解や心理状態の推定などが行われている^[2]。視線データや脳波などの生体データの取得には、身体にデータ取得のための装置を別途用意する必要

連絡先：〒464-8601 名古屋市千種区不老町 名古屋大学教養教育院
Contact : nakamura.yasuyuki.fl@mail.nagoya-u.ac.jp

があり、一度に多人数のデータを取得することが難しい。また、普段とは異なった状態でデータを取得することになるため、学習者の負担が大きくなるといった問題点がある。それに対し、ノートなどの手書きデータやマウスの操作データの取得は、通常の学習活動の中で取得することができるデータであり、データの取得に際し学習者への負担は少ない。

浅井らは、学習者の筆圧や筆記速度、筆記間隔といったオンライン手書きデータを解析することにより、学習者のつまずきと手書きデータの関係性があることを示した^[3]。また、飯山らは、ペンストロークの時間間隔を用いた答案の解答停滞箇所の検出手法を提案した^[4]。宮崎らは、コンピュータ上で英単語並び替え問題を解いた際のマウスの動きから得たデータをもとに、迷い度の推定を行い、約82%の推定精度を得た^[5]。これらの研究の特徴は、手軽なツールにより得られたデータを用いることで、学習成果としての演習問題の解答結果には現れない、つまずきの箇所や迷い度などの情報を抽出したことである。これにより、解答が不正解の場合に重点的に指導する指針が与えられたり、たとえ解答が正解でも迷い度が高い場合は、理解が定着していないなどの付加的な情報を得たりすることができる。

我々は従来から、理数系のオンライン課題において、数式で解答を求め、それを自動採点するシステムを用いて演習を実施してきた。数式で解答を求めると様々な誤答パターンが存在し、それらは理解度と結びついているという示唆を得ている^[6]。しかし、評価という観点ではなく、指導という観点に立つと、誤答を含む解答情報から、誤答の原因を特定し、それを学習指導に役立てることが重要となるし、たとえ正解でも理解の定着がなされているかを明らかにすることも、学習指導に活かすことができるだろう。そのためには、解答に至った計算過程を分析することが重要になってくる。

そこで、本研究では計算過程を記したノートのデータを分析することにより、次のことを目的とする。一つは、解答につまづいた箇所を特定することであり、もう一つは、理解度を特定することにつながる、提出された解答に対する自信度を推定することである。タブレットPCとタッチペンを使用することで得られるノートの手書きデータから、例えば、学習者の筆記速度、停滞箇所や時間、筆跡を可視化することにより、学習者それぞれがどの問題のどのような箇所でつまづいていたのかを把握することができる。多くの学習者が同じ箇所でつまづいていることが明らかになれば、指導方法の検討が必要かもしれない。また、手書きデータをもとにし

た、学習者の解答に対する自信度を推定することにより、学習者の弱点や問題の性質を知ることができるようになると考えられる。例えば、正解した問題に対して自信がないと推定されたならば、復習するように学習者に促すことができるだろう。また、多くの学習者が自信があるにもかかわらず、不正解となっていた場合、その問題を解く際には注意すべき点があるといえるだろう。

本論文の構成は、次の通りである。第2節では本研究で行われた実験の詳細を紹介する。第3節で実験で得られたペンストロークデータについて示し、第4節と第5節で、それぞれ、ペンストロークデータの可視化と自信度の推定について述べる。第6節で本研究のまとめを行う。

2 実験の詳細

本研究の目的を達成するために、徳島県内の公立高校において、実験を行いデータを収集した。実験では、数学Ⅲを学習している理系クラスの生徒39名を対象に、数学Ⅲの内容である微積分の問題6問（計算問題5問、文章題1問）を、学習管理システム（Learning Management System, LMS）の一つであるMoodleを利用して出題し、解答してもらった。その際、解答方法は多肢選択肢式とし、計算過程をデジタルペンを用いてタブレットに記述するよう指示した。デジタルペンは、ペン先が細く詳細な計算がしやすいものを実験担当者側で準備し配布したが、タブレットは日頃から利用しているWindowsタブレットを用いることにより、できるだけ日常の学習環境と変わらない状況で実施することとした。また、ノートの提出は、中村、中原によって、Moodleの小テストのレポートタイププラグインとして開発されたノート提出機能^[7]を利用した。なお、暗算で解答できる問題に関しては、ノートに記述しなくてもよいこととした。そして、1問解答し終える度に、自分の解答に対して、「自信がある」、「部分的に自信がある」、「自信がない」、「あてずっぽう」の4つの選択肢から自信度を選択してもらった。

出題した問題は次のとおりであり、解答時間を30分程度として解答してもらった。

1. $\frac{d}{dx}(2x^3+x+5)^4$
2. $\frac{d}{dx} \log \sqrt{\frac{1-\cos x}{1+\cos x}}$
3. $\int \frac{x^3+x^2-1}{x^2-1} dx$

4. $\int e^x \sin x \, dx$
5. $x + \sqrt{x^2 + 1} = t$ の置き換えを利用して、次の不定積分を求めよ。

$$\int \frac{1}{\sqrt{x^2 + 1}} \, dx$$
6. 図形が通過してできる立体の体積を計算する文章題

解答方法、ノートの記述方法、提出方法は解答を始める前に説明を行った。実験前の説明では、解くことのできる問題から解くように指示したが、実際には、問題間を行き来しながら、計算し直したりする例も見受けられた。Fig. 1 はノートの記述画面であり、Fig. 2 はノートを提出し、正誤評価された後の画面である。いずれも、イメージのため著者が記述したものである。

実験実施にあたっては、実験担当者側で所属部局に

$$\begin{aligned} \int e^x \sin x \, dx &= e^x \sin x - \int e^x \cos x \, dx \\ &= e^x \sin x - e^x \cos x - \int e^x \sin x \, dx \\ 2 \int e^x \sin x \, dx &= e^x \sin x - e^x \cos x + C \\ \therefore \int e^x \sin x \, dx &= \frac{1}{2} e^x (\sin x - \cos x) + C \end{aligned}$$

Fig. 1 ノートの記述例

次の計算をせよ。

$$\int e^x \sin x \, dx$$

☐ $\frac{1}{2} e^x (\sin x + \cos x) + C$
☒ $\frac{1}{2} e^x (\sin x - \cos x) + C$ ✓
☐ $e^x (\sin x - \cos x) + C$
☐ $-e^x \cos x + C$
☐ いずれにも該当しない

$$\begin{aligned} \int e^x \sin x \, dx &= e^x \sin x - \int e^x \cos x \, dx \\ &= e^x \sin x - e^x \cos x - \int e^x \sin x \, dx \\ 2 \int e^x \sin x \, dx &= e^x \sin x - e^x \cos x + C \\ \therefore \int e^x \sin x \, dx &= \frac{1}{2} e^x (\sin x - \cos x) + C \end{aligned}$$

Fig. 2 採点結果（正答）と提出されたノート

「人間を被験者とする実験についての届出」を行い、実験協力者側には、ペン入力データを含む解答データは、個人が特定できない形に匿名化した上で分析し、研究成果を学会発表や論文として公開することについて同意を得ている。

3 実験で得られたペンストロークデータ

Fig. 1 に示されたタブレットにタッチペンで記述されたノートの左上には、ノートの保存、全消去、ペン選択、消しゴム選択のペン操作を表すボタンが順に並んでいる。方眼部分にタッチペンを用いて解答を記述し、学生が記述したペンストロークがおおよそ 1000 分の 1 秒ごと与时系列順でペンストロークデータとして記録される。Fig. 3 は記録されたペンストロークデータの一部である。ペン操作とペンの状態が Action 列に、ペン選択 (changetopen)、筆記開始・筆記中 (start-drawing, move-drawing)、消しゴム選択 (changetoeraser)、消しゴム使用開始・使用中 (start-erasing, move-erasing)、ノート全消去 (allclear)、ノートの保存 (savenote) として記録され、ペン先の X, Y 座標（ノートの左上を原点とし、右向き、下向きをそれぞれ X 軸、Y 軸の正の向きとする。また、座標の単位はピクセルである。）をそれぞれ X, Y 列に、Action が行われた時刻が Time 列に UNIX 時間で示されている。

なお、後述する分析には、実験協力者 39 名の生徒のうち、28 名のデータを用いた。残りの 11 名は、暗算で

Action	X	Y	Time
start-drawing	66	38	1639025496916
move-drawing	66	37	1639025496927
move-drawing	65	33	1639025496938
move-drawing	73	214	1639025502317
changetoeraser	0	0	1639025507711
start-erasing	81	204	1639025508124
move-erasing	80	204	1639025508136
move-erasing	67	207	1639025508609
changetopen	0	0	1639025509592
start-drawing	455	96	1639025510342
move-drawing	455	95	1639025510351
move-drawing	724	531	1639025547555
allclear	0	0	1639025571671
start-drawing	101	66	1639025572372
move-drawing	695	819	1639025693828
savenote	0	0	1639025706243

Fig. 3 ペンストロークデータの例

は解くことが難しい問題についてもノート提出できていない問題があったため、分析対象から除外した。28名のペンストロークデータのうち、一部にデータの欠損があったため、欠損部分は分析対象外とした。

4 ペンストロークデータの可視化による分析

本研究の目的の一つである、ペンストロークデータを用いた、解答につまずいた箇所の特長について述べる。提出されたノートは Fig. 2 のようなものであるが、これのみでは、学習者がどこでつまずいたかを知ることができない。通常、つまずいた箇所ではペンが止まって考え込んだり、筆記速度が小さくなっていたりすると考えられる。そこで、まず、それらを認識できるようなペンストロークデータをもとにした可視化を行う。

4.1 可視化方法

ペンストロークデータの X 座標と Y 座標、および Time の時刻情報から、Python のタートルグラフィックスを使用し、ペンの軌跡をアニメーション表示した。消しゴムを用いているときは、線の太さを大きくし、背景色と同じ線を描くことで消去を再現する。これらの手順で筆記の様子を再現することが可能となる。しかし、学習者の人数が多い場合、一人一人の筆記を再現して確認することは評価コストが高いため、次のような改良を加える。まず、筆記速度を求めた。Action のうち start-drawing に続く一連の move-drawing の最後までが一筆であり、その一筆中の筆記速度を次のように計算する。start-drawing に続く一連の move-drawing の最後までの中のうち、あるレコードとその次のレコードの X 座標と Y 座標から 2 点間の距離、Time から経過時間を求めその 2 点間での（平均）筆記速度が計算される。そして、ペンの軌跡のアニメーションを表示する際に、求めた筆記速度をもとに、速度が小さいほど青色、大きいほど赤色となるように、速度に応じて着色する（ただし、Fig. 4, 5, 6 はグレースケールで描画されている）。また、一筆書き終わり、次に書き始めるまでの時間が 2 秒以上経過している場合、経過時間が長いほど次の一筆を太く表示する。2 秒以上の経過は、ひと目で停滞と感じられる長さである^[4]。アニメーション表示をし終えたとき、最終表示画面を自動保存し、分析にはその保存された画像を用いた。

4.2 可視化結果から見られる特徴例

4.1 で示した可視化方法を用いて、分析対象 28 名の解答過程を可視化した。Fig. 4, 5, 6 は手書きノートを可

視化した最終表示画面である。3 問とも同じ生徒が解答したものである。Fig. 4 は正答、Fig. 5, 6 は誤答であった。

問 1 (Fig. 4) のノートは文字の太さがあまり変化しておらず、長時間停滞することなく、比較的スムーズに途中式を記述していたことがわかった。それに対し、問 2 (Fig. 5)、問 4 (Fig. 6) のノートは文字の太さが大きく変化している箇所が数ヶ所あった。問 2 (Fig. 5) のノートの方が、問 4 (Fig. 6) のノートよりも文字の太さがより太い部分が多かった。この生徒にとって、問 1 (Fig. 4)、問 4 (Fig. 6)、問 2 (Fig. 5) の順に解きやすい問題であったと考えられる。

問 4 (Fig. 6) ではノートの 2 行目 ($= \int e^x (\cos x)' dx$) で間違えている。当該箇所の文字の太さは変化していな

$$\frac{d}{dx}(2x^3 + 5)^4 = 4(2x^3 + 5)^3(6x^2)$$

Fig. 4 問 1 の計算の手書きノート（正答）

$$\begin{aligned} \frac{d}{dx} \log \frac{1-\cos x}{1+\cos x} &= \frac{1}{2} (\log(1-\cos x) - \log(1+\cos x)) \\ &= \frac{1}{2} \left(\frac{1}{1-\cos x} - \frac{1}{1+\cos x} \right) \\ &= \frac{1}{2} \frac{2 \cos x}{(1-\cos x)(1+\cos x)} \\ &= \frac{\cos x}{\sin^2 x} \\ &= \frac{1}{\tan x \sin x} \end{aligned}$$

Fig. 5 問 2 の計算の手書きノート（誤答）

$$\begin{aligned} \int e^x \sin x dx &= \int e^x (\cos x)' dx \\ &= e^x \cos x - \int e^x \cos x dx \\ &= e^x \cos x - \int e^x (-\sin x) dx \\ &= e^x \cos x + e^x \sin x - \int e^x \sin x dx + C \\ 2 \int e^x \sin x dx &= e^x \cos x + e^x \sin x + C \\ \int e^x \sin x dx &= \frac{e^x}{2} (\cos x + \sin x) + C \end{aligned}$$

Fig. 6 問 4 の計算の手書きノート（誤答）

いので、停滞することなくスムーズに書き進められたことがわかる。ゆえに、三角関数の微分を間違えていることに気づかないまま計算を続けており、三角関数の微分を間違えて覚えているかケアレスミスの可能性があると考えられる。また、この生徒は問4 (Fig. 6) の自信度で「自信がある」を選択しているのでその可能性は高いが、他の箇所と同じ微分の計算をどのように行なっているかを確認する必要がある。問2 (Fig. 5) で、 $\log(1 - \cos x)$ の微分の計算を行う際、 $\cos x$ の微分の計算が出てくるはずだが、この生徒は合成関数の微分の計算を間違えており、残念ながら確認することはできなかった。

以上で示した例は、ある特定の生徒の特徴を見たものであるが、当初の目的である「解答につまずいた箇所の特定」以外にも、問題の難易、知識の誤り、ケアレスミスに関する知見も得られる可能性が示された。また、同一の問題で異なった生徒のノートを確認することにより、例えば、同じ箇所で筆記が太くなっているところがあれば、計算につまずく可能性の高い箇所が特定されるなどの特徴を見つけることに役立つと期待される。

5 ペンストロークデータによる自信度の推定

もう一つの目的である、自信度の推定のために、可視化に用いた実験協力者28名の解答データと1問解答し終える度に選択してもらった自信度をもとに、「自信がある」、「部分的に自信がある」、「自信がない」の3つのラベルに分類する、機械学習における教師あり学習を行う。

5.1 特徴量

ペンストロークデータから自信度を推定(分類)する際、データおよび関連情報から特徴量を定義する必要がある。その特徴量をもとに、解答者に選択してもらった自信度をラベルとして推定する。本研究では、特徴量として以下に示す10種類のパラメータを使用した。

1. 正誤結果

正答か誤答かの採点は解答終了時に自動で行われる。自動で行われた採点をもとに、正答の場合は1、誤答の場合は0とする。

2. 消しゴムの使用回数

ペンストロークデータのうち、消しゴムを選択した場合に記録される「changetoeraser」の回数を数える。

3. 全消去の使用回数

ペンストロークデータのうち、全消去を選択した場

合に記録される「allclear」の回数を数える。

4. 途中保存の回数

一人が解答した全問題を対象に、どの問題のデータかを特定できるようにした上で、ペンストロークデータを統合し、時系列順に並び変える。1問解き終える前に一旦保存ボタンを選択し、他の問題を解答後、再び元の問題に戻ってきている回数を数える。また、1問解き終える前に保存ボタンを選択せずに他の問題を解き始め、その後、再び元の問題に戻ってきている場合も途中保存したとして回数に含める。

5. 解答状況

提出されたノートをもとに、次の6つの状況に分ける。以下の状況1から状況6までをそれぞれ1から6に数値化した。

状況1: 完答

状況2: 正答の選択肢を選択しているが、ノートの解答は間違っている

状況3: 誤答の選択肢を選択しているが、ノートの解答は正しい、または、積分問題において選択肢を微分することにより正答を導き出している(いずれも、計算が正しく行われている)

状況4: 最後まで計算しているが、途中で間違っている

状況5: 解答途中で諦めている

状況6: 図や与式だけを書いている、または、白紙

6. 平均筆記速度

4.1で示した方法で求めた筆記速度を利用して、1問を解く際の平均筆記速度を求める。

7. 解答時間

ノート画面を開いてから、問題を解き終えてノートを保存するまでの解答時間を求める。なお、問1はノートを使用せず、暗算で解答できる問題であったため、上記の方法では解答時間の取得が不可能である。そのため、次の方法で解答時間を求める。まず、問1のノートを提出している学生たちのノート保存時刻と問2の解答開始時刻の差の平均時間を求める。次に、求めた差の平均時間を、暗算で解答した学生の問2の解答開始時刻から引き、その時刻を問1を解答終了時刻とする。最後に、問1の解答開始時刻と問1の解答終了時刻との差を求め、解答時間とする。

8. 最大停滞時間

ペンストロークデータのうち、Action列の連続するレコード間の経過時間が最大のものを求める。な

お、各ノートにおいて、最大値が2秒未満であった場合は、停滞箇所はなかったものとし、最大停滞時間は0秒とする。

9. 総移動距離

4.1 で示した方法で求めた2点間の距離を合計し、解答中に移動したタッチペンの総移動距離を求める。総移動距離には、記述中だけでなく、消しゴムを使用している際の移動距離も含める。

10. 停滞時間の割合

ペンストロークデータのうち、前の動作が終わってから、次の動作を開始するまでの経過時間の合計を求める。この合計時間が停滞時間の合計である。経過時間が2秒未満の場合は停滞していなかったとして、合計に含めない。停滞時間の合計が、7で求めた解答時間全体に占める割合を求める。

なお、ノートの提出がない場合、特徴量2~4、6、8~10はいずれも0とした。

5.2 実装

実装には、Python上の機械学習ライブラリ `scikit-learn`^[8] のランダムフォレストを使用する。ランダムフォレストとは、複数の決定木でアンサンブル学習するモデルである。複数の決定木で多数決をとることで、より精度の高い予測を行うことができる。

5.3 自信度の推定結果と考察

生徒に問題解答ごとに「自信がある」、「部分的に自信がある」、「自信がない」、「あてずっぽう」の4つの自信度を選択してもらったが、生徒の解答と選択された自信度を見た際に、「自信がない」と「あてずっぽう」の選択基準が生徒によって異なっていた。ノートの解答が途中で終わっている場合、自分の解答と一致する解答の選択肢は、いずれにも該当しないとなるはずである。いずれにも該当しない以外を選択している場合は、あてずっぽうで解答を選択しているので、自信度に「あてずっぽう」を選択するはずである。しかし、「あてずっぽう」ではなく、「自信がない」を選択している生徒がいた。また、自分の解答と一致した解答の選択肢を選択しているにもかかわらず、自信度に「自信がない」を選択せずに、「あてずっぽう」を選択している生徒もいた。このことから、「自信がない」と「あてずっぽう」のどちらかを選択している場合は、すべて「自信がない」とラベルづけすることとした。ラベルごとのデータ数を Table 1 に示す。

Table 1 ラベルごとのデータ数

自信度	データ数
自信がある	82
部分的に自信がある	29
自信がない	57

モデルの性能評価には層化5分割交差検証を行い、評価指標には、正解率 (accuracy)、適合率 (precision)、再現率 (recall)、F1 値 (f1-score)、混同行列を用いる。適合率、再現率、F1 値は自信度ごとに算出されている。Table 2 に正解率を、Table 3 に自信度ごとの適合率、再現率、F1 値の平均値を示す。値は小数点以下を四捨五入している。また、Fig. 7 に1回目と2回目のイテレーション時の混同行列を示す。

Table 2 各イテレーションの正解率

1回目	2回目	3回目	4回目	5回目	平均値
88%	74%	68%	79%	61%	74%

Table 3 適合率、再現率、F1 値

自信度	適合率	再現率	F1 値
自信がある	79%	86%	81%
部分的に自信がある	40%	30%	34%
自信がない	84%	79%	80%

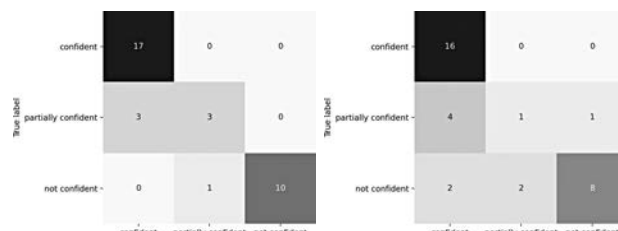


Fig. 7 1回目(左)と2回目(右)のイテレーション時の混同行列

「自信がある」のF1 値は81%、「自信がない」のF1 値は80%であったのに対し、「部分的に自信がある」のF1 値は34%と低かった。混同行列から、「自信がある」と「自信がない」はほとんどが正しい自信度に分類されており、「部分的に自信がある」は、「自信がある」か「自信がない」かのどちらかに誤分類されている場合が多かったことがわかった。特に、「自信がある」への誤分類が多かった。これは、正答しているが、「部分的に自信がある」を選択している人が多かったことが関係していると推察される。「部分的に自信がある」という選択肢ではなく、より明確な選択肢を設けていたならば、正しく分類されたと考える。例えば、「正解しているかもしれないが、計算ミスをしている可能性がある」や、

「途中までは絶対の自信があるが、その後は自信がない」というような選択肢である。

参考までに、「部分的に自信がある」を除外した、「自信がある」と「自信がない」の2つの分類を行ったところ、3つの自信度に分類した場合と比較すると、2つの自信度に分類した場合は、正解率が10%以上高くなった。

次に、特徴量の重要度を Fig. 8 に示す。分類する上で最も重要度が高かった特徴量は、解答時間であり、次いで、解答状況、停滞時間の割合であった。解答時間が長くなる理由として、瞬時に解答するのが困難な問題であった、難易度が高かった、解答方法が分からず停滞したなどが考えられる。ゆえに、確実に正答している自信がない確率が高く、重要度が高くなったと考えられる。一方で、正誤結果の重要度が低いことがわかった。自信がある場合に正答であり、自信がない場合に誤答であるのが、自信度と正誤結果が対応している状態である。この場合であれば、正誤結果の重要度が高くなっただろう。ゆえに、今回、正誤結果の重要度が低くなった理由として、自信があるにもかかわらず誤答であった、または、正答であったが、問題の難易度が高く自信が持てなかったなどが推測される。

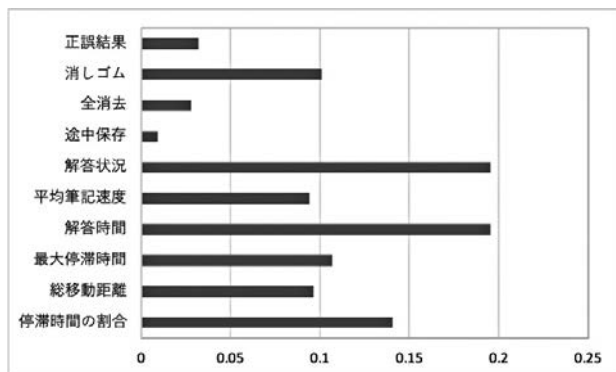


Fig. 8 各特徴量の重要度

また、各特徴量と自信度との相関係数（ピアソンの積率相関係数）を求めた（Table 4）。自信度は「自信がある」、「部分的に自信がある」、「自信がない」のラベルをそれぞれ1, 2, 3に数値化して、各特徴量との相関係数を計算した。値は小数点第5位を四捨五入している。これらの相関係数に対して無相関検定を行うと、途中保存と平均筆記速度以外は有意水準5%で有意であると判断できた。

自信がある人は、解答に迷うことなくスムーズに書き進めていき、自信がない人は、解答が合っているのか不安になりながら書き進めているならば、平均筆記速度は

Table 4 各特徴量と自信度との相関係数

特徴量	相関係数	特徴量	相関係数
正誤結果	-0.4287	平均筆記速度	-0.0295
消しゴム使用回数	0.3470	解答時間	0.4642
全消去使用回数	0.3205	最大停滞時間	0.3048
途中保存回数	0.1236	総移動距離	0.3031
解答状況	0.6125	停滞時間割合	0.4365

自信度と相関があっただろう。しかし、平均筆記速度は有意でないと判断できたため、自信度に関係なく解答を書き進めていることがわかった。平均筆記速度の重要度があまり高くなかったことから、自信度とは関係が強くないと考えられる。

なお、解答状況は目視でノートを確認する必要がある、その特定にはコストがかかることは注意しなければならない。それ以外の特徴量は全てデータから自動的に計算される。

6 まとめ

本研究では、徳島県内の公立高校で、数学Ⅲを学習している理系クラスの生徒39名を対象に、Moodleを用いて、数学Ⅲの内容である微積分6問を解答してもらった。その際、解答方法は多肢選択肢式としたが、計算過程をデジタルペンを用いてタブレットに記述してもらい、ペンストロークデータをもとに、解答過程、筆記速度、停滞箇所を可視化した。可視化した結果、従来の紙と鉛筆を使う手法では知ることができなかった記述中の停滞箇所を知ることができるようになった。大勢が同じ箇所で停滞していた場合、その箇所はしっかりと解き方が理解されておらず、改めて指導が必要かもしれない。

また、正誤結果や解答時間、停滞時間割合などのパラメータを特徴量として、ランダムフォレストで問題に対する自信度の推定を行った。その結果、「自信がある」と「自信がない」の2つの自信度と比較すると、「部分的に自信がある」は正しく分類することができなかった。「自信がある」と「自信がない」以外の選択肢を選択肢とする場合は、選択する際の基準を明確にしておく必要があると考えられる。そうすることにより、「自信がある」と「自信がない」以外の分類も正しくできるようになるのではないかと推察する。さらに、自信度を分類した際の特徴量の重要度を取得し、重要度の高かった特徴量は、解答時間、解答状況、停滞時間の割合であることがわかった。一方で、正誤結果の重要度は低いことがわかった。このことから、正誤結果を見ただけでは、

生徒がどれほどの自信度で解答したのかを把握することは難しいといえるため、正答であるという理由だけで、内容を理解できていると思い、復習を促さないのは危険であると考え。また、誤答の場合は、公式などを間違えて覚えていることに気づかず、自信満々に解答している場合があるので、誤答になった状況に合った復習の内容を提案する必要があると考える。

謝辞

ノート提出機能の利用について技術的な支援を受けた合同会社三玄舎の中原敬広氏に感謝します。本研究はJSPS 科研費 19K21758, 21H04412 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 文部科学省, GIGA スクール構想の最新の状況, https://www.mext.go.jp/kaigisiryō/content/20210319-mxt_syoto01-000013552_02.pdf, 参照日 2023-2-28.
- [2] 古川雅子, 山地一禎, 緒方広明, 木實新一, 財部恵子, 『学びの羅針盤-ラーニングアナリティクス』, 丸善出版, 2020
- [3] 浅井洋樹, 野澤明里, 苑田翔吾, 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づき検出」, DEIM Forum, 2012

- [4] 飯山将晃, 中塚智尋, 森村吉貴, 橋本敦史, 村上正行, 美濃導彦, 「ペンストロークの時間間隔を用いた解答停滞箇所の検出」, 教育システム情報学会誌 Vol.34 No.2, 2017, pp.166-171
- [5] 宮崎佳典, 相馬あおい, 厨子光政, 法月健, 「英単語並べ替え問題における機械学習による学習者の迷い検出の試み」, コンピュータ & エデュケーション Vol.45, 2018, pp.31-36
- [6] Yasuyuki Nakamura, Yuko Ichikawa, Yoshinori Miyazaki, Kentaro Yoshitomi, Saburo Higuchi, Takahiro Nakahara, “An Attempt to Analyze Mathematical Question-solving Processes Using STACK”, Proc. Society for Information Technology & Teacher Education International Conference (SITE), 2019, pp. 2210-2213
- [7] Yasuyuki Nakamura and Takahiro Nakahara, “NOTE-SUBMISSION FUNCTION FOR MOODLE QUIZ AND COLLECTING PEN-STROKE DATA”, Proc. Mobile Learning 2019, 2019, pp. 163-164
- [8] scikit-learn: machine learning in Python - scikit-learn 1.2.0 documentation, <https://scikit-learn.org/stable/>, 参照日 2023-2-28

2023.3.13 受理 2023.4.26 掲載決定