

ペン把持力と解答情報による学習者の理解状況推定

矢野 翔平^{1,a)} 伊藤 弘大¹ 山下 真由² 高嶋 和毅³ 伊藤 雄一^{1,2}

受付日 2022年8月10日, 採録日 2023年2月2日

概要：一般的な教育現場では、教師が生徒の理解状況を把握するために、テストを実施したり、机間巡視をして問題解答の様子を観察したりする。しかし、教師の能力や状況によっては正しく理解状況を把握できていない場合がある。近年では、情報技術を用いた学習支援システムが発達し、学習時の情報を取得することが容易になった。一方、情報教材が普及してきたとはいえ、現在最も普及している学習方法はペンをういてノートに筆記するものである。また、紙を使用して学習する方が、電子デバイスを使用して学習するよりも優れているという結果が報告されている。そこで本研究では、筆記行動から理解状況を推定する手法を検討する。筆記量や筆記速度は、理解状況と相関があるといわれており、学習者の理解状況が筆記行動に表れていると考えられる。理解状況の評価には、解答した問題の正誤判定と学習者の解答に対する自信度を組み合わせて評価する統合評価法を用いる。また、筆記行動取得の手段として、学習者のペンを握る力（ペン把持力）を用いる。60名の実験データより、理解状況は、特に解答時間やペン把持力の平均変化量に表れていることが確認された。また、ペン把持力には自信度の影響が強く表れていることが分かった。理解状況の推定精度を評価したところ、圧力センサ付きペンから得られる情報と解答用紙から得られる情報（解答情報）を組み合わせることで72.1%の推定精度が得られた。

キーワード：学習支援, 理解状況推定, 統合評価法

Learner's Understanding Estimation by Pen Gripping Force and Answer Information

SHOHEI YANO^{1,a)} KODAI ITO¹ MAYU YAMASHITA² KAZUKI TAKASHIMA³ YUICHI ITOH^{1,2}

Received: August 10, 2022, Accepted: February 2, 2023

Abstract: Generally, to grasp students' understanding degree, a teacher conducts an examination to them, and observes students answering questions by walking around the classroom. However, the teacher sometimes fails to grasp the understanding situation of the student correctly. Recently, since various learning support systems with computer have been developed, it has become easy to acquire information of the learner. However, it is reported that learning by using paper is still superior to learning using a digital device. In this paper, we examine a method to estimate the understanding situation of the learner from writing behavior. To evaluate the learners' understanding degree, we apply unified evaluation method that combines correctness judgment and the learner's self-confidence. As learners' writing behavior, we measure time-series data of pen gripping force. From the experimental data of 60 people, it was revealed that the influence of the learner's self-confidence strongly appears in the pen gripping force. As a result of the evaluation, an estimation accuracy of the understanding situation is 72.1%. Therefore, it was confirmed that it is possible to estimate the understanding degree by combining the pen gripping force data and answer information.

Keywords: learning support, understanding situation, unified evaluation method

¹ 青山学院大学理工学研究科
Graduate School of Science, Aoyama Gakuin University,
Sagamihara, Kanagawa 252-5258, Japan

² 大阪大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology,
Osaka University, Suita, Osaka 565-0871, Japan

³ 東北大学電気通信研究所
Research Institute of Electrical Communication, Tohoku
University, Sendai, Miyagi 980-8577, Japan

a) shohei.yano@x-lab.team

1. はじめに

一般的な教育現場では、1人の教師が複数の生徒を相手にする一斉授業という形式が多くとられている。このような授業形式では、教師が生徒の理解状況を把握するために、テストを実施したり、机間巡視をして問題解答時の様子を観察したりする。しかし、ケアレスミスや偶然の正答が含まれるため、テストの正誤だけで理解状況を把握することは不十分である。また、机間巡視では、すべての生徒の理解状況を一度に把握するのは難しく、教師の主観的評価になってしまうため、生徒の学習内容に対するつまずきに気づくことが遅れ、生徒の学習の遅れにつながってしまう恐れがある。教師は約70%の精度で生徒の理解状況を推定できるが、教師の能力によって推定精度にはばらつきがあり、正しく理解状況を把握できていない場合があることも報告されている [1], [2]。

しかし近年では、情報技術を用いた学習支援システムが発達し、学習時の情報を取得することが容易になった。学習者の理解状況を定量的にデータ化することで、学習者本人につまずき箇所を自覚させたり、教師の指導方法を支援したりすることができると期待されている。一方、タブレットや e-learning などによる情報教材が普及してきたとはいえ、現在最も普及している学習方法はペンを用いてノートに筆記するものである。また、紙を使用して学習する方が、タブレットなどの電子デバイスを使用して学習するよりも優れているという結果が報告されている [3], [4], [5], [6], [7], [8]。さらに、筆記量や筆記速度は、理解状況と相関があるといわれており [9], [10], [11], [12]、学習者の理解状況は筆記行動に表れると考えられる。

そこで、ペンの親指と人差し指が触れる位置に圧力センサを装着した圧力センサ付きペンを実装し、これを用いて学習者の筆記行動から得られるペンの把持力の変化から、学習者の様々な状態や状況の取得を試みる。織田らの報告によると、正確な学習者の理解状況には、問題の正誤判定と解答に対する自信度が必要であるとされており、これらを組み合わせて理解状況を評価する統合評価法を提案している [13]。本稿では、この知見を応用し、圧力センサ付きペンによって得られるペンの把持力のデータと、学習者の問題解答の正誤判定および自信度との関連を調査し、ペンの把持力のみで理解状況推定をできることを目指すが、その基礎研究として正答と誤答のそれぞれの場合で、自信をもって解答したかどうかをペンの把持力から推定する方法を提案する。

2. 関連研究

2.1 学習時の情報計測と理解状況推定

近年、情報技術を用いた学習支援システムが発達し、学習時の情報を容易に取得できるようになった。Szafir らは、

遠隔授業システムにおいて、脳波から推定した集中度合いをもとに、どこを復習すべきかを提示するシステムを開発した [14]。しかし、学習者に脳波を取得するための装置を装着しなければならないという課題がある。

一方、e-learning システムの発展から、学習時のデータを容易に計測し、それをデータベースに蓄えることで、学習者の理解状況やつまずきの推定、さらには個々に合わせた難易度の設定などが可能になってきた。また、LMS (学習管理システム: Learning Management System) によって学習者の学習状況に関する多くのデータを利用することが可能となったため、学習状況の分析に関する研究がさかんになされている [15]。客観的に学習者の理解状況を評価することで、個々の学習者に合わせた難易度の設定などの学習支援も可能になった。浅井らは、タブレット上に手書きで数学の問題を解答すると、試行錯誤した部分や長時間筆記されなかった部分をつまずき箇所として解答用紙上にヒートマップ状に表示することで可視化できるようにした [16]。Tsuruoka らは、学習者が解答する際のタイピングプロセスと解答に対する自信との関係を検討した [17]。解答の途中で10秒以上タイピングが中断された場合、解答に自信がないことが分かった。

2.2 紙と電子デバイスの比較

文章理解や記憶に与える影響を調べた研究において、ノートなどの紙を使用する方が、タブレットなどの電子デバイスを使用するよりも優れているという結果が報告されている [3], [4], [5], [6], [7], [8]。Noyes らは、PC のディスプレイに表示された文章を読む場合と、紙に印字された文章を読む場合の比較をした [3]。その結果、紙条件の方が知識の定着率が高かった。Mueller らは、PC を用いて授業内容をメモした場合と、紙ノートを用いた場合とで、記憶テストと理解度テストの結果の比較をした。その結果、記憶テストでは両者の間に大きな違いは確認されなかったが、理解度テストの成績は紙ノートのほうが高かった [7]。また、Ackerman らは、電子デバイスのスクリーン上で学習するよりも紙を使用して学習した方が、メタ認知能力が高いことを報告している [8]。

このように、依然としてペンを用いてノートなどの紙に筆記して学習する方が効果的である現状をふまえると、ペンと紙を使った学習環境において理解度推定といった学習支援ができることが望ましい。

2.3 ペン型デバイス

学習者が利用する文具にセンサを取り付けて学習情報を取得する研究もなされている。これは学習環境に影響を与えることなく、学習者の無意識下でセンシングを行うことができるという利点がある。また、学習方法の中でも筆記行為は最も多く行われており、学習者にとって慣れ親しんだ

行為でもあるため、筆記時に必ず使用されるペンを利用することで、より自然なセンシングが可能であると考えられる。さらに 2.2 節で述べたように、ペンを使用して紙に筆記する方が、学習において効果的であることが分かっている。近年では、デジタルペンなどペン型デバイスに関する研究がさかんになされている [18], [19], [20], [21], [22], [23], [24], [25]。手書き文字をデータ化するデジタルペンとして airpen [18] やアノトペン [19] がある。これらのデジタルペンは専用のペンのほかに、専用の装置や用紙が必要である。学習者によって使い慣れた文具は異なるため、学習環境に影響することなく自然なセンシングを行うためには、どのようなペンにも対応可能であり、用紙など他の文房具にも制限がない方が好ましい。江木らは、ペンの上部に加速度センサを取り付けてペンの状態を推定し、「ペンを置いている」「書いている」というようなペンの状態から教室内の状況をセンシングするシステムを提案している [20]。加速度センサ以外にも、ペン先のマイクで摺動音を取得し手書き文字認識を行ったり [23]、筆記時の振動から単純な記号の識別を行ったりするペン型デバイスもある [24]。しかし、加速度センサや振動検出を利用した手法は、ペン回しなど実際の筆記に関係ない動作を筆記状態として誤検出してしまい、筆記行動を正確に取得できないおそれがある。また、マイクで音を取得する手法は、周囲の雑音の影響によって精度が落ちる可能性が考えられる。ボールペンの芯（リフィル）にひずみゲージを装着し、芯のひずみ具合から筆記推定を行うペン型デバイスもあるが [25]、鉛筆などセンサを装着できないものもあり、すべての学習者に適応するのは困難である。

学習時の情報を計測する際は、学習環境に影響することなく自然なセンシングを行うことが重要であるため、学習者がふだん使用している筆記具を用いることが望ましい。

3. 学習者の理解状況と筆記行動

3.1 理解状況評価

学習者の理解状況の評価方法として、統合評価法がある [13]。この手法では、表 1 に示すように、テスト問題の正誤判定だけでなく、学習者の解答に対する自信度も加味して 4 つの理解状況に分類することで、学習者の支援や、指導者が教材や授業の改善に利用することができる。問題

表 1 理解状況評価
Table 1 Understanding situation.

	自信あり	自信なし
正答	R1 確実な理解	R2 不確実な理解・偶然の正答
誤答	R3 誤った理解・ケアレスミス	R4 理解されていない

に正解していたとしても、自信なく解答している場合（R2）や、自信を持って解答したにもかかわらず、誤答であった場合（R3）には完璧に理解しているとはいえない。また、自信を持って解答した問題は、自信なく解答した問題に対して、後日解きなおしても高い正解率を維持できていることが確認されているため、理解状況を評価するうえで自信度を考慮することは有効であると考えられる。そこで、本研究ではこの統合評価法に基づき、ペンの把持力のみによる理解状況推定手法の確立を目指す。これにより、指導者は同時に多くの学習者の状況を把握できるだけでなく、学習中の時系列的な理解状況の推移を記録することも可能になり、教育環境の改善に寄与することができる。

学習者の理解状況は筆記行動に表れると考えられる。たとえば、筆記量と理解状況には相関があることが分かっている [9], [10], [11], [12]。岸らがノートテイキング行動と事後テストの得点について検討を行ったところ、ノートテイキング量とテストの得点の間に強い相関が認められた [9]。また、齋藤らが下線や矢印といった方略の使用数やノートに書かれた重要キーワード数と、テストの得点との関係について検討を行ったところ、理解状況の高い学習者は低い学習者に比べ、重要キーワードを多く抽出できており、方略を多く使用していることを確認した [11]。さらに、筆記速度と理解状況にも相関がある可能性がある。コクヨ S&T 株式会社による 400 名（現役高校生 200 名、現役中学生 200 名）に対して実施した筆記と学力に関するアンケート調査 [12] では、勉強が得意と答えた生徒のうち、59.4%が自身の筆記速度は速いと感じているのに対し、勉強が苦手と答えた生徒のうち、自身の筆記速度が速いと感じている割合は 45.5%であった。すなわち、勉強が得意な生徒は筆記速度が速く、勉強が苦手な生徒は筆記速度が遅い傾向にあるといえる。

このように、筆記行動を取得することにより、学習者の理解状況を推定できるといえる。

3.2 筆記行動の取得

筆記行動として、ペン把持時の圧力値の時間変化を利用する。ペンのような細い筆記具は、親指の腹、人差し指の腹、中指の第 1 関節周辺で、3 方向から 1 カ所を支えるように持つのが一般的である [26]。筆記は、ペンをこの 3 点で支持しながら動かすことでなされている。すなわち、この 3 本の指からペン軸への力の入れ具合を細かく修正することで筆記が行われている。そこで、各指がペンに接する部分に圧力センサを取り付け、その圧力値の時系列変化を筆記行動として取得する。本手法は、把持部分に圧力センサを装着するため、鉛筆やシャープペンシルなど、様々な筆記具に対応可能である。また、ペンの把持部分以外を持った場合には圧力が取得されないため、ペン回しのような筆記していない状態を筆記状態として誤認識することは

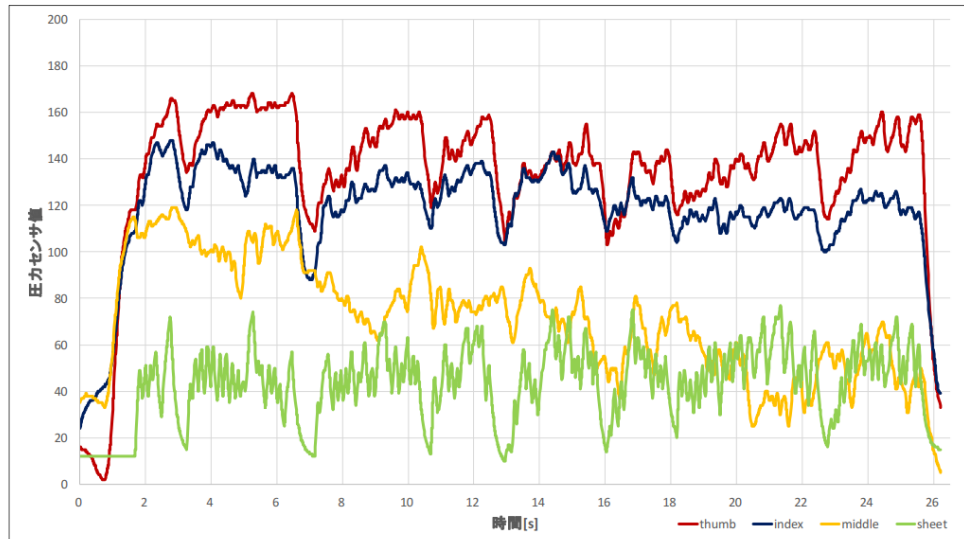


図 1 ある実験参加者の親指と人差し指と中指からペンにかかる圧力値の変化

Fig. 1 Time series data of the pen pressure force from the thumb, index finger and middle finger by a participant.

ない。

親指，人差し指，中指がペンに触れる場所である 3 カ所に圧力センサを設置した圧力センサ付きペンのプロトタイプと，紙面の下に設置した圧力センサを用いて，8 名の実験参加者に宮沢賢治の『ポラノの広場』の 1 節を筆記してもらうという予備実験を行った。圧力センサは，ペンに装着できるように小型である必要がある。また，センサを取り付けることによって，筆記に違和感を与えてしまうと学習の妨げになり，自然なセンシングが行えないため，人が握っても違和感がない重さと厚さであることが重要である。プロトタイプの実装では，これらの条件を満たし，また把持力が小さくても値が変化する感圧範囲を持つ圧力センサ（Interlink Electronics Inc., FSR400）を採用した。本圧力センサは，圧力が大きいほど抵抗が小さくなる高分子厚膜型センサであり，感圧範囲は 0.1～20 N である。ペンには市販のシリコンゴム製ペングリップを装着したが，その握り方や力の入れ具合には個人差が生じると考えられる。そのため，実験参加者には親指と人差し指で必要な場所を握るように指示を行い，同じ機材を用いて 1 名ずつ別々に実施した。ある実験参加者の圧力値の変化の様子を図 1 に示す。紙面の下に配置した圧力センサ（sheet）の値の変化と同じように親指（thumb）と人差し指（index）からかかる圧力値も変化する事が確認できた。一方，中指（middle）からかかる圧力値は sheet の値の変化とは異なる変化をすることが確認できた。このような傾向は，他の参加者においても同様であった。これは，ペンが紙面に触れると机から抗力を受け，釣り合いをとるために，親指と人差し指からペンにかかる圧力が大きくなるためであると考えられる。よって筆記時の圧力値の変化は特に親指と人差し指が顕著であると判断し，親指と人差し指がペンに

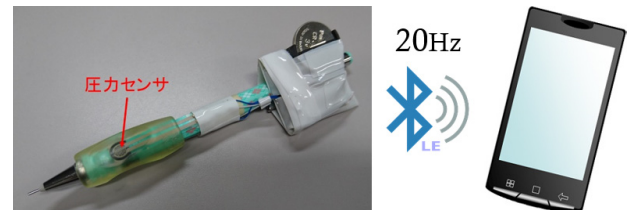


図 2 圧力センサ付きペン

Fig. 2 Pen with pressure sensor.

触れる 2 カ所に圧力センサを装着することにした。

3.3 圧力センサ付きペンの開発

3.2 節での検討結果から，親指と人差し指の 2 点からペンにかかる圧力を計測することで，学習者が筆記時にペンを把持する力の変化をとらえられると考えた。本研究では，このような筆記中のペンにかかる圧力の強さや時系列変化に筆記行動の特徴が現れると仮定し，別途記録する理解状況の分類と組み合わせて機械学習を行うことで，ペンの把持力の変化から理解度状況推定ができる方法やその指標の導出を目指す。そのために，計測用の圧力センサ付きペンを開発した。開発した圧力センサ付きペンを図 2 に示す。センサ値が計測した値は 20 Hz のサンプリング周波数で，Android 端末に BLE（Bluetooth Low Energy）によって送信される。

4. 実験と解析

4.1 実験概要

3.3 節で述べた圧力センサ付きペンを用いて，実験参加者に難関高校入試向けの英語と数学の模試問題を解いてもらった。参加者は大阪大学の大学生および大学院生 60 名

(男性 43 名, 女性 17 名, 平均年齢 23.3 ± 3.9 歳) であった。参加者の専攻分野は様々であり, 文系学部 19 名, 理系学部 41 名であった。本実験に採用した問題は, 義務教育で学ぶ範囲内からの出題であり, 特別な専門知識を必要としないため, すべての参加者が解け得る問題である。また, 比較的容易に解ける問題から難解な問題まで幅広く含むように, 模試問題集の正答率を参考に抜粋して使用した。

図 3 に実験環境を示す。実験参加者には親指と人差し指で必要な場所を握るように指示を行い, 同じ機材を用いて 1 名ずつ別々に実施した。本実験では圧力値に加え, 各問題の解答にかかった時間も計測するために, 問題はすべて PC 上に 1 問ずつ表示し, 問題が表示されている時間を, その問題を解答している時間 (解答時間) とした。別の問題に移る前に, 直前まで解答していた問題に対し, 正解している自信があるかどうかを PC 画面に表示されたスライドを用いて 7 段階で評価してもらった。なお, 時間内に同

じ問題を解きなおした際には, 解きなおす前後で別のデータとして記録した。また, 筆記行動が確認できるように, 解答時の様子も 50fps で同時に撮影した。

実験は, 英語, 数学の順に行った。英語は, 単語や文法に関する問題 30 問を制限時間 40 分で解いてもらった。数学は, 関数や図形の問題が含まれている問題 18 問を制限時間 90 分で解いてもらった。本実験では, 早く解けるかどうかではなく, 解答過程の取得が目的であるため, 余裕をもって解答できるように制限時間は長めに設定している。また, 分からない問題は理解できていないと判断できるため, 無理に解く必要はないと実験参加者に伝えている。

なお, 本実験は大阪大学大学院情報科学研究科研究倫理委員会の審査・承諾のもとに実施された。

4.2 ペンの把持力と筆記行動

学習時の様子がペンの把持力にどのように表れるのか検討した。実験中に 50fps で撮影した映像をコマ送りしながら確認し, 筆記しているタイミングにラベル付けをしたところ, 図 4 に示すように, 筆記中は親指, 人差し指ともにペンにかかる圧力が大きくなることが分かった。そこで, 本研究では, 親指と人差し指からかかる圧力を加算し, 2 で除算して求めた平均値をペン把持力と定義し, ペン把持力のヒストグラムを作成した。なお, 設問ごとの傾向を確認するため, ヒストグラムは設問 1 問ごとに作成した。図 4 のうち 1 設問 (5 分程度) を解答中のペン把持力のヒストグラムを図 5 に示す。図よりペン把持力が小さい領域と大きい領域にそれぞれ山があり, 中央に谷があるヒストグ



図 3 実験環境

Fig. 3 The experimental environment.

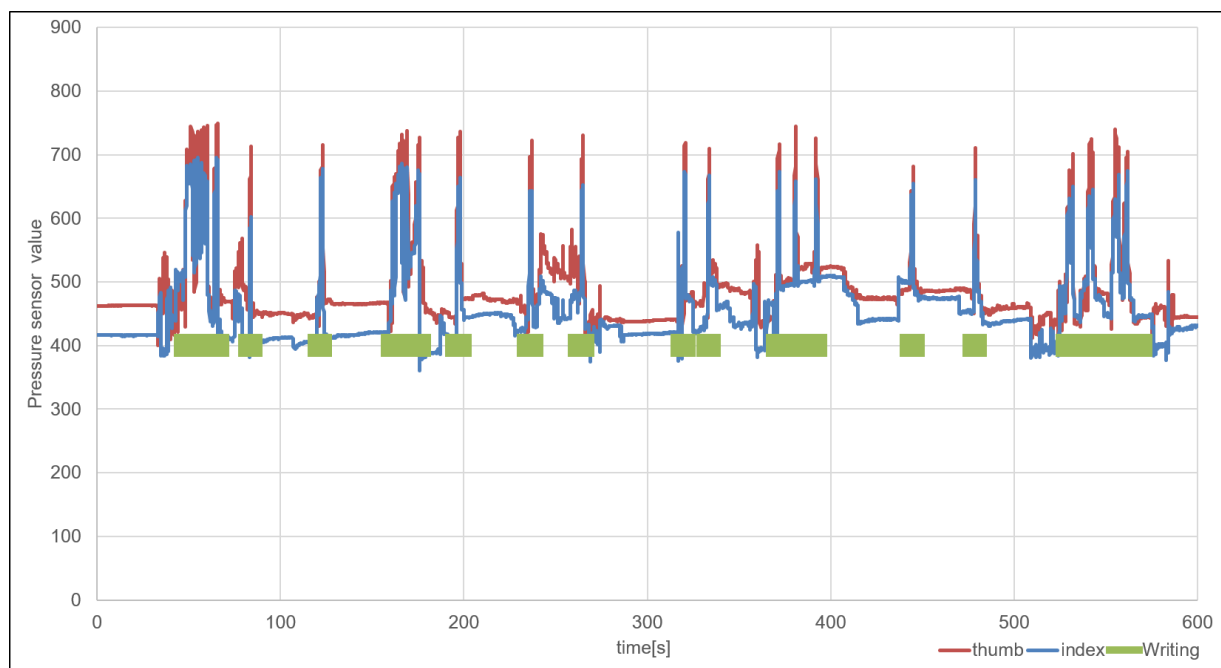


図 4 ある実験参加者の親指と人差し指からペンにかかる圧力値の変化

Fig. 4 Time series data of the pen pressure force from the thumb and index finger by a participant.

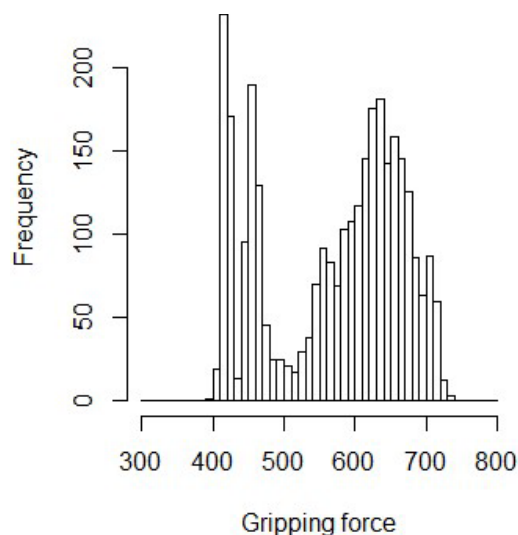


図 5 ある参加者が 1 設問を解答中のペン把持力のヒストグラム

Fig. 5 Histogram of a participant's pen gripping force while answering one question.

ラムが確認された。また、他の参加者においても同様の形状のヒストグラムが得られることを視覚的に確認した。これは、ペンが紙面に触れるとペンが机から抗力を受け、釣り合いをとるためにペン把持力が大きくなるからだと考えられる。すなわち、ペンを動かして紙に筆記しているとき（筆記中）のペン把持力は大きく、筆記をせずに考えているとき（思考中）のペン把持力は小さくなり、両者で明らかにペン把持力の大きさが異なる。そこで、筆記中と思考中のペン把持力の閾値を大津の二値化 [27] を利用して分離度（クラス内分散とクラス間分散の比）が最大になる値に設定することにした。この閾値は、各個人のデータに対して個人ごとに算出を行った。

4.3 理解状況推定

3.1 節の表 1 に示すように、解答の正誤判定と自信度を組み合わせた 4 パターンの理解状況を推定する。自信度は 7 段階のうち 5 以上を「自信あり」、4 以下を「自信なし」とした。60 名が 48 問の問題に解答したデータ（解答データ）の内訳は、「自信あり」か「自信なし」、「正答」か「誤答」かのラベルをもとに表 1 の分類を行い、R1 が 1,400 個、R2 が 426 個、R3 が 416 個、R4 が 905 個とした。このとき、問題数が 60 名 $\times$ 48 問 = 2,880 問に対して、解答データの合計が 3,147 個と増えているのは、時間内に同じ問題を解きなおした際に、自信度を別のデータとして記録したためである。データに偏りがあるため、Balanced Random Forest [16] を用いて理解状況を推定する。

4.3.1 特徴量抽出

まず、筆記時のデータから理解状況を説明するのに有効な特徴量を検討する。変数の候補を表 2 に示す。このうち、解答科目、専攻分野、解答時間はペン把持力以外から

表 2 変数の候補

Table 2 Candidate explanatory variable.

変数名	変数の説明
解答科目	解答している科目 (英語 or 数学)
専攻分野	参加者の専攻分野 (文系 or 理系)
解答時間	解答にかかった時間
筆記開始時間	解き始めてから初めて筆記を開始するまでの時間
平均筆記時間	連続した筆記の平均時間
合計筆記時間	筆記している時間の合計
平均思考時間	連続した思考の平均時間
合計思考時間	思考している時間の合計
筆記時間割合	解答時間に対する筆記時間の割合
筆記回数	1 秒以上連続した筆記が発生した回数
平均把持力	問題解答中の把持力の平均値
把持力の標準偏差	問題解答中の把持力の標準偏差
把持力平均変化量	1 秒ごとに算出した把持力変化量（最大値と最小値の差分）の平均値
平均筆記把持力	筆記中の把持力の平均値
筆記把持力の標準偏差	筆記中の把持力の標準偏差
平均思考把持力	思考中の把持力の平均値
思考把持力の標準偏差	思考中の把持力の標準偏差
閾値	筆記と思考の閾値

得られるデータであり、筆記開始時間、平均筆記時間、合計筆記時間、平均思考時間、合計思考時間、筆記時間割合、筆記回数、平均把持力、把持力の標準偏差、把持力平均変化量、平均筆記把持力、筆記把持力の標準偏差、平均思考把持力、思考把持力の標準偏差、閾値はペン把持力から算出されるデータである。なお、これらの変数は各解答データに対して算出し、平均値や標準偏差は 1 つの問題を解答中の時間における平均値や標準偏差を意味する。算出した変数どうしの相関が高いことによる多重共線性が発生しているかについて、VIF (Variance Inflation Factor) を用いて確認した。その結果、一般的には VIF の値が 10 を超えていると多重共線性が発生している可能性が高いが、これらの変数の VIF は 10 を下回っていたため、変数どうしの独立性は担保できていると考えられる。

それぞれの特徴量は、4.3 節で述べた解答データをもとに、「自信あり」か「自信なし」、「正答」か「誤答」かのラベ

ルがついた 3,147 レコードを生成した。これらのデータを用いて、目的変数を理解状況とする分類問題に対して、ランダムフォレストを用いて表 2 の各変数の重要度を算出した。このとき、決定木の本数は 2,000、サンプリング数は最もデータ数の少ない R3 に合わせて 416 とした。結果を図 6 に示す。横軸は重要度を表しており、縦軸には上から重要度が高い順に説明変数が並んでいる。MeanDecreaseGini とは、決定木のノードの純度変化量であり、変数ごとに不純度を表すジニ係数をもとに算出している。MeanDecreaseGini の値が大きいほど、理解状況推定精度を高めるのに有効な変数であるといえる。図 6 より、解答時間の重要度が最も高く、続いて把持力平均変化量、合計思考時間の重要度が高いことが確認された。

次に、各変数がどのように分類に寄与しているかを調べた。特に重要度が高かった変数の部分従属プロットを図 7

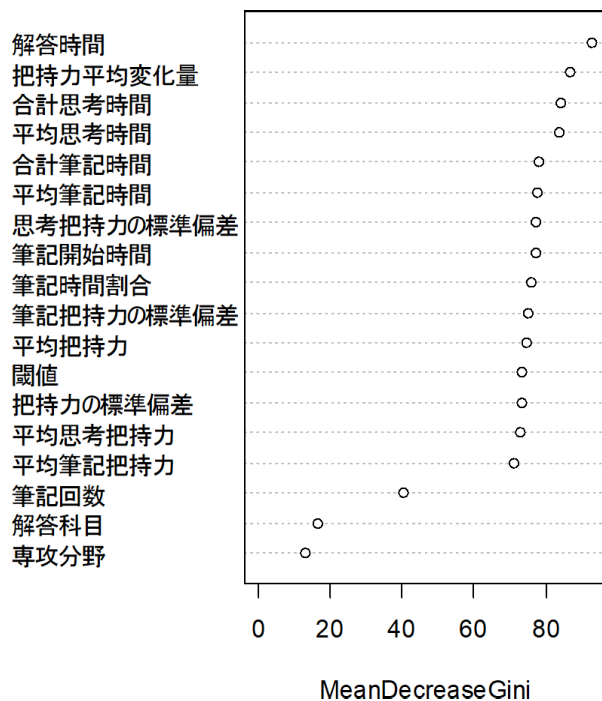


図 6 理解状況に対する変数重要度
Fig. 6 The degree of importance.

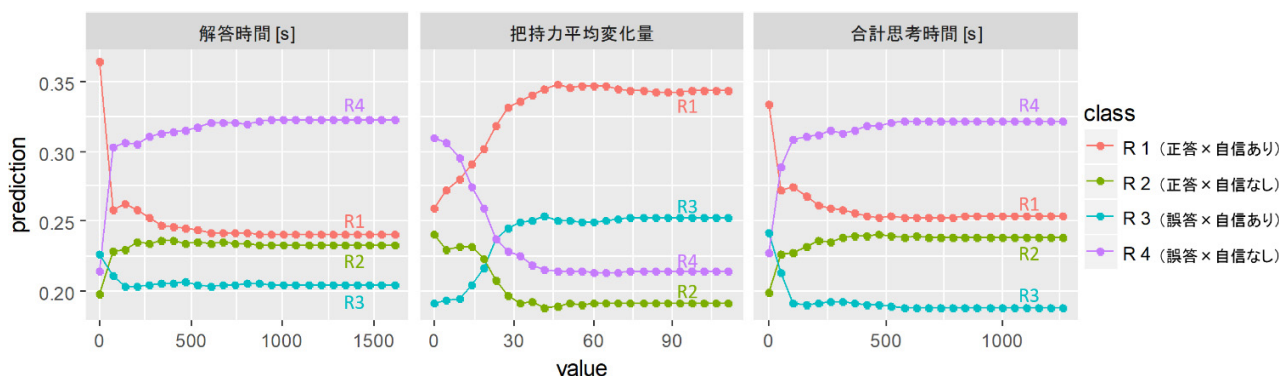


図 7 理解状況に対する部分従属プロット
Fig. 7 Partially dependent plot.

に示す。部分従属プロットとは、Friedman によって提案された、説明変数が目的変数に対してどのように寄与しているかを可視化する手法である [28]。縦軸の prediction の値が大きいほど、部分従属度が高く、その理解状況に分類される可能性が高いことを示している。これにより、個別の変数の変化が、次節で実施する分類にどのように影響を与えるかを確認できる。図 7 を見ると、R1 が増加しているときは R3 も増加し、R2 が増加しているときは R4 も増加しているように、部分従属度が R1 と R3、R2 と R4 ではほぼ同じように変化することが分かった。すなわち、自信度が等しい理解状況どうしで部分従属度が同じように変化するため、これらの変数は自信度の有無の判定に有効だと推測できる。変数重要度の高い変数で同様の傾向があることから、今回の実験で圧力センサ付きペンおよび別途コンピュータで収集したデータは、解答の正誤よりも自信度の有無が強く反映されていると推測される。

4.3.2 推定精度評価

4.3.1 項の図 6 より、筆記回数、解答科目、専門分野の重要度が特に低かったため、理解状況に対する説明変数として不要であると考えられる。そこで、表 2 の変数からこれら 3 つの変数を除き、残りの変数を用いたものを筆記時のデータとして理解状況の推定を行う。推定精度の評価には交差検証の一種である OOB (Out-Of-Bag) エラー率を用いる。OOB エラー率は、学習に使われなかったデータ (OOB) を集めて部分木を構成し、それをテストデータとすることで得られる。ランダムフォレストはブートストラップサンプリングを行うため、各決定木の学習に使うデータはランダムに抽出され、3 分の 1 程度のデータが OOB となる。筆記時のデータで推定した場合の OOB エラー率は 51.7% であり、R2 が R4 に、R3 が R1 に多く誤ることが確認された。Confusion Matrix を図 8 に示す。R2 や R3 の分類ができていなかったのは、4.3.1 項で述べたように、ペン把持力には自信度が強く表れているため、自信度の推定は可能だが、自信度が等しい理解状況どうしをうまく推定することは困難であると考えられる。そこで今回は解答の

		predicted			
		R1	R2	R3	R4
Actual	R1	0.60	0.09	0.15	0.16
	R2	0.29	0.21	0.13	0.37
	R3	0.45	0.11	0.22	0.22
	R4	0.19	0.16	0.10	0.55

図 8 混同行列

Fig. 8 Confusion Matrix.

		predicted	
		R1	R2
Actual	R1	0.79	0.21
	R2	0.42	0.58

図 9 正答データの混同行列

Fig. 9 Confusion Matrix of Collect Answer Data.

		predicted	
		R3	R4
Actual	R3	0.62	0.38
	R4	0.27	0.73

図 10 誤答データの混同行列

Fig. 10 Confusion Matrix of Wrong Answer Data.

正誤判定を別途行い、この正誤判定によって分類したデータを用いて、再び R1 と R2 および R3 と R4 の理解状況推定を行ったところ、OOB エラー率は 27.9%であった。正誤判定後に識別した Confusion Matrix を図 9 および図 10 に示す。正誤判定を加えなかった場合、R2 と R3 はほぼ推定できなかったが、正誤判定を加えて推定することで、推定率が向上した。この結果より、ペン把持力から得られる情報と解答用紙から得られる情報（解答情報）を組み合わせると、72.1%の精度で理解状況を推定できることが分かった。

4.3.3 ペン把持力の時系列変化量

4.3.1 項より、把持力平均変化量が理解状況を推定するのに重要な変数であることが分かった。そこで、把持力変化量の部分時系列から特徴パターンの抽出を行う。部分時系列の特徴パターン抽出には、Sugimura らが提案している手法を用いる [29]。この手法は時系列データからスライドウィンドウによって部分時系列データを切り出し、切り出されたすべての部分時系列データを k-means を用いてクラスタリングする。次に、各時系列データから、その時系列

データでは頻出し、他の時系列データでは頻出しないクラスタを特徴パターンとして抽出する。従来の NN や SVM に比べて特徴抽出に時間はかかるものの、より高い予測精度が得られるといわれている。そのため、今回のようなセンサデータの時系列変化の特徴をとらえるのに適していると考えた。把持力変化量（把持力の 1 秒あたりの変化量）の時系列データを 60 秒ごとに分割し、分割したすべての部分時系列データをクラスタリングする。Gap 統計量をもとにクラスタ数を 16 に設定した。そして、各時系列データから、その時系列データでは頻出し、他の時系列データでは頻出しないクラスタを特徴パターンとして抽出する。実施した科目の中で数学は 90 分と解答時間が長く、把持力変化量に理解状況が十分に表れると考えた。そのため、数学でのデータを対象に解析を実施した。

問題ごとに特徴パターンを抽出し、各理解状況で特徴パターンを集計した。抽出された特徴パターンの例を図 11 に示す。これは、抽出された時系列データの特徴パターン (cluster) が、4 つの理解状況に現れる割合を示しており、R1 と R3、R2 と R4 ではそれぞれ 2 つのクラスタが特徴パターンとして共通していることから、自信の有無による把持力変化の共通性を示唆している。自信がある場合では把持力が活発に変動するが、自信がない場合では変化が小さいことが分かった。把持力が活発に変化していないときは、自信がなく、つまづいている状態であると推測できると考えられる。また、R1 と R3 を比較すると、R3 では変化量が少ない特徴パターンも抽出され、R2 と R4 を比較すると、R2 では、やや活発に変化する特徴パターンも抽出された。

5. 考察

図 7 より、各変数は自信度が等しい理解状況どうしではほぼ同様に寄与することが分かった。すなわち、筆記時のデータには、学習者の自信度が強く表れていると考えられる。筆記時のデータと解答情報を組み合わせると、72.1%で理解状況を推定できることが分かった。教師は約 70%の精度で、学生の理解状況を判断できると報告されている [1]。

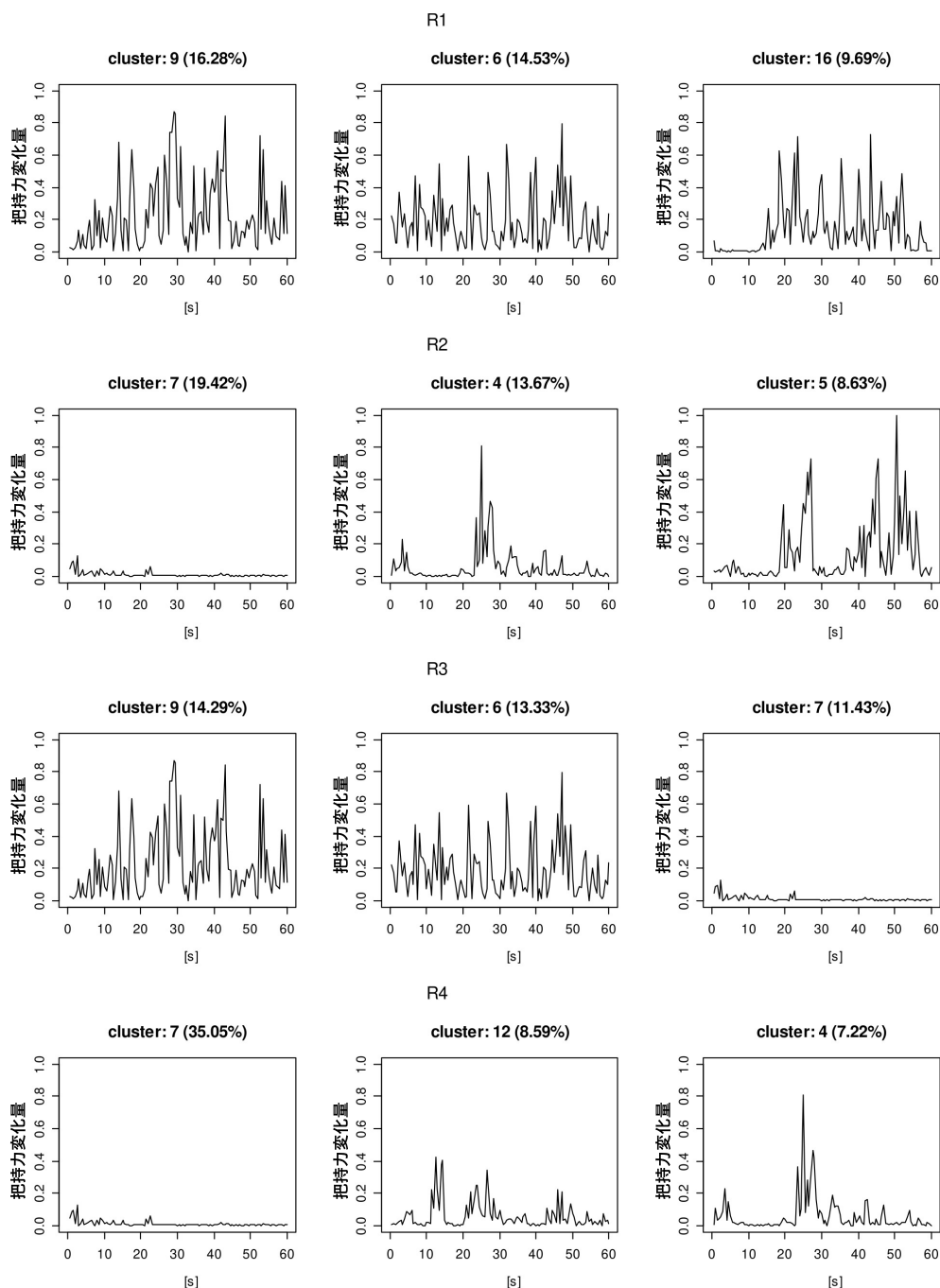


図 11 把持力変化量の特徴パターン

Fig. 11 The feature patterns.

ゆえに本手法は、筆記時のデータのみからの推定ではこれに及ばないが、別途記録した正誤データを組み合わせることで、同等の精度での推定が可能となった。今後、手書き解答の正誤判定を行う技術と組み合わせることで、オンラインな理解状況の推定を行うことが期待できる。現状でも、教師が把握しきれない数の学生のデータを継続的に記録しておく、などの用途では有用であると考えられる。しかし、本実験の実験参加者は大阪大学の学生であり、学力がほぼ等しい集団であった。学習者の学力が大きく異なる場合、本実験で構築したモデルでは同様に推定できない可

能性がある。たとえば、もともと計算速度が遅い学習者は、理解していても解答時間が長くなると考えられる。そのため、推定する学習者に合わせてモデルを構築する必要があると考えられる。

また、図 11 で部分時系列の特徴パターンを各理解状況で抽出したところ、自信度によって明らかな違いが確認された。図 7 より、把持力平均変化量が大きく、合計思考時間が短いほど R1 や R3 に推定されやすいことから、自信がある場合は、スラスラと解答できているため、ペン把持力が活発に変化する特徴パターンが抽出されたのだと考え

られる。一方、自信がない場合は、解答の導出方法が分からず、ペンを動かしていない時間が長いため、ペン把持力の変化が少ない特徴パターンが抽出されたと考えられる。また R2 においても、R4 と比較してやや活発に変化する特徴パターンが抽出された。R4 は自信がなく、誤答している状況であるのに対し、R2 は自信がないが、正答している状況であるため、正答を導出するだけの最低限の筆記は行われていたからだと考えられる。さらに、R3 では R1 と比較して把持力があまり変化していない特徴パターンも抽出された。R1 は自信があり、正答している状況であるのに対し、R3 は自信があるが、誤答している状況であり、ケアレスミスがあることや誤って理解していることが考えられる。ケアレスミスをしている場合、途中の計算が複雑になってしまうことがあるため、思考時間が長くなり、特徴パターンとして抽出されたと考えられる。これらの結果より、ペン把持力の変化量を見ることで理解状況を推定できる可能性が示唆された。

一方で、後日別の実験参加者に対し、圧力センサ付きペンのユーザビリティに関するアンケートを行ったところ、「グリップの部分の厚みは気にならない」や「ふだんのペンの持ち方と変わらず、気にならなかった」という意見が得られた一方、一部の参加者からは「後ろのマイコンの部分が気になる」や、「圧力センサによって把持部分が固定されてしまうため、持ちにくい」などの意見が得られた。ペンの持ち方は人によって多様であり、今回のデバイスではそのようなバリエーションの収集ができていない可能性がある。今後はマイコン部分の小型化や、多様な持ち方に対応できるセンサの配置を行い、データを収集する必要がある。また、今回の実験は最大 90 分の制限時間で問題に解答してもらったが、この際の実験参加者の疲労は考慮していない。ペン把持力は疲労によっても変化する可能性があり、今後は疲労などに起因する時間的な変化についても検証する必要がある。

6. おわりに

本研究では、親指と人差し指からペンにかかる圧力の平均値をペン把持力と定義し、筆記行動時のペン把持力の変化から、統合評価法 [13] に基づいた学習者の 4 パターンの理解状況の推定を目指した。今回はその基礎研究として、正答と誤答のそれぞれの場合で、自信をもって解答したかどうかをペンの把持力から推定する方法を提案した。ペン把持力には学習者の自信度が強く表れていることが分かり、解答情報と組み合わせることで、72.1%の精度で理解状況を推定できることが分かった。また、ペン把持力の時系列変化量から、理解状況が推定できる可能性が示唆された。本研究で開発した装置は、導入の準備や手続きにはある程度の時間や手間を要するものの、その金銭的成本は低く、コンピュータによる理解状況の自動的に分類・記録

によって、学習者の支援や、指導者の教材や授業の改善への活用が期待できる。一般的な初等教育現場で実施されている数十人規模の授業や通信教育のような指導者の目が届きにくい環境においては特に有用であると考えられる。ただし、数十人を超える規模で今回のプロトタイプを使用する場合には、Bluetooth の干渉が生じる可能性があるため、Wi-Fi 接続などの別方式での検証が別途必要である。一方で、個別指導などの少人数を対象とした授業であっても、学習者の自信の有無をリアルタイムに把握できれば、学習者への指導方法を柔軟に変更することが可能となるなど、補助として有効であると考えられる。その他の課題としては、圧力センサやマイコン部分の設計の改良、図を必要としない数学の計算や英単語などの他のカテゴリの問題による実験、学力にバラツキの多い集団を対象とした評価実験の実施、疲労などの要因の検証、教師用のアプリケーションの実装などがあげられる。

また、GIGA スクール構想の推進により、1 人 1 台の情報端末を持つ環境が近い将来に予想される。本研究では紙に書くペンにセンサを取り付けて自信の有無を推定する方法を提案したが、将来的に「ふだん使う文具」がスタイラスとなれば、スタイラスでの計測を行うことが望ましい。その場合でも、本研究で提案した特徴量であるペンの把持力と、端末画面やスタイラスで計測できる圧力などの指標との比較を行うことで、本研究の知見を活用できる可能性は高い。情報端末と組み合わせることで、本研究で別途記録した解答の正誤判定も自動的に組み入れることも可能となり、推定精度の向上やリアルタイムなフィードバックも期待できる。

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費 JP16K12557 の助成を受けた。

参考文献

- [1] Hoge, R.D. and Coladarci, T.: Teacher-based judgments of academic achievement: A review of literature, *Review of Educational Research*, Vol.59, No.3, pp.297-313 (1989).
- [2] Südkamp, A., Kaiser, J. and Möller, J.: Accuracy of teachers' judgments of students' academic achievement: meta-analysis, *Journal of Educational Psychology*, Vol.104, No.3, p.743 (2012).
- [3] Noyes, J.M. and Garland, K.J.: VDT versus paper-based text: Reply to Mayes, Sims and Koonce, *International Journal of Industrial Ergonomics*, Vol.31, No.6, pp.411-423 (2003).
- [4] Kerr, M.A. and Symons, S.E.: Computerized presentation of text: Effects on children's reading of informational material, *Reading and Writing*, Vol.19, No.1, pp.1-19 (2006).
- [5] Mangen, A., Walgermo, B.R. and Brønnick, K.: Reading linear texts on paper versus computer screen: Effects on reading comprehension, *International Journal of Educational Research*, Vol.58, pp.61-68 (2013).
- [6] Oviatt, S., Arthur, A. and Cohen, J.: Quiet Interfaces

- That Help Students Think, *Proc. 19th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, pp.191–200 (2006).
- [7] Mueller, P.A. and Oppenheimer, D.M.: The pen is mightier than the keyboard: Advantages of longhand over laptop note taking, *Psychological Science*, Vol.25, No.6, pp.1159–1168 (2014).
 - [8] Ackerman, R. and Goldsmith, M.: Metacognitive regulation of text learning: On screen versus on paper, *Journal of Experimental Psychology: Applied*, Vol.17, No.1, p.18 (2011).
 - [9] 岸 俊行, 塚田裕恵, 野嶋栄一郎: ノートテイキングの有無と事後テストの得点との関連分析, *日本教育工学会論文誌*, Vol.28, pp.265–268 (2005).
 - [10] Nye, P.A., Crooks, T.J., Powley, M. and Tripp, G.: Student note-taking related to university examination performance, *Higher Education*, Vol.13, No.1, pp.85–97 (1984).
 - [11] 齋藤ひとみ, 源田雅裕: ノートテイキングにおける方略使用の効果に関する検討, *日本教育工学会論文誌*, Vol.31, pp.197–200 (2008).
 - [12] コクヨ S&T 株式会社「筆記と学力に関するアンケート調査」, 入手先 (http://www.kokuyo-st.co.jp/info/pdf/20150703_pencilrelease.pdf) (参照 2018-04-01).
 - [13] 織田守矢, 下村 勉: 概念形成と評価 (教育情報工学シリーズ), コロナ社 (1989).
 - [14] Szafrir, D. and Mutlu, B.: ARTFul: Adaptive review technology for flipped learning, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.1001–1010 (2013).
 - [15] Keshavamurthy, U. and Guruprasad, H.S.: Learning Analytics: A Survey, *International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT)*, Vol.18, No.6, pp.260–264 (2014).
 - [16] Asai, H. and Yamana, H.: Detecting Student Frustration Based on Handwriting Behavior, *Proc. Adjunct Publication of the 26th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology (UIST '13)*, pp.77–78 (2013).
 - [17] Tsuruoka, S., Kimura, S., Hayakawa, K., Takase, H. and Kawanaka, H.: Support teachers for quiz in large class — Analysis of typing processes for descriptive answers, *2016 12th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD)*, pp.1803–1807 (2016).
 - [18] デジタルペン airpen pocket, 入手先 (<http://www.airpen.jp/>) (参照 2018-04-01).
 - [19] デジタルペン Anoto Live Digital Pen, 入手先 (<http://www.anoto.co.jp/anoto.technology/digital.pen.html>) (参照 2018-04-01).
 - [20] 江本啓訓, 尾澤重知: 学習者センシングのための筆記行為の検知手法と評価, *日本教育工学会論文誌*, Vol.36, pp.181–184 (2012).
 - [21] 株式会社リコー: ペン型入力装置及びそのパターン認識方法; 特開平 10-301702 (1998).
 - [22] 宮川 透, 米澤義道, 伊東一典, 橋本昌巳: 筆記運動の 3 次元慣性計測による筆記パターンの再現, 計測自動制御学会論文集, Vol.38, No.1, pp.1–8 (2002).
 - [23] ヤフー株式会社: 手書き文字認識装置; 特許第 4927009 号 (2012).
 - [24] 株式会社日立製作所, 日立中部ソフトウェア株式会社, 新開: 筆記データ入力装置およびそれを用いた筆記データ認識システム; 特開平 7-28593 (1995).
 - [25] 豊住尚弥, 高橋淳二, ロベズギヨーム: ひずみゲージを用いた筆跡推定とメッセージ転送への応用, ロボティク

ス・メカトロニクス講演会講演概要集, Vol.2015, 1P2-R05 (2015).

- [26] Kamakura, N., Matsuo, M., Ishii, H., Mitsuboshi, F. and Miura, Y.: Patterns of static prehension in normal hands, *American Journal of Occupational Therapy*, Vol.34, No.7, pp.437–445 (1980).
- [27] Otsu, N.: A threshold selection method from gray-level histograms, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.9, No.1, pp.62–66 (1979).
- [28] Friedman, J.H.: Greedy function approximation: A gradient boosting machine, *Annals of Statistics*, pp.1189–1232 (2001).
- [29] Sugimura, H. and Matsumoto, K.: Classification system for time series data based on feature pattern extraction, *2011 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pp.1340–1345 (2011).



矢野 翔平

2022 年青山学院大学理工学部情報テクノロジー学科卒業。同年より同大学院博士前期課程。ヒューマンインタフェースの研究に従事。



伊藤 弘大 (正会員)

2015 年芝浦工業大学大学院理工学研究科電気電子情報工学専攻修士課程修了。エヌ・ティ・ティ・ソフトウェア勤務を経て、2018 年同大学院理工学研究科機能制御システム専攻博士(後期)修了。2018 年 4 月～2022 年 3 月まで産業技術総合研究所人工知能研究センターで産総研特別研究員として従事し、2022 年 4 月から青山学院大学理工学部情報テクノロジー学科助教に着任。放送大学東京文京学習センター非常勤講師を兼務。博士(工学)。



山下 真由

2018 年大阪大学大学院情報科学研究科情報システム工学専攻博士前期課程修了。現在、朝日放送テレビ株式会社。



高嶋 和毅 (正会員)

2006 年大阪大学大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻博士前期課程修了。2008 年同専攻博士後期課程修了。同年同大学院国際公共政策研究科（情報科学研究科兼任）助教。2011 年東北大学電気通信研究所助教，2018 年より同所准教授。博士（情報科学）。



伊藤 雄一 (正会員)

2000 年大阪大学大学院工学研究科博士前期課程修了。同年同大学院博士後期課程入学。2002 年同大学院情報科学研究科助手。2008 年大阪大学クリエイティブユニット准教授。2021 年より青山学院大学理工学部教授。博士（情報科学）。ACM, IEEE, 電子情報通信学会, 日本バーチャルリアリティ学会, ヒューマンインタフェース学会各会員。