

テスト採点行動の促進を目的とした ペン上の加速度センサによる作業量推定の検討

Examination of Workload Estimation by Accelerometer on Pen for The Purpose of Promoting Test Scoring Behavior

谷口 弘通[†] 勝間 亮[‡] 藤本 まなと[‡]
Hiromichi Taniguchi Ryo Katsuma Manato Fujimoto

概要

テスト採点者の作業効率を向上させるには、採点作業の進み具合の変化に応じた働きかけを行う必要がある。例えば、作業用 BGM の選択やテンポの調整をするもの、現在の作業効率の点数を表示し、被験者に現状の作業効率を知らせるものなどである。作業効率を算出するには、ペンの使用者による答案への記入行動や用紙をめくる行動などの様々な行動をセンシングし、目的の採点作業がどれほど行われたのかを推定することが求められる。本研究では、テスト採点時の作業効率向上を実現するデジタルペンの開発を目指し、ペン上に取り付けられた加速度センサによってペンと紙の衝突を検出し、作業量の推定を行うことで、採点内容や採点者に依存しない評価指標の作成を行う。加速度センサの取付位置を検討する予備実験を行った後、テスト採点業務を想定した評価実験を行い、作業量推定が可能かどうかの検討を行う。

1. はじめに

近年、IoT (Internet of Things) 技術の発達などによって身の回りの様々なものがデジタル化している。しかし、鉛筆、シャープペンシル、赤ペンなど筆記用具に関しては、未だアナログのものが主流である。筆記用具のデジタル化によって、教育分野における恩恵が期待されており、例えば、ペンの記入行動をセンシングすることで勉強時間の管理や、集中度の推定などに利用できる。

教育現場では、一度に多量のテスト答案を採点することが多い。そのため、採点者は長時間ミスが起こらないように集中する必要がある。本研究では、テスト採点において作業効率を向上させるデジタルペンを作成することを目標とする。例えば、採点者の集中力低下により作業があまり進まなくなった場合に気分を高揚させる BGM を流すことや、現在の作業効率の点数を表示し、被験者に現状の作業効率を知らせることで、採点作業の促進を行う。このようなデジタルペンの開発には、(1) センサ

搭載位置の検討、(2) 作業の進み具合を評価する指標の作成、(3) 作業効率を向上させる仕組みの開発とその評価実験などが必要である。本稿では、(2) に着目し、採点内容や採点者の違いに依存せず、どれだけ採点作業を進められているかを表す評価指標を提案する。

ペンを持った状態でのテスト採点行動は、主に記入行動とその他の行動に分かれる。記入行動は、丸マークや罰(チェック)マーク、コメント、点数などを記入する行動のことである。その他の行動は、紙をめくる、一休みする、ペンの色を変えるなど様々な行動が挙げられる。テスト採点行動の中で作業が進むのは、記入行動の中でも特に、丸や罰などのマークの記入をしたときである。したがって、記入行動を丸と罰マークに限定し、それらの検出を行うことで作業量推定を行う。丸や罰マークを1つだけ記入する際、いずれの場合もペンの先端と紙の接触による衝突が1度だけ起こる。この衝突部分の検出や、マーク記入部分の検出をペンから得られる加速度データの解析によって行う。このように作業量の推定を行うことで、単位時間あたりの作業量を作業効率として数値化する。この作業効率の数値を利用して、採点内容や採点者の違いに依存しない評価指標を作成する。

予備実験では、ペンの先端、中央、末端付近のそれぞれに加速度センサを装着し、衝突検出とマーク検出の精度に対して、交差検証を行った。搭載位置を検討したところ、ペンの末端付近に加速度センサを搭載する結論に至った。本実験では、ペンの末端付近に加速度センサを搭載し、記入行動の検出を以下の3つの手法、(i) 衝突のみの検出、(ii) 丸、罰マークのみの検出、(iii) 衝突検出かつマーク検出で行う。トレーニングデータから SVM による分類器を作成し、テストデータから検出を行い評価する。

2. 関連研究

人間の活動認識 (HAR: Human Activity Recognition) の研究は多く、スマートフォン [1, 2, 3], スマートウォッチ [4, 5], スマートリング [6] など様々なデバイスによる研究が行われている。

本研究で扱うペン型デバイスによる研究も行われてい

[†] 大阪府立大学, Osaka Prefecture University, Sakai, Osaka 599 - 8531, Japan

[‡] 大阪公立大学, Osaka Metropolitan University, Sakai, Osaka 599 - 8531, Japan

る。Xieら[7]は、ペン型のデバイスを用いたユーザに依存しないジェスチャ認識アルゴリズムの提案をしている。しかし、ペンのインクで記入を行うものではなく、ペンを持った状態でのジェスチャによるものであり、ペン型ではあるが、本研究のような紙面上への記入による行動の識別に特化したものではない。また、紙面上と空間上の双方で識別を行う研究もある。Hsuら[8]は、3軸加速度計、3軸ジャイロスコープ、磁力計が搭載されたペンを用いて数字や英語を認識する手法を提案している。この研究で 사용되는デジタルペンは、マイクロコントローラーや3つのセンサがペンに内蔵されており、一般的に使われるペンとは大きく異なっている。本研究では、市販されているペンに3軸加速度センサのみを取り付け、より少ないセンサデータによって採点の識別を試みる。また、これらのペン型デバイスによる研究は、文字を書いたことを前提に、それが何の文字かを当てるといふもので、書いたかどうかを見分けることは考慮されていない。本研究では、記入行動を行わないデータをトレーニングデータに含むことで、記入行動が行われたかどうかの判定を行う。

従来のHARでは、一般に固定長のスライディングウィンドウが使用される[1, 4]。これらの研究では、歩く、走るなど連続して同じ動作を繰り返す行動の識別が行われており、ウィンドウサイズ内に個々の行動を収める必要はない。しかし、本研究で想定されるテスト採点行動は、不定期に起こるものである。また、作業効率が変化するテスト採点を想定するため、1つのマークを記入する時間の長さは様々であると予想される。以上のことから、固定長のスライディングウィンドウでは1回の記入のみを含ませるのは困難である。提案手法では、衝突同士の間をウィンドウサイズとした可変長ウィンドウを利用する。

3. 環境設定と作業効率の数値化

本章では、環境設定と作業効率の数値化について述べる。まず、本研究で想定するテスト採点の環境設定について説明する。その後、作業効率の数値化の方法について説明する。

3.1 環境設定

本研究で想定するテスト採点の環境設定について述べる。記入行動は、図1と図2に示すような丸マークと罰マークのみに限定する。これらの記入は一筆書きで行われ、ペンと紙の衝突は、記入始めに1度だけ起こるものとする。紙をめくる動作や静止している状態などを含むテスト採点データから記入行動を判別し、作業効率の数値化を試みる。

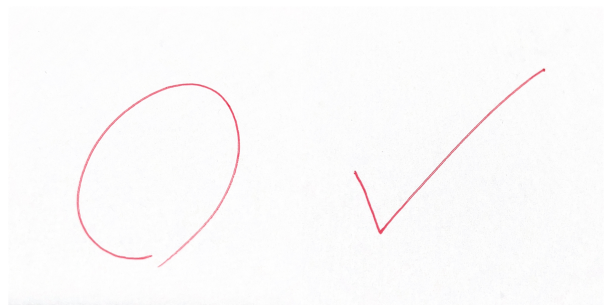


図 1: 丸マーク

図 2: 罰マーク

3.2 作業効率の数値化

採点内容により、同程度の集中力で取り組んだとしても採点作業の進み具合は異なる。例えば、記号問題のみのテストを採点する場合、素早く次の問題の採点に移ることができる。一方、記述問題のみのテストの場合、採点する時間間隔は長くなる。これらの作業を単に時間あたりの採点完了した設問数で評価した場合、記述問題の採点時は低評価となる。採点行動支援の実現には、採点者の集中力の低下などによる作業の進み具合の変化を知る必要があるため、このように採点内容によって評価が大きく変化するような数値化は好ましくない。また、採点者の熟練度の違いや、日々のコンディションの違いなどにより、採点作業の進み具合のベストパフォーマンスは異なる。そのため、採点内容に依存せず、かつ、採点者の能力を考慮した相対的な数値化手法が必要である。

3.2.1 用語の定義

作業効率の数値化で扱う以下の用語について、下記のように定義し使用する。

【作業量】

採点が完了した設問数(個)とする。

【作業効率】

一定時間 α あたりの作業量(個/時間)とする。

【ある時刻 t における作業効率】

時刻 t から一定時間 α 前までの作業量を意味する。

【作業パフォーマンス】

過去の最も良い作業効率に対する現在の作業効率とする。

3.2.2 数値化手法

本実験では、前述した問題を解決する作業数値化手法として、作業パフォーマンスによるものを提案する。過

去の作業効率の最大値 E_{\max} に対して、現時刻の作業効率 E を評価することにより現時刻の作業パフォーマンスを数値化する。 E_{\max} および E を求めるためには、記入行動の履歴が必要である。そのため、記入行動を加速度時系列データから検出し、記入行動が行われたと推測される時刻をすべて記憶する。例えば時刻 t_0 と時刻 t_1 に記入行動が検出された場合、 $T = \{t_0, t_1\}$ となる。 T の要素のうち、 $t_p - t_q < \alpha$ をみたし、 q から p までの要素数 $p - q + 1$ が最大となるものが E_{\max} である。一方で、 E は現時刻から一定時間 α 前までに存在する T の要素数である。

このように記入行動の時刻を格納する集合 T を得ることで作業量の数値化が可能となるが、記入行動の検出は難しく、必ずしも正しく検出されるわけではない。正確な作業量の数値化には正しい集合 T を得る必要がある。そこで、本研究ではペンの先端と紙の衝突の検出が記入行動の検出精度を高め、より正しい集合 T を得ることに有効であると予測する。ペンの先端と紙の衝突の検出が記入行動の検出精度に及ぼす影響について検討するため、(i) 衝突検出のみ、(ii) 丸、罰マーク検出のみ、(iii) 衝突検出かつマーク検出の3種類の手法によって作業効率の数値化を試みる。

3.2.3 作業効率の数値化

得られた加速度データの内、現時刻から t 秒前までの間で、ペンと紙の衝突が検出された作業量を C 、丸と罰マークが描かれたと判定された作業量をそれぞれ N 、 M 、そして衝突が検出された後に丸、罰マークが描かれたと判定された作業量をそれぞれ N_c 、 M_c として現在の作業効率 E を以下の3つの手法で表す。

- (i) 衝突検出のみによる作業効率

$$E = \frac{C}{t} \quad (1)$$

- (ii) 丸、罰マーク検出のみによる作業効率

$$E = \frac{N + M}{t} \quad (2)$$

- (iii) 衝突検出かつマーク検出による作業効率

$$E = \frac{N_c + M_c}{t} \quad (3)$$

3.2.4 作業パフォーマンスの数値化

現時刻の作業パフォーマンス P は、それまでの作業量の内、最も大きい作業効率を E_{\max} として以下のように表す。

$$P = \frac{E}{E_{\max}} \quad (4)$$

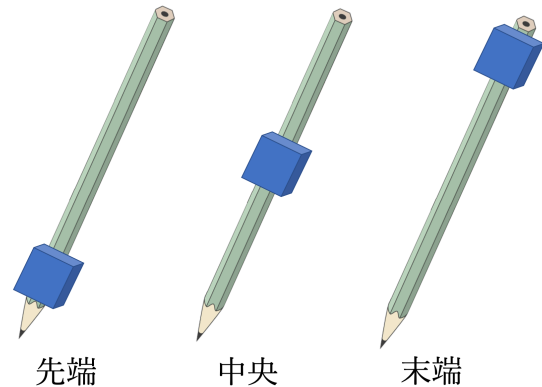


図 3: 検討するセンサ位置

4. 予備実験

本実験では、加速度センサをペンにつけ、センサデータを取得する。そこで、ペン上の加速度センサの搭載位置を検討する必要がある。本章では、図3のように加速度センサをペンの先端、中央、末端付近に取り付け、丸マークと罰マークの判別を行い、交差検証によって評価したセンサ搭載位置について述べる。

4.1 予備実験の方法

加速度センサをペンの先端、中央、末端付近に取り付け、丸マークと罰マークをそれぞれ10回ずつ(計20回)記入した際に得られる加速度データを用いる。得られたセンサデータから閾値によって衝突部分やマーク部分の抽出を行い、機械学習によって衝突検出とマーク検出を行い評価する。

4.2 閾値による抽出

丸マークと罰マークが20回分記入されたデータからペンと紙の衝突部分、マーク部分を閾値によって抽出する。ペンの先端、中央、末端のそれぞれのセンサ搭載位置ごとに衝突検出とマーク検出を行うため、計6個の閾値を設定する必要がある。1フレームごとの変化量を考え、 x, y, z 軸の3軸の変化量の和が加速度の閾値 ϵ よりも大きいとき、衝突やマークが記入されたと判定する。 ϵ の値を変更することで衝突のみの抽出やマーク全体の抽出を行う。また、一連の実験を撮影しておき、衝突やマークが記入された実際の時間のデータを用いることで、抽出の精度を F 値によって評価した。

衝突とマーク抽出における閾値と F 値の関係を図3,4にそれぞれ示す。いずれの場合も、閾値を大きくすると F 値は徐々に上がり、ピークを過ぎると F 値が下がる傾向がある。図3と図4の結果から、ピーク部分の閾値をそれぞれ抜き出したものを表1に示す。これらの閾値を用いて交差検証を行う。

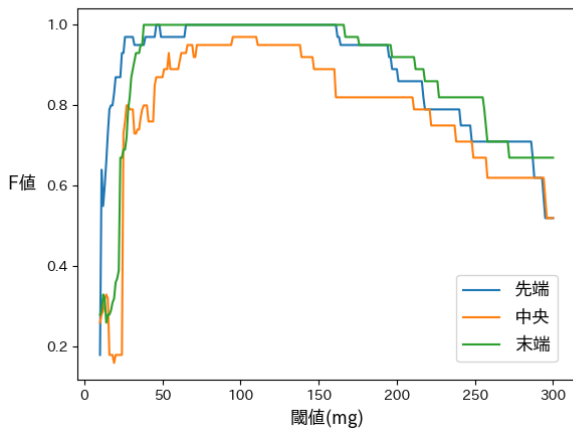


図 4: 衝突抽出における閾値と F 値の関係

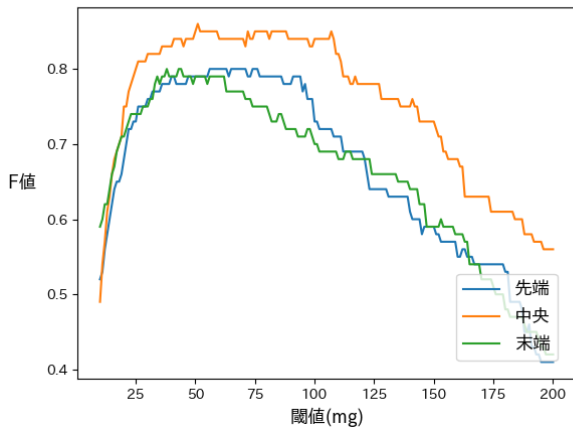


図 5: マーク抽出における閾値と F 値の関係

4.3 交差検証

閾値によって抽出されたペンの先端、中央、末端それぞれのデータに対して交差検証を行なう。丸マーク 10 回、罰マーク 10 回の計 20 データを用いるため、トレーニングデータを 19 個、テストデータを 1 個とする 20-分割交差検証を行なった。機械学習のアルゴリズムは、SVM を利用し、特徴量は、第 6 章で示した提案手法と同じものを使った。結果を表 2 に示す。表 2 より、ペン上の加速度センサ搭載位置による大きな精度の違いは見られなかった。したがって、テスト採点のしやすさの観点から、以降では、ペンの末端に加速度センサを取り付け、実験を行う。

5. 実験

5.1 実験環境

本実験では、加速度センサとして TWELITE 2525A を 1 台使用した。図 6 のように加速度センサをペンの

表 1: 閾値

	衝突抽出閾値 (mg)	マーク抽出閾値 (mg)
先端	146	67
中央	102	68
末端	150	46

表 2: 交差検証結果

	衝突検出の F 値	マーク検出の F 値
先端	0.83	0.79
中央	0.82	0.77
末端	0.74	0.81

末端に取り付け、テスト採点の実験を行う。テスト答案は、記号問題を想定しており、正答と誤答がランダムに並ぶ 10 問テスト 5 枚の採点を行う。テスト採点は連続して行われ、ペンを持った状態で次の答案用紙との取り替えを行うものとする。

5.2 実験方法

丸マークと罰マークをそれぞれ 25 回ずつ記入したトレーニングデータと、丸マークと罰マークがランダムに記入された図 7 のような 10 問テスト 5 枚を採点したのテストデータを用いる。トレーニングデータから作成された衝突とマークの分類器を使用して、テストデータから採点検出を行い、評価する。(i) 衝突検出のみ、(ii) 丸、罰マーク検出のみ、(iii) 衝突検出かつマーク検出の 3 つの手法によって採点検出を行う。具体的には、(i) の場合は、衝突の分類器によって衝突の有無の検出を行い、(ii) の場合は、マークの分類器によってマークの有無の検出を行う。また、(iii) の場合は、衝突の分類器によって検出された衝突間の加速度データに動的時間伸縮法 (DTW) を適用することによって丸マークと罰マークの判別を行う。

5.3 分類器の作成

予備実験で得られた、ペンの末端に加速度センサを取り付けた際の衝突抽出閾値とマーク抽出閾値を用いて、トレーニングデータの抽出を行い、分類器を作成する。

5.3.1 特徴量の抽出

閾値で抽出した 3 軸の加速度データに対して、最大値、最小値、中央値、平均値、範囲、四分位範囲、分散、標準偏差、平均絶対偏差、中央絶対偏差、歪度、尖度、二乗平均平方根 (RMS) の 13 種類の特徴量を用いることで SVM による分類器を作成した。

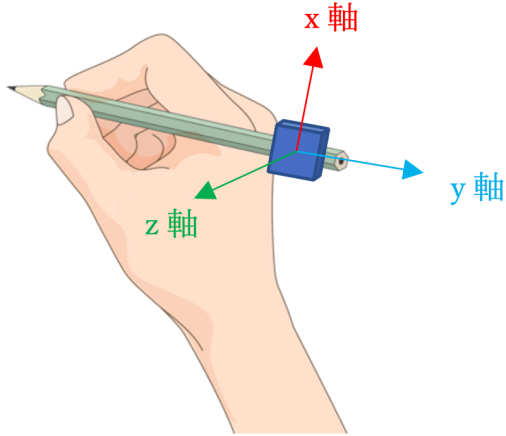


図 6: 加速度センサの搭載位置と軸方向

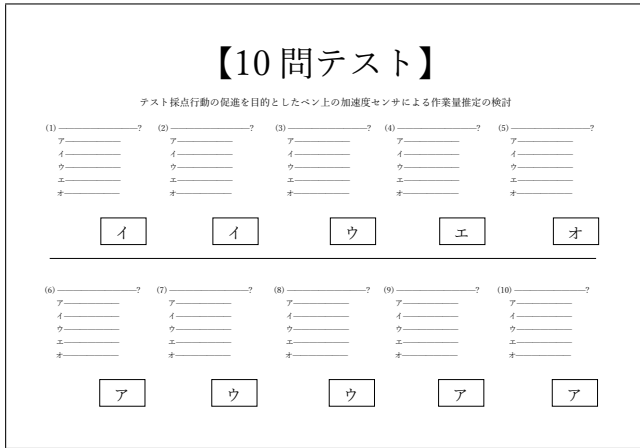


図 7: 10問テストのレイアウト

5.3.2 動的時間伸縮法 (DTW) の利用

(iii) の手法では衝突の分類器を使用した後、衝突と判定されてから次の衝突が起こるまでの加速度データに対して DTW を適用することでマークの検出を行う。衝突間のデータには、マークの記入だけでなく、答案用紙を取り替える動作などが含まれる。そのため、衝突が起こってからマークが書き終わるまでが含まれる十分な最大フレーム数 β を設定した。衝突間のデータが β より小さければ、そのままの長さの衝突間のデータを利用し、 β より大きければ、衝突開始から β フレーム分のデータを利用した。得られた衝突間のデータとトレーニングデータの丸マークと罰マークとの DTW 距離をそれぞれ D_n, D_m とし、 D_n と D_m のうち、少なくとも一方が閾値 γ より小さければ、その小さい方のマークが記入されたと判定する。

$$\begin{cases} \min(D_n, D_m) < \gamma & \Rightarrow \text{マーク検出} \\ \text{otherwise} & \Rightarrow \text{マーク未検出} \end{cases} \quad (5)$$

表 3: 3つの手法による判別結果

	衝突検出	マーク検出	DTW によるマーク検出
F 値	0.81	0.68	0.59
回数	53	52	50

5.4 実験結果

表 3 は i) 衝突検出のみ, ii) 丸, 罰マーク検出のみ, iii) 衝突検出かつマーク検出の 3 種類の判別手法について、結果を示したものである。(i)(ii) では、トレーニングデータから作成された分類器によって、テストデータを判別した結果を示す。テストデータは 10 問テスト 5 枚の計 50 問であるが、表 3 によると、衝突検出、マーク検出はそれぞれ 53 回、52 回となった。(iii) では、(i) で検出された衝突 53 回の衝突間のデータを用いることで DTW によるマーク検出有無の判定と、丸マークと罰マークの判定を行なった。DTW の閾値 γ によるマーク検出有無の判定の F 値は 1.00 であり、全ての衝突を抽出することができた。一方で、DTW 距離による丸と罰マークの識別の F 値は 0.59 となり、マーク検出に関しては課題が残った。しかしながら、衝突検出に関しては、(iii) の手法は本稿の目的であった作業効率の数値化に有効であるといえる。つまり、分類器による衝突検出とその検出された衝突間のデータに対して、DTW 距離の閾値 γ を用いた 2 重の衝突検出を行うことで実現可能である。

6. まとめ

本稿では、ペン上の加速度センサ搭載位置の検討と作業効率の数値化について 3 つの手法による検討を行なった。機械学習による衝突検出とマーク検出の分類器をそれぞれ使った判別では、衝突やマークの記入回数は正しく判定されなかった。しかし、衝突検出の分類器と、その検出された衝突間のデータに対して、DTW 距離の閾値 γ を適用することによって作業量を算出できるとわかった。今後の研究では、本稿で課題となった DTW によるマーク検出について改善を行い、さらに作業量推定についての検討を行う予定である。また、作業効率に応じた働きかけを行う作業効率向上のシステム開発も検討する予定である。

謝辞

本研究の一部は、科研費基盤研究 (C)(No.21K11871) と科研費基盤研究 (B)(No.20H04177) の助成によって行った。

参考文献

- [1] Xiaolong Xu Chao Tong Zonghua Gu Shao-hua Wan, Lianyong Qi. Deep learning models for

real-time human activity recognition with smartphones. *Mobile Networks and Applications*, Vol. 25, pp. 743–755, 2020.

- [2] Sung-Bae Cho Charissa Ann Ronao. Human activity recognition with smartphone sensors using deep learning neural networks. *Expert Systems with Applications*, Vol. 59, pp. 235–244, 2016.
- [3] Ibrahim Alper Dogru Erhan Bulbul, Aydin Cetin. Human activity recognition using smartphones. *International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*, pp. 1–6, 2018.
- [4] Min Hooi Yong Juan C. Quiroz, Elena Geangu. Emotion-recognition using smart watch accelerometer data: Preliminary findings. *UbiComp '17: Proceedings of the 2017 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2017 ACM International Symposium on Wearable ComputersSeptember 2017*, pp. 805–812, 2017.
- [5] J. Cao A. Pal. Micapen: A pen to write in air using mica notes. *2020 16th International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS)*, pp. 151–154, 2020.
- [6] Dan Gelb Kyu-Han Kim Shahriar Nirjon, Jeremy Gummeson. Typingring: A wearable ring platform for text input. *Proceedings of the 12th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and ServicesMay 2015*, pp. 227–239, 2015.
- [7] J. Cao R. Xie. Accelerometer-based hand gesture recognition by neural network and similarity matching. *IEEE Sensors Journal*, Vol. 16, No. 11, pp. 4537–4545, 2016.
- [8] Y. Tsai J. Wang Y. Hsu, C. Chu. An inertial pen with dynamic time warping recognizer for handwriting and gesture recognition. *IEEE Sensors Journal*, Vol. 15, No. 1, pp. 154–163, 2015.