

# Mindmap 作成時の時系列画面情報を用いた 行動プロセスの分析

吉良 元<sup>\*1\*2</sup>, 長谷川 忍<sup>\*3</sup>

\*1 北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

\*2 群馬大学 数理データ科学教育研究センター

\*3 北陸先端科学技術大学院大学 情報社会基盤研究センター

## A process analysis of using time-series screen data with mindmap creation

Hajime KIRA<sup>\*1\*2</sup>, Sinobu Hasegawa<sup>\*2</sup>

\*1 School of Information science, Japan Advanced Institute of Science and Technology

\*2 Center for Mathematics and Data Science, Gunma University

\*3 Research Center for Advanced Computing Infrastructure, Japan Advanced Institute of  
Science and Technology

The purpose of this research is to propose an analysis method independent from devices and applications for learners' behaviors on active learning in ICT classroom. The main feature of this proposal is to apply a time series clustering technique to screen information of the learners' tablet PCs. Although such information would not be enough to specify their actual behaviors, it would help an instructor to know typical learning process at the ICT classroom. In this paper, we conducted a case study to let learners write Mindmap in 15 minutes as a learning task to validate the proposed method.

キーワード: アクティブラーニング, ラーニングアナリティクス, ICT活用授業

### 1. はじめに

従来の講義室における教育活動は一般に、教師による知識の教授と、学習者による知識の運用からなる教授プロセスによって構成され、その評価は中間試験や期末試験と言った学習者に対する試験によって行われてきた。この形式の講義では、学習者による学習内容の理解度は試験によって評価されてきたため、教授プロセスそのものはあまり評価の対象とされてこなかった。しかし ICT 活用授業では、反転授業などのアクティブラーニングをはじめとして、教授プロセスにおける学習者の活動に主眼が置かれることが多くなっており、どのようにして学習者が課題に取り組んでいるのかという学習者の活動は教師にとって学習者の理解度

を把握する上で無視できない要素となっている。

本研究では、ICT 活用授業で得られるデータを活用して、教授活動の改善を目的とした学習者の行動における分析手法の提案を行う。ICT 活用授業では、ICT を使うことによる様々なログデータが残る。例えば、アクセスした日時を記録するアクセスログ、成績評価ツールによる成績ログなどである。これらのデータを成績のみにこだわらず総合的に分析することにより、教育活動全体を分析し、教授プロセスの改善に役立つデータを生成することが目的である。

具体的には、ICT 活用授業におけるアクティブラーニング中の学習課題に対して、アプリケーションに非依存な分析の仕組みを実現するために、画面情報のみを利用した時系列クラスタリングによる学習者群のグ

ルーピングを行う。

アプリケーション非依存とすることで、学習者の正確な挙動の特定は困難になる。しかし、一斉授業のスタイルを取る講義において個々の学習者の挙動の把握が困難になると思われる 10 名以上の学習者を、画面の時系列の変化によって 3 あるいは 4 程度のグループにクラスタリングすることにより、教師へ授業進行に活用できるデータを生成することで、最終的に ICT 活用授業における教師の負担軽減を実現することを目指す。

## 2. 関連研究

近年、ICT を活用した教育の取組が盛んに行われている。最も基本的なコンセプトは e-Learning と呼ばれ、Web 上に教育コンテンツを公開しそれを学びに活用した WBT (Web-Based Training) や、単にコンピュータ上で動く教育アプリケーションを利用したものなどがある。学習者が自主的に学ぶか教師がリアルタイムでサポートしているかは重要ではなく、ICT を利用して教育を行うことが共通している他では、その形式は様々である<sup>(1)</sup>。総務省では、2020 年を目処に一般的な小・中学校において、個人用 Tablet PC やインタ

ラクティブホワイトボードなどの設備を導入し、算数や国語等の普通教科の授業で積極的に ICT を取り入れた授業運営を行うことが計画されている<sup>(2)</sup>。

アクティブラーニングの研究も進んでいる。アクティブラーニングとは、「学習者の自らの思考を促す能動的な学習」であり、従来の教師から学習者への一方的な教授型の学習とは異なり、学習時間中に学習者自身が課題に取り組む学習形式のことである。マルチメディアのアクティブラーニングへの親和性の高さから、近年では ICT を活用したアクティブラーニングの研究が多く見られる<sup>(3)</sup>。

前述の通り ICT を活用した授業では、機器を操作することによる学習者の行動がデータとして収集できる。これを活かして、ラーニングアナリティクスという、データを積極的に活用して分析し、学習者の成績を予測する、教師に有用なアドバイスを出すなどの試みもなされている。例えば、Paulo らはプログラミングの講義において学習者のコード変更プロセスから最終的な成績を予測している<sup>(4)</sup>。学生 370 人の 154,000 のコードから機械学習によって学習パターンを発見し最終試験の成績を予測しており、最終的な試験成績とシステムの予測に弱い相関があったことが報告された。また、Nazmul らは PC への文字入力の手ストローク

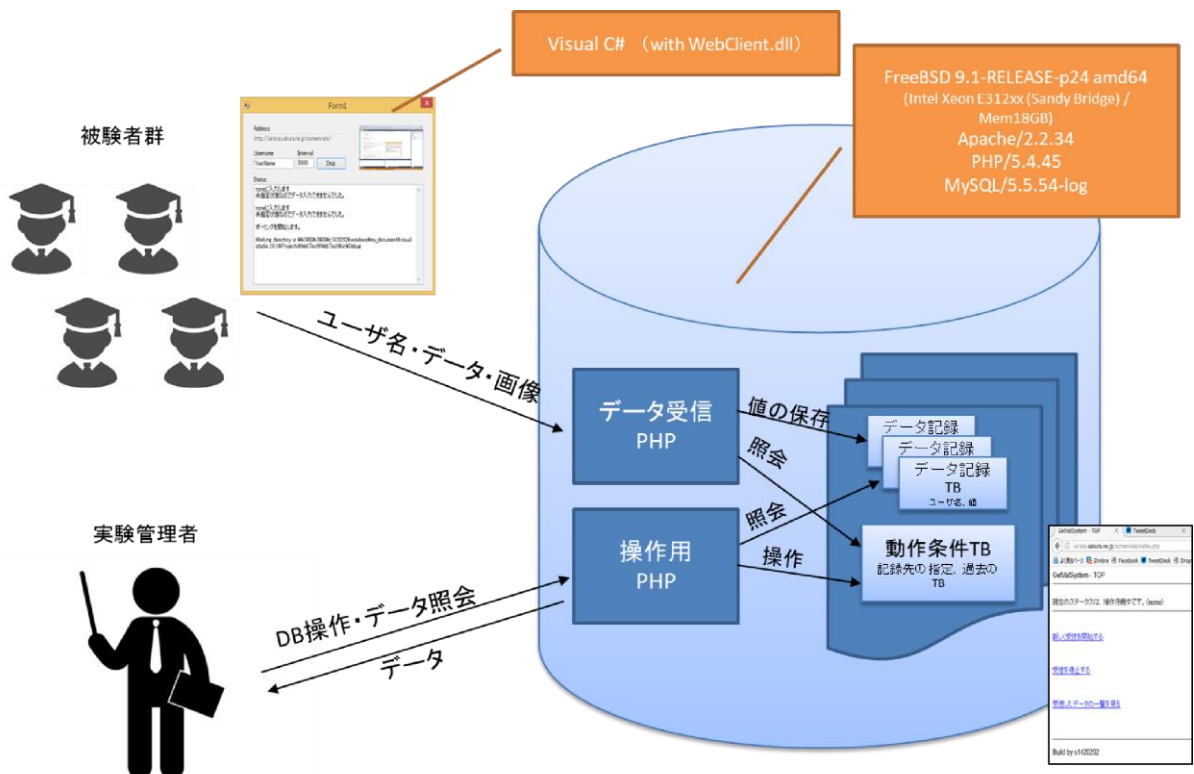


図 1 実験システムの構成

から利用者の感情を推定しており<sup>5)</sup>、Jaccard 類似法を用いたベクトル空間モデルで、キーストロークから感情(7 分類)の認識率 80%を達成したと報告されている。

しかし、収集できるデータは多くの場合で学習に用いるアプリケーションの仕様に依存する。Learning Analytics にふさわしいログの収集についての報告もあるが、これらすべてが標準規格として実現されるかは現時点では不明である<sup>6)</sup>。

### 3. データ収集システム

本分析では、研究対象となるデータの収集システムから開発を行った。ICT 活用授業を想定した環境では、データの収集の際に学習行動を妨げる事があってはならない。そのため、軽量の動作で多くの学習者から同時にデータが収集可能なシステムである必要がある。そこで、学習者が使用する ICT 機器を Windows PC に限定し、Web サーバを活用したサーバ・クライアント型のデータ収集システムを開発した。図 1 は、システムの構成図である。多くのクライアントからデータを受信するサーバ側は、安定動作に実績のある LAMP

環境で開発し、クライアント側のアプリケーションは Windows ネイティブアプリとして C#で開発した。

本システムでは、分析の対象である画面の変化率と、実際に学習者がとった行動の確認のための画像データを収集する。画面の変化率とは、画面上にあるピクセルの変化の割合のことである。変化率をデータとした理由は、BWOD (Bring Your Own Device : 学習者各自が学習に使う ICT 機器を自身で持ち込むスタイル)を想定して、PC のスペックに差異があり画面の解像度や OS の違いによって画面デザインが異なる場合を想定したからである。

図 2 は、システムの処理内容とデータの流れを表したものである。画面の変化率は、学習者の PC 画面をすべてキャプチャし、負荷軽減のためにグレースケール処理を行って算出する。画面の変化率とグレースケール処理前の画像データは共に HTTPS でサーバへ送信され、受信した Web サーバによってデータが分離された後、SQL サーバとファイルサーバによってそれぞれ保存される。

本システムでは、学習者側アプリケーションの動作確認として、Core i5 2.4GHz 相当の CPU と 4GB の

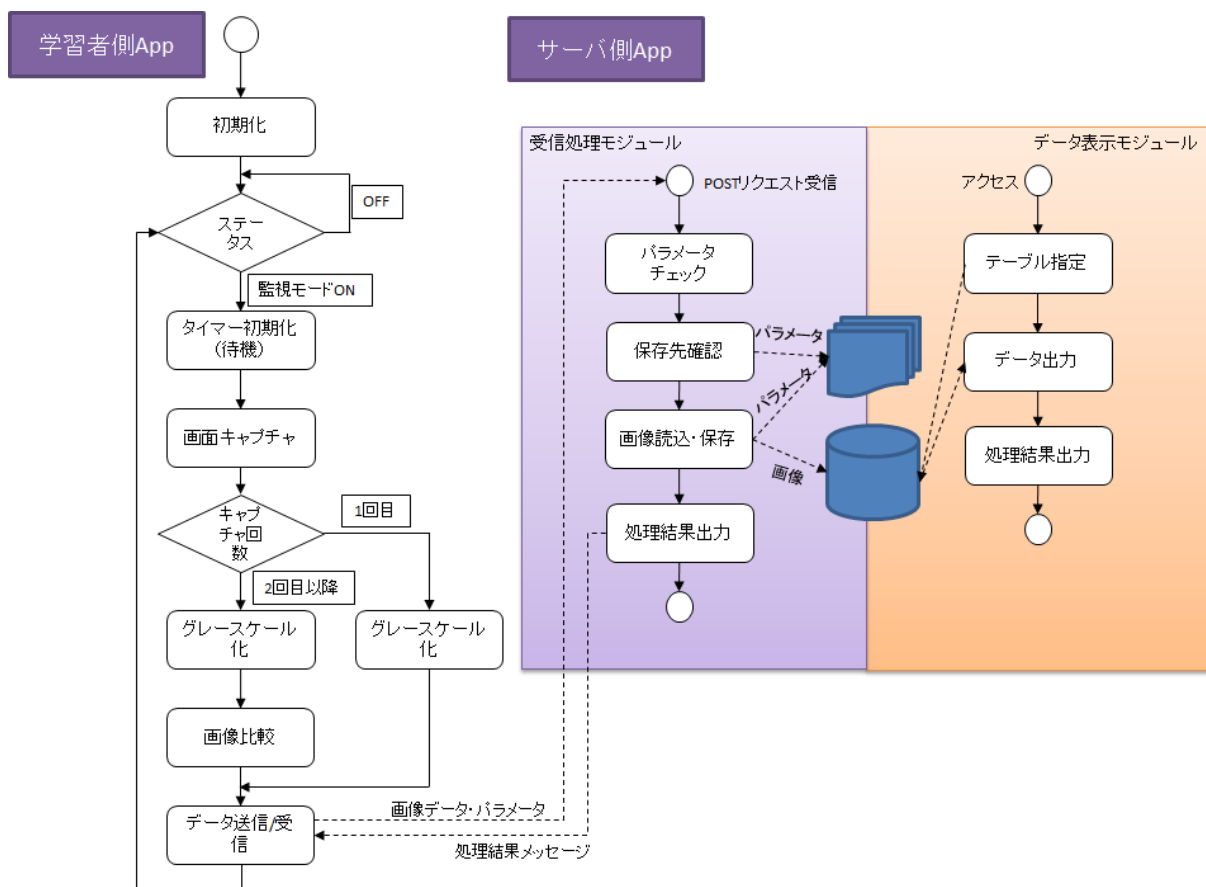


図 2 システムの処理内容とデータの流れ

メモリを搭載した Windows 8 環境において、最短 50 ミリ秒で画面の変化率が算出でき、データの送信が完了することを確認している。また、サーバは 20 台の PC と通信が可能なことを確認した。

#### 4. ケーススタディ

前述のデータ収集システムを用いて、2 件のケーススタディを行った。このケーススタディで収集された学習者の挙動から特徴のあるデータが収集された。

##### 4.1 ケーススタディの概要

ケーススタディは ICT 活用授業を想定し、本学の講義「I448 遠隔教育システム工学」のオフィスアワーを活用して実施した。具体的には、「自身の思い描く遠隔授業の内容」をテーマに Mindmap を記述する課題である。Mindmap は箇条書きしたアイデアを図的に整理する手法であり、文章よりも表現が容易で画面変化が活発になると想定される。

まず、ケーススタディ 1 として、講義の受講者を対象に 50 分間でゼロから Mindmap を書きあげる課題を行った。次に、同じ被験者らに対し、15 分間でケーススタディ 1 において書き上げた Mindmap をブラッシュアップさせるケーススタディ 2 を実施した。前者は比較的長時間観察することにより、Mindmap 作成時の特徴的な活動をモデルケースとして抽出するこ

とを目的とし、後者は短時間の活動の中で時系列に基づくクラスタリングがどのように機能するかを評価するためのものであった。

どちらのケーススタディにおいても、画面の変化率は 20 秒毎に観測を行い、算出することとした。観測の間隔は、Mindmap に記入される 1 つの項目が 10～20 文字程度の箇条書きである点から、1 項目がおよそ 20 秒程度で入力されるのではないかとという点で決定した。

##### 4.2 ケーススタディ 1 の結果

ケーススタディ 1 では、システムの不備により正しく画面の変化率が得られたデータが学習者 2 名分であった。この 2 名の学習者のデータを図 3 に示す。

グラフから見える特徴としては、次のとおりである。破線で描画した User200 は、全区間にわたってある程度作業しており、画面の変化が 0 だった時間が短かった学習者である。実線で描画した User18 は、ある程度の時間、画面の変化がみられなかった点があり、最長で 4 分ほど変化率が 0% の区間が見られる (①)。

User200 について細かく着目すると、全区間で 5～10% の変化率があまり間を開けずに続いているが、時折 80% に達するほどの大きな画面の変化がある (②)。User18 では、画面の変化率がおよそ 30% 程度の変化が数カ所で見られた (③)。

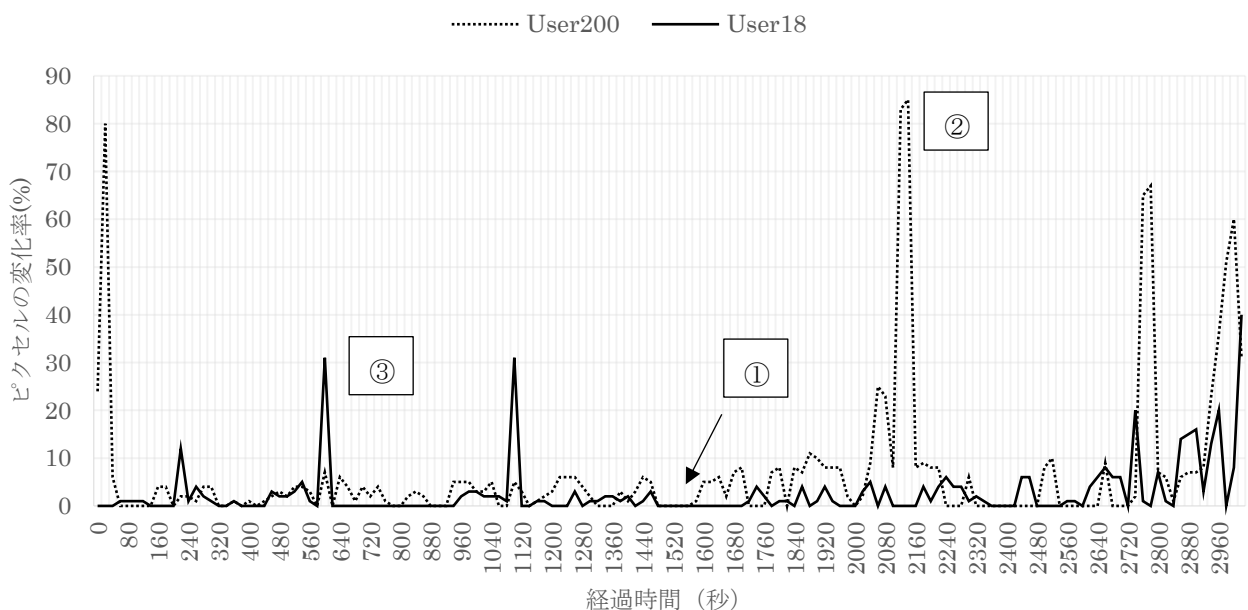


図 3 学習者 2 名の画面の変化率

画面の変化率と実際の学習者の挙動を照らし合わせると、次の行動が観測された。

- 画面の変化率が 5~10%の場合は、文字を入力しているか、消去している場合であった。画面の観測間隔が 20 秒の場合、文字入力だけで 12% の変化を超えることは見られなかった。参考までに、12pt のフォントで 15 文字の項目を作成した場合、変化率はおよそ 6%であった。
- 画面の変化率が 20%~40%の場合は、画面全体がスクロールしている。ケーススタディでは、すべての例で画面がスクロールされていた。
- 画面の変化率が 80%程度の場合は、ウィンドウを切り替えている動作であった。この時の学習者には、参考資料を確認している動作が見られた。ウィンドウを切り替え、参考資料を確認し、その後作業中のウィンドウに戻るといった動作をした場合、80%程度の変化率が連続して 2 回観測された。参考資料の確認中に画面をスクロールした場合は、それに応じて 40%程度の変化も見られた。

#### 4.3 ケーススタディ 2 の結果

ケーススタディ 2 では、同意を得た 8 名の学習者のデータを用いて分析を行った。8 名の画面の変化率を

グラフにしたものを図 4 に示す。淡々と入力し Mindmap を書き上げるケース、参考資料を確認しつつ Mindmap を書き上げるケースが確認できた。

本分析では、時系列のクラスタリング手法についていくつかの手法を確認し、動的時間伸縮法 (Dynamic Time Warping : DTW)<sup>(7)</sup>を適用した。DTW は時系列の各点の距離を総当りで比較した上で、系列同士の距離が最短となるパスを見つける。これが DTW 距離になる。DTW では各系列の位相差を吸収するので、位相差のある類似した動きをクラスタリングすることに向いている。

DTW では、波形同士のアライメントを次の様に表現する。具体的には、次のとおりである。波形  $x$  の時刻  $t = w^x$  と波形  $y$  の時刻  $t = w^y$  の対応を  $w = (w^x, w^y)$  とし、アライメント全体を  $K$ 、この対応関係の集合  $W$  で次のように表す。

$$W = \{w_1, w_2, \dots, w_k\}$$

この時、 $w_k = (w_k^x, w_k^y)$  とおくと、 $W$  は次の条件を満たす。

$$w_{k-1}^x - w_k^x \leq 1 \text{ かつ } w_{k-1}^y - w_k^y \leq 1$$

$$w_{k-1}^x - w_k^x \geq 0 \text{ かつ } w_{k-1}^y - w_k^y \geq 0$$

$$w_1 = (1, 1) \text{ かつ } w_k = (T, T)$$

これは、アライメントが時間的に連続で、過去に遡らないことを意味する。このとき、波形同士の距離は

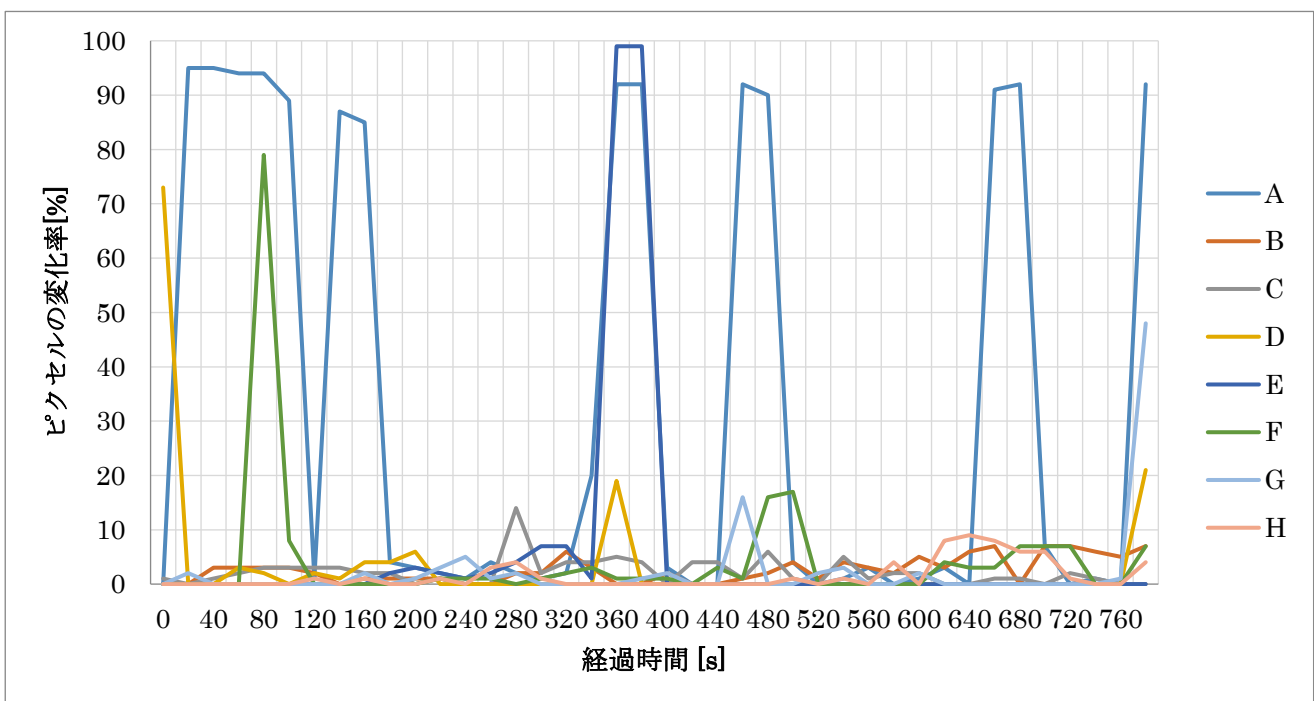


図 4 学習者 8 名の画面の変化率

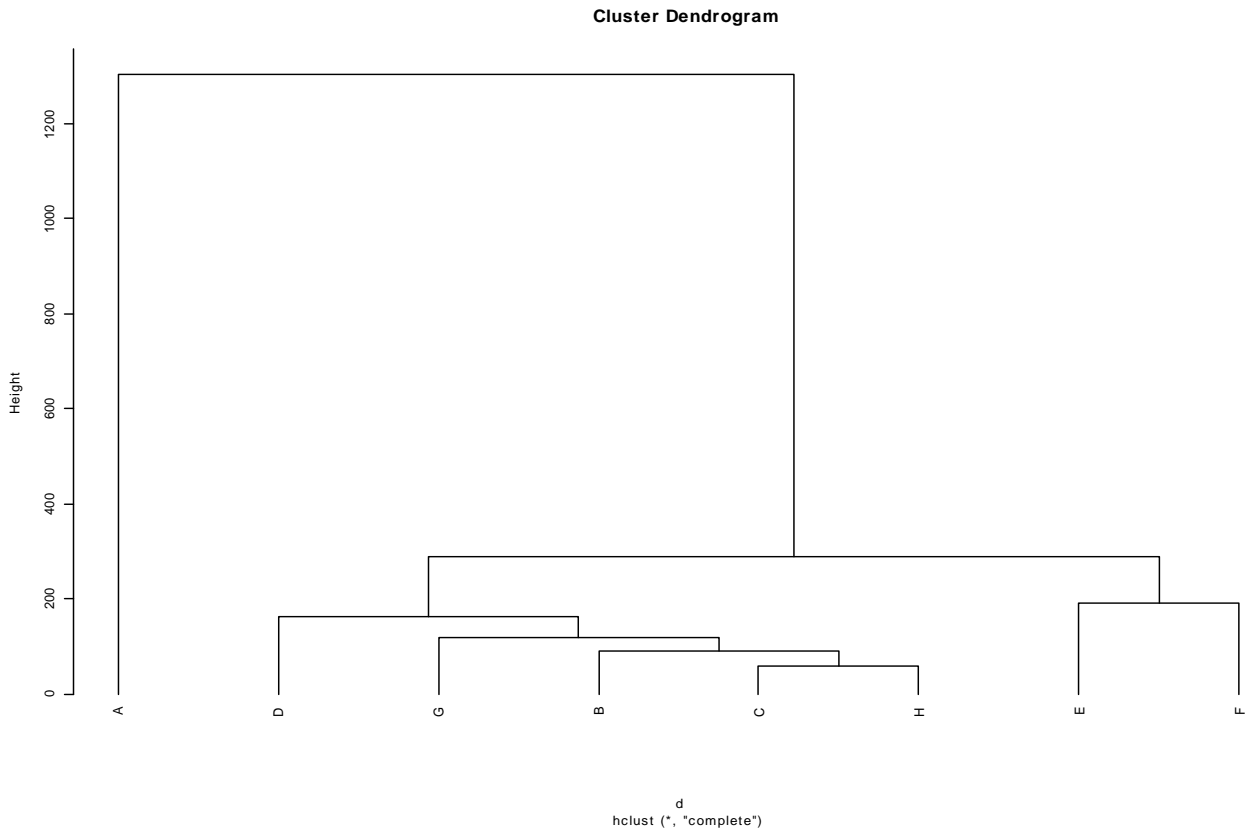


図 5 DTW による学習者 8 名の時系列クラスタリング結果

以下の関数で表現される。

$$DTW(x, y) = \min \sum_K^k |x_{w_k^x} - y_{w_k^y}|$$

以上から、DTW では波形の類似性を評価する際に位相差を吸収することがわかる。

この DTW 行列に基づく画面の変化率の時系列データをクラスタリングした結果、図 5 のとおりとなった。

ユーザ A は、図 4 から読み取れるとおり、しばしばウィンドウの切り替えが見られたユーザである。80%程度の変化率が連続で観測されたが、これはウィンドウの切り替えが他の学習者よりも多く行われたためである。この点が他の学習者より大きく異なったため、ユーザ A のクラスタはユーザ A 単独となった。次にユーザ E、F が同じクラスタにまとめられている。この 2 学習者の特徴は、100 秒以上手が止まっていることと、80%程度の大きな変化率が複数回観測されたことである。ただし、ユーザ E は作業開始から 6 分経過した後は一度も変化率が 0%から変化しなかったため、この時点で Mindmap が完成したと判断し、作業

をしなかった可能性が考えられる。

次に、ユーザ B、C、D、G、H のクラスタである。このクラスタの特徴としては、作業時間中に 16%を超えるような大きな変化が観測されなかった点が挙げられる。途中で 0%の変化率が何秒間観測されたかでクラスタ内でさらに分類されており、図 4 の左側のユーザ D は常に 5~10%の変化率が観測され、右側のユーザ H は途中、最長で 3 分ほどの長い変化率 0%の区間が観測された。

これらのことから、今回のクラスタリングの結果では、値の変化の大きさが一番に影響し、それに次いでその区間の回数や長さがクラスタリングに影響していることが分かる。グラフの変化と学習者の行動からは、ウィンドウの切り替え回数が特に影響していると考えられる。

## 5. まとめ

本稿では、ケーススタディを 2 件行い、画面の変化率から学習者の行動を推定するための要素の検討と、

クラスタリングの可能性の検討を行った。変化率から学習者の課題に対する理解度の推定は難しいものの、活動の活発さの定義やおおまかな行動の推定は可能性があると考えられる。モデルケースの検討と今後の課題を次に示す。

### 5.1 Mindmap 描画課題のモデルケースの検討

2 件のケーススタディの結果から、Mindmap 描画課題には幾つかのモデルケースが考えられる。

(ア) 淡々と文字を入力していき、Mindmap を完成させるケース。全区間に渡って 5~10% の変化率が観測されると思われる。変化率だけでは文字が入力されているのか消去されているのかは分からない。しかし、活動が続いていることで課題への取り組みの姿勢は評価出来る可能性がある。

(イ) 時折、作業が長時間止まるが、一定時間が経過すると作業が行われるケース。このケースでは、学習者が思考に集中している場合や Mindmap の記述戦略が立てられず手が止まっている場合が考えられる。

(ウ) しばしばウィンドウを切り替え、参考資料などを眺めつつ Mindmap を完成させていくケース。このケースでは、80% 程度の画面変化の観測が多くなると思われる。作業中のウィンドウから別のウィンドウへ切り替えた場合、元のウィンドウに戻る必要があり、その際に再び画面変化を観測することとなるので、この間隔を測定し、閲覧時間などの推定が出来ると思われる。

### 5.2 今後の課題

本研究では最終的に、教師が授業進行中に複数の学習者の状態を容易に把握できる仕組みを構築したいと考えている。そのためにはクラスタリングだけでは不十分で、学習者の行動のラベリングが必要である。変化率に基づく学習者の行動はある程度ラベル化が可能であることが 4.2 章から読み取れる。そこで本研究では、画面の変化率から学習者の行動を推定してラベリングを行い、個々の学習者の行動を可視化すること、そして学習者群の状態を把握しやすくする仕組みとし

て学習者のクラスタリングを行うことを目指す。そのためには次のステップとして、機械学習等により自動でラベリングが可能か検討する必要がある。また、クラスタリングが適切か判断するためにも大規模な実験を行い、検討を行いたい。

### 参 考 文 献

- (1) 伊藤 健二, e-Learning の最前線 : 1.e-Learning とは何か, 情報処理, 一般社団法人情報処理学会, Vol.43, No.4, pp.394-400, 2002.
- (2) 総務省, “フューチャースクール推進事業の概要”, pp.13, [http://www.soumu.go.jp/main\\_content/000161791.pdf](http://www.soumu.go.jp/main_content/000161791.pdf).
- (3) 溝上 慎一, アクティブ・ラーニング導入の実践的課題, 名古屋高等教育研究, 名古屋大学高等教育研究センター No.7, pp.269-287, 2007.
- (4) Paulo Blikstein, Marcelo Worsley, Chris Piech, Mehran Sahami, Steven Cooper & Daphne Koller, "Programming Pluralism: Using Learning Analytics to Detect Patterns in the Learning of Computer Programming", Journal of the Learning Sciences, Vol. 23, pp.561-599, 2014.
- (5) A.F.M. Nazmul Haque Nahin, Jawad Mohammad Alam, Hasan Mahmud & Kamrul Hasan, "Identifying emotion by keystroke dynamics and text pattern analysis", Behaviour & Information Technology, Vol. 33, pp.987-996, 2014.
- (6) 田村 恭久, タブレット PC 上の電子教科書における Learning Analytics 向けデータ項目, 研究報告教育学習支援情報システム (CLE), Vol.2014, No.11, pp.1-6, 2014.
- (7) H. Sakoe and S. Chiba, "Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition," in IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 26, No. 1, pp. 43-49, 1978.