

筆跡を用いた学習者状態推定システムに関する基礎研究

笠野 孝志[†] 平野 靖[‡] 梶田 将司[‡] 間瀬 健二[‡]

名古屋大学大学院情報科学研究科[†] 名古屋大学情報連携基盤センター[‡]

1 はじめに

我々は大学における数学演習を想定し、学生の答えを電子化するシステムを研究してきた[1]. 従来の演習授業の形態は以下の順序で行われる.

- I. 講師が問題を指定する.
- II. 学生は指定された問題を解く.
講師は教室を巡回し、学生の進捗状況を把握する. このとき学生からの質問があれば個別に対応する.
- III. 指名された学生は解答を板書する.

このような授業形態では講師一人当たり 30 人程度の学生を見ることになる.

演習授業において、全ての学生に問題を理解してもらうためには講師が各学生の解答状況を把握する必要がある. この時、巡回によって一人一人の答案を見て進捗状況を把握することは非効率的である. また、理解していなくても質問をしない学生が多く存在し、把握するためには学生の後ろから答案を覗き込むしかなく、把握が困難である. また、学生にとって答案を覗き込まれる行為はストレスを感じることもある.

そこで、我々はこれらの問題を解決するために学生の答案を電子化し、講師の端末に解答を一覧表示し、講師の端末からアドバイスを書きこむシステムを試作してきた. このとき、ペンタブレットを用いることで紙に解答する時と同等の自由な筆記ができる.

しかし、提案したシステムにおいても学生数が増えると講師一人で全ての学生の答案を把握することに時間がかかり、即座に学生にアドバイスをすることが難しくなる.

本稿では学生自身が問題に対して感じている主観的な難易度を主観的難易度と呼ぶ. ペンタブレットで得られる情報と解答時間に着目し、主観的難易度を推定するための指標として利用することの有効性を検討する.

2 関連研究

関連研究として、生理指標を課題困難度の指標として学習者の計算能力の評価に用いる研究がある[2]. 生理指標の例として筋電位・心拍

数・瞬目・呼吸数などが挙げられるが、これらの生理指標を定量的に測定するためには、特別な装置が必要となり実際に授業に導入することは難しいと考える.

そこで答案の電子化に使っているペンタブレットの情報からこれらに代わる指標を得ることを考える. ペンタブレットからは、ある時刻におけるペンの座標・筆圧・ペンの傾き・ペンの方向の情報が得られる. これらの情報のうち、本研究ではペンタブレットから得られる筆圧、解答時間から主観的難易度を推定することを考える.

3 筆圧計測実験

筆圧と主観的難易度との関係を得るために実験を行った. 実験装置は PC とペンタブレットからなり、PC 画面上の問題にペンタブレットを用いて解答することにより答案を電子化する. 解答中、筆圧は 10ms 間隔、1024 レベルの分解能(0~1023 の出力筆圧レベル)で計測される. また、学生が答案の横に配置された Good, Difficult の各ボタンを学習者が押すことによってその時の自己申告による学習者状態が記録される.

演習問題は自由筆記形式の高校数学レベルの問題 5 題を用意した. 問題の分野に対して既習である必要があるため、大学生・大学院生 8 人を被験者として選び、実験を行った.

3.1 実験手順

被験者に下記①から④の教示を行った.

- ① ペンタブレットに慣れるために実験装置を用いて学籍番号・名前・0 から 9 までの数字を指定の場所書いてもらう.
- ② 実験装置を用いて、問題ごとに始めに学籍番号・名前を書いてもらい、演習問題を解いてもらう.
- ③ 問題解答中、始めは解き方が分かっている Good の状態であるとし、解き進め方が分からなくなったときは Difficult

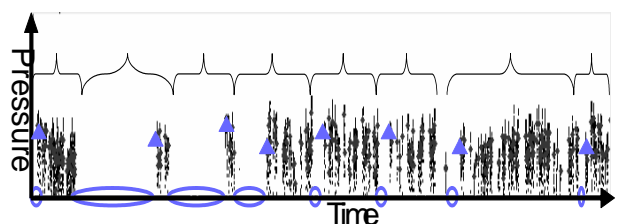


図 1 筆圧の時系列データ

A Fundamental Study on Learner State Estimation System by Handwritings
Koji KASANO[†], Yasushi HIRANO[‡], Shoji KAJITA[‡], Kenji MASE[‡]

[†]Graduate School of Information Science, Nagoya University

[‡]Information Technology Center, Nagoya University

のボタンを押し、Difficult の状態から、解き進め方が思いついたときは Good ボタンを押してもらおう。

- ④ 問題が解けた場合は GoNext, 途中で諦めた場合は GiveUp を押して次の問題へ進む. 問題ごとに難易度を 1 から 5 までの 5 段階で評価してもらおう.

得られたデータについて次のような処理をする. 13 秒以上の無筆記区間を境界とし, 筆圧をセグメント化する. ここで無筆記区間とは筆圧が 0 の区間であり, 今回の実験では等式変形等の一つのまとまりから別のまとまりに移るときに全ての被験者が 13 秒以上何も書かない状態が続いていたため, 分離境界を 13 秒とした. 以上から得られた筆圧の時系列データの例を図 1 に示す. ある時刻の筆圧を点で示し, セグメントの最初のストロークの平均筆圧を三角形で示している. 時間軸状の楕円は無筆記区間を示し, 無筆記区間とその後続く筆圧のセグメントを一つの組として括弧で図中に表す.

次に無筆記区間の長さとその後に続くセグメントの最初のストロークの平均筆圧の組をサンプルデータとして判別分析法を用いて分離境界を求める. 無筆記区間の長さとその後に続くセグメントの最初のストロークの平均筆圧の組をグラフにプロットしたものを図 2 に示す. 直線は判別分析法によって得られた分離境界を示す.

3.2 結果

一人当たりの 25~75 個のサンプルを得た.

再代入法により分離境界を基に学習者状態を Difficult と推定する再現率および適合率を次のように定義し, 計算する.

$$\text{再現率} = \frac{\text{正しく Difficult と判別されたサンプルの数}}{\text{真の Difficult のサンプルの数}}$$

$$\text{適合率} = \frac{\text{正しく Difficult と判別されたサンプルの数}}{\text{正誤に関わらず Difficult と判別されたサンプルの数}}$$

各被験者に対して再現率および適合率を計算した結果を図 3 に示す.

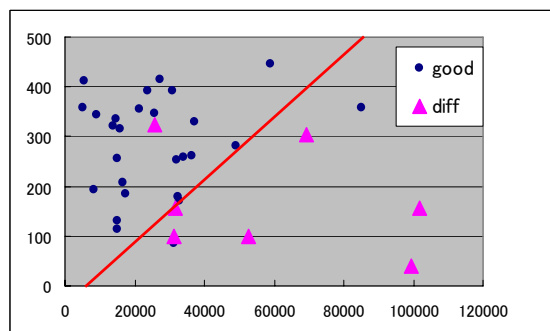


図 2 筆記間隔と筆圧の関係

被験者 A, B, C, D では再現率, 適合率ともに高い値となった. しかし, 被験者 E, F, G, H では再現率, 適合率ともに 0.5 付近となり, 被験者 E, H の再現率は 0.5 を下回る結果となった.

3.3 考察

再現率・適合率が低い被験者は 1 つの問題において Difficult 状態で筆記回数の多かった者である. Good 状態から Difficult 状態へ遷移するときは筆記間隔が大きくなるが, Difficult 状態が長く続くと筆記間隔が小さくなる傾向があるため, 筆記間隔が小さい Difficult 状態のデータが他の被験者と比べ多い. よって Good 状態から Difficult 状態へ変わる点を見つけることで, さらに再現率・適合率を上げることができる.

4 まとめ

実験では半数の被験者について筆圧と解答時間が主観的難易度を推定する指標として有効であることを示した. 残りの半数については Good 状態から Difficult 状態へ遷移する点を見つけることで改善できると考える.

今後は実験で得られた分離境界を用いて, 学生に対し実際にアドバイスが必要かどうかを尋ねる実験を行い, 実験で得られた分離境界の妥当性を検討することを考えている.

謝辞

本研究は文部科学省「知的資産の電子的な保存・活用を支援するソフトウェア基盤技術の構築」プロジェクトの支援により行われた.

参考文献

- [1] 笠野孝志, 平野 靖, 梶田将司, 間瀬健二, “演習支援システムにおける筆跡を用いた主観的難易度推定”, 電子情報通信学会総合大会, D-15-3, p. 155 (2006-3).
- [2] 河崎雅人, 高島征助, 小西忠孝, 坂口正雄, “局所発汗量連続記録装置の心理的負荷測定装置としての信頼性と有効性に関する研究”, 日本医科器械学会誌, Vol. 66, No. 9, pp. 475-481 (1996-9).

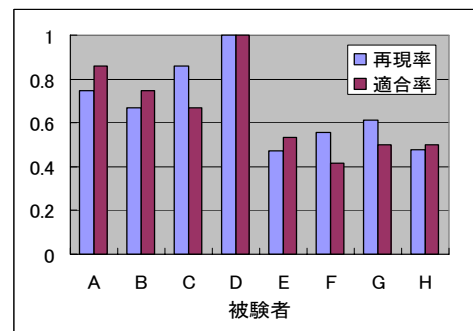


図 3 Difficult 状態の推定結果