

エンゲージメントヒートマップ—Moodle ログのデータマイニングによる学習傾向の可視化—

土橋 喜¹

概要：本稿では、学習者の授業へのエンゲージメントを定量的に把握し、その特徴をヒートマップにより可視化するために、エンゲージメントヒートマップ(engagement heat map)というコンセプトに基づく作成手法を提案した。さらに提案したヒートマップと、従来の異常値検出方法との関連性について、カイ二乗検定により検証した。提案する手法では、まず学習管理システムの Moodle を活用して授業と小テストを行い、教材閲覧のクリックストリームと小テスト得点を収集した。そしてクリックストリームと小テスト得点から作成したヒートマップにより、学習者の授業へのエンゲージメントのレベルを可視化し、識別可能であることを示した。具体的には教材閲覧のクリックストリームと小テスト得点の偏差から、散布図とヒートマップを作成し、学習者のエンゲージメントの特徴を、次の4つのレベルに区分した。(1) クリックストリームが高く得点も高いレベル、(2) クリックストリームは低いが得点は高いレベル、(3) クリックストリームが低く得点も低いレベル、(4) クリックストリームは高いが得点が低いレベル。授業回数の増加に伴い、多くの学習者は4つのレベルを移動する傾向にあるが、一部には同じレベルに留まる傾向も見られた。これらのレベルのうち、レベル1の上位部分には、良好な成績の学習者が含まれており、レベル3の下部部分には、授業につまずいている学習者が含まれていることが、ヒートマップから見出すことができた。さらに学習者のヒートマップのレベル別の該当回数は、従来の異常値検出と相関関係にあることも明らかになった。

キーワード：エンゲージメント、ヒートマップ、学習分析、データマイニング、クリックストリーム、小テスト、学習のつまずき、Moodle

Engagement Heat Map: Visualization of Learners' Characteristics by Data Mining of Moodle Logs

KONOMU DOBASHI^{†1}

1. はじめに

最近では新型コロナウイルスへの感染防止のためオンライン授業が広く行われ、コース管理システム(CMS)や学習管理システム(LMS)に学習ログが大規模に蓄積されている[1]。これらのシステムには学習ログの管理機能が備わっており、教材公開や小テスト実施などのほかに教材の閲覧時刻や閲覧回数などのデータを始めとして、小テストに解答した日時や平均点、得点分布のグラフ表示など、小テスト結果についても様々な分析結果を得ることが可能である。さらには統計ソフトなどを活用すれば、教材閲覧と小テストの結果を関連させて相関分析を行うなどの活用方法も可能である[2, 3]。このような方法によって、学習活動の様々な研究が行われ、授業への取り組みが不十分な学習者の早期発見などへの活用が期待されている。このようにCSM/LMS を活用して授業改善に必要なデータを収集する場合に、個人別のデータとクラス全体が把握できるデータおよび教材の利用状況のデータ収集が必須である。また各学習者の教材閲覧が授業の進度に合わせて適切に行われていれば、授業に真剣に取り組み、集中していると判断され、また授業の内容や進度に沿った小テストや期末テストの結果によって、教材の内容を理解しているかどうかの判断が

可能であると考えられる。

本稿ではエンゲージメントヒートマップ(engagement heat map)のコンセプトに基づき、学習者の授業への取り組みのレベルを可視化するため、ヒートマップの作成方法を提案し、ヒートマップと従来の異常値検出との間に相関関係があることを明らかにした。開発した手法では、学習管理システムの Moodle[4]にアップロードした教材を活用して授業を行い、教材閲覧のクリックストリームと小テスト得点を収集し、インタラクティブなプロセスマイニングを繰り返すことにより、学習者の授業への取り組みレベルを可視化するためのヒートマップを生成する。

さらに教材閲覧のクリックストリームと13回実施した小テストの結果を分析し、クリックストリームと小テスト得点から生成したヒートマップは、成績不振につながる学習のつまずきを、早期に発見できる可能性があることを示し、これらの分析結果は教師の授業を支援し、学習者への指導に役立てることが可能であることを述べる。

2. 関連研究

最近ではCMS/LMS や電子ブックなどを活用してより教育効果を高める研究や、大量に蓄積される学習ログの分析を支援するためのラーニングダッシュボードと呼ばれるシ

¹ 愛知大学
Aichi University

システム開発も盛んになっている[5]。ラーニングダッシュボードでは、教材の閲覧回数や閲覧時間あるいは小テストにおける結果を分析するなど、学習ログから得られた学生の特徴を把握し、授業の運営や改善に役立てるために多くの研究が行われている[6]。さらに CMS/LMS などに蓄積した学習ログをどのように活用するかが重要な課題であると認識されるようになり、学習分析の観点からの研究も盛んになった[7]。また BookLooper は電子ブックを閲覧するためのシステムであるが、大学などではデジタル教材を閲覧するために、教科書配信システムとしても使われている。このシステムは利用者が教材を開いた時刻や閉じた時刻を記録するだけでなく、様々な画面操作を記録できる機能を備えており、学習分析に必要なデータを得ることができる。学生の学習時間やアクセス回数、マーカー数、アノテーション数などを集計する機能も実装されており、学習ログの詳細な分析を行うことが可能である[8]。

また Mazza らが開発した GISMO は Moodle のプラグインシステムとして公開されており、このシステムは講義型授業を対象に Moodle の教材や小テストへのアクセス履歴を時系列に分析することができる。表形式のヒートマップやヒストグラムを使い、クラス全体と個人別の分析結果を可視化する機能を備えている[9]。このように対面授業を対象にした CMS/LMS においては、教員と学生との相互作用に必要な支援機能として、どのようにして学生の学習状況のデータを取得し、いかにして効果的に学習状況を教員へフィードバックするかが要求される。

教育分野においても外れ値や異常値を検出する研究が行われており、Pytlarz らは潜在的に学習が危険な状態にある学生を早期に見出す研究を行った。キャンパスネットワークのトラフィック量に基づいて、出席や授業への取りこみ、授業外での学習時間などから GPA を予測し、学生の授業への取り組みを予測する方法を提案した[10]。また大規模オープンオンラインコース(MOOCs)の研究において、Gitinabard らは学生の教材へのアクセスとフォーラムのログを活用してドロップアウトの予測を行った。これによって潜在的に学習にいきづまっている学習者を早期に特定し、学習者への介入や指導に活用できることを示した[11]。

さらに大学内に構築された学生管理や成績管理などのシステムと CMS/LMS のデータを統合して、学習支援を行うシステムの研究が行われている。Purdue 大学の Course Signals では、CMS/LMS の一つである Blackboard に蓄積された成績や過去の学習履歴などから、成績不振者を見出すシステムを開発し、学習行動を判定して色付きの信号で示し、メールを使ってリアルタイムに学生にフィードバックすることができる[12]。Krumm らは CMS/LMS に蓄積されたデータを活用して、学部生に学習アドバイスを早期に行うことを支援するシステム開発と応用研究を行っている[13]。また Michigan 大学の E2Coach と呼ばれるシステム

も、コースの成績データに基づいて学生にメッセージを送信するものである。これらのメッセージは学生に必要な行動を行わせるための動機付けを行うものであり、例えば試験の準備のために十分な時間を確保するように指示を出す[14]。また Dawson は CMS/LMS で収集したデータを教員に通知し、オンラインで学生の取り組み状況を可視化できるようにし、いつでも教師が学習指導などに活用できるようにした[15]。これらの研究開発のように、CMS/LMS に蓄積された情報から、どのようなデータを取り出しどのようにして学習者に公開するか、現在では極めて重要な研究課題になっている。

3. ヒートマップと学習者データ

3.1 ヒートマップ

エンゲージメントヒートマップは筆者が“取り組み(engagement)”と“ヒートマップ(heat map)”を結合して作成した合成語である。ヒートマップはデータの意味や関連性を可視化するために、数値の大小関係を視覚的に表現することを目的に、複数の色の濃淡を使って可視化する手法であり、従来から気温の分布を可視化するなどに使われている。現在では様々な分野において、データの集中度を濃淡のある色で表現する方法として活用されているが、授業への取り組みを可視化するために、ヒートマップを活用する研究は始まったばかりである。さらにヒートマップにより学習につまずいている学習者を発見する手法はこれまでにほとんど見られない。

この論文では授業へのエンゲージメントを可視化するために、ヒートマップを活用した情報可視化手法に焦点を合わせる。なぜなら学習におけるエンゲージメントの研究は多いが[16]、そのヒートマップによる効果はいまだ十分に深く研究されていないからである。本稿の仮説においてヒートマップは授業へのエンゲージメントを可視化し、取り組みが不十分な学習者を見出すツールとして有効であること示すことにある。この仮説を検証するために、対面型ブレンディッド授業において、Moodle 上の教材と学習者のインタラクションを調べる経験的な研究を行い、学習ログを収集して分析した。本稿では、仮説を検証するために設計された実証的分析方法と結果について述べる。分析結果は学習者の教材クリックストリームと小テスト得点による取り組みレベルが、従来の異常値と相関していることを示すことにより、エンゲージメントヒートマップによる仮説の正しいことを示す。

3.2 オンライン授業と異常値検出

授業における異常値検出の目的は、異常な行動を行う学習者をできる限り早期に検出し、授業から脱落することを防止することである。本稿では授業中を例にすれば次のような状態で異常値が発生することを想定している。(1)教師が指示した教材を開かない、(2)教材を開いても読まないあ

るいは内容が理解できない。これらの状態が継続するとテストの得点が低くなりやすく、学習につまずいている異常な行動とみなされ、異常値の発生につながりやすい。上記のうち(1)の状態については、Moodle に蓄積された教材閲覧のクリックストリームから検出が可能である。(2)については小テスト得点とクリックストリームを組み合わせて判断することで対応が可能である。また CSM/LMS に蓄積される学習ログは観測変数であり、学習ログそのものをデータ分析のための特徴量として扱うことが可能である。

これまでに MOOCs のように、大規模に学習ログが蓄積されたとき、授業のつまづきの原因となる異常値や、重要な知見や兆候を発見するためのデータマイニング手法は数多く提案されている[17]。ここでは教材の閲覧回数と小テスト得点を利用して、学習につまずいている学習者を、ヒートマップを作成して可視化する手法により見出すことを提案する。

3.3 Moodle と学習ログ

教育分野は広大なため、対象となる学生や授業は多種多様である。本稿で分析のために学習ログを収集した対象は、筆者が大学で担当している“社会データ分析入門”という授業であり、パソコン実習室で Moodle 上のオンライン教材を使って実施した。学習者は4年制大学でワードやエクセルなどの基礎を学び、パソコンの操作が自力でできるコンピュータリテラシーの能力を備えた学生である。1年生から4年生まで受講可能になっており、学習者の男女の割合は男 62.7%、女 37.3%で、大部分の学習者の年齢範囲は18歳から22歳までである(2017年秋)。授業の内容はエクセルを活用した統計学の入門である。実際の授業ではエクセルの操作方法の学習から始め、代表値、分散、標準偏差、シミュレーション、度数分布とピボットテーブル、属性相関、共分散、相関分析、回帰分析などを15週に分けて学習する。

教材は主に PDF ファイルで作成しており、12章の構成、演習課題を含めて112節(ファイル)、外部 URL は10、教材全体では B5 サイズの PDF ファイルで154ページである。Moodle には112のファイルに分割して、章と節に見出しを付け、Moodle のトピックモードでアップロードした。トピックモードでアップロードすると、入力したトピックの名称が Moodle のログに記録される。本稿においてはトピックの名称は、教材の節の名称を使っているので、学習者がクリックした教材名がログに記録される。

学習者は授業中に教師の解説を聞きながら教材を開き、エクセルによるデータ処理について、指示に従って学習する。授業の前半は Moodle 上の教材を閲覧しながら、同時にエクセルの画面を開き、学習者全員でパソコンを操作して学習を行う。授業の後半は各自で演習課題を行い、学習者にはエクセルで行った演習課題の結果をまとめたファイルの提出を求めた。学習者は2人に1台ずつ教材を提示す

るモニターが用意されており、担当教員がモニターに表示する教材とパソコン操作のデモを見ることができる。また学習者は授業内外を問わずパソコンで Moodle の画面から教材を開き、各自で自由に閲覧したり、ダウンロードしたりすることも可能である。従って本稿の教材閲覧クリックストリームにはダウンロードした回数も含まれている。

3.4 クリックストリームの集計

本稿におけるクリックストリームは、Moodle 上の教材を開いた回数のみであり、パソコンを操作するための全てのクリックストリームではない。また本稿において小テストの出題範囲に該当する教材閲覧履歴は、学期最初の授業への登録から、該当する小テスト終了時刻までの間に行われたすべての教材のクリックストリームであり、授業内と授業外を含めている。またコースの入り口となっている授業のタイトルページは、教材の目次を兼ねており、教材ファイルと同様にログに記録されるが、小テストの出題とほとんど内容的に関係がないため、クリックストリームには算入していない。これは可能な限り小テストを出題したファイルの閲覧回数を集計するためである。クリックストリームの前処理と集計には、筆者自身が開発した VBA プログラムとエクセルを用いた[18]。

4. 散布図の生成

4.1 小テストの実施

本稿の授業で実施した小テストは、Moodle 上の教材を利用して各章ごとに作成した。主に文章の穴埋めを完成する問題に解答する形式とし、すべて5肢択一方式で出題した。作成した小テストの問題数は、各章ごとの平均が12問であり、全体で146問である。授業は毎週一回実施しており、前週の授業内容の理解度を確認するため、各章の学習が終了したあと、翌週に小テストを実施した。第3週から学期末最後の第15週まで、授業開始時に Moodle の小テスト機能を使い、5分間で5問に回答する小テストを12回行った。また第15週の授業後半では30問出題して期末テストを実施した。期末テストは小テスト12回分を連結して実施し、146問から30問をランダムに出題した。

本稿では授業教材は担当教員が授業で解説し、学習者は Moodle から自由に教材を閲覧できるようになっており、授業期間中は24時間公開されている。教材を閲覧して適切に内容を理解した学習者のクリックストリームと、小テスト・期末テスト得点の間には、相関関係が成り立つことが前提条件と考える。これらの間に正の相関が認められるとき、学習者は教材を閲覧し授業内容を一定程度は理解したと想定される。逆に負の相関があるときは、学習者の教材閲覧が不適切である場合や、授業内容の理解が不足している場合、あるいは教材の内容自体や、教師の教え方が不適切な場合などの原因が想定される。

また調査対象について2次元データが得られたとき、ま

ず散布図を作成することが統計学の基本である。ここではクリックストリームと小テストとの間に何らかの関係があることを前提として、クリックストリームと小テスト得点の偏差を求めて散布図を作成する。そこで偏差を D_i 、観測値を x_i 、算術平均を $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ とし、次の式で偏差を計算する。

$$D_i = x_i - \bar{x}$$

4.2 エンゲージメントレベル

2017年秋学期第3週に最初の小テストを行った結果を例にして、教材のクリックストリームと小テスト得点から偏差を求め、散布図を作成した例を示す(図1)。クリックストリームと小テストのそれぞれの偏差から散布図を作成し、次のように学習者を4つのレベルに区分することができる。
 Q1 レベル:教材クリック数が平均値より多く、小テスト得点も高い。 Q2 レベル:教材クリック数は平均値より少ないが、小テスト得点は高い。 Q3 レベル:教材クリック数は平均値より少なく、小テスト得点も低い。 Q4 レベル:教材クリック数は平均値より多いが、小テスト得点は低い。

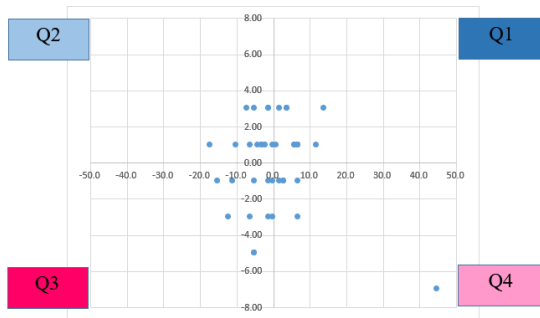


図1 散布図と色の設定 (第3週, 2017年10月4日, 縦軸は小テスト得点, 横軸はクリックストリームを示す)
 Figure 1 Example of creating a scatter chart for the third week (October 4, 2017).

これらの各レベルにそれぞれ色を付け、Q1 レベルは青、Q2 レベルは水色、Q3 レベルは赤、Q4 レベルはピンクとし、ヒートマップを生成するときのセルの色として活用した。また図2の作業用ファイルにおいて、A列は匿名化した学習者名、B列は小テスト範囲に該当する教材のクリックストリーム、C列は小テスト得点、D列はクリックストリームの偏差、E列は小テスト得点の偏差、F列は散布図上の該当するレベルとセルの色をそれぞれ示しており、ヒートマップの色は手作業で設定した。

5. 結果と考察

5.1 エンゲージメントヒートマップ

散布図はD列のクリックストリームの偏差、およびE列の小テスト得点の偏差を使って作成する。小テストの

A	B	C	D	E	F
	Log duration	Quiz day			
	9/20/17				
	10/4/17	10/4/2017			
	Click stream	Quiz score	Devi.click	Devi.score	Quadrant
Student01	25	4	-6.4	-2.95	Q3
Student02	33	6	1.6	-0.95	Q4
Student03	31	6	-0.4	-0.95	Q3
Student04	29	8	-2.4	1.05	Q2
Student05	24	10	-7.4	3.05	Q2
Student06	16	6	-15.4	-0.95	Q3
Student07	30	10	-1.4	3.05	Q2
Student08	20	6	-11.4	-0.95	Q3
Student09	31	8	-0.4	1.05	Q2
Student10	14	8	-17.4	1.05	Q2
Student11	34	6	2.6	-0.95	Q4
Student12	31	4	-0.4	-2.95	Q3
Student13	21	8	-10.4	1.05	Q2
Student14	30	10	-1.4	3.05	Q2
Student15	30	4	-1.4	-2.95	Q3
Student16	26	6	-5.4	-0.95	Q3
Student17	38	4	6.6	-2.95	Q4
Student18	33	10	1.6	3.05	Q1
Student19	27	8	-4.4	1.05	Q2
Student20	76	0	44.6	-6.95	Q4
Student21	26	2	-5.4	-4.95	Q3
Student22	35	10	3.6	3.05	Q1
Student23	45	10	13.6	3.05	Q1
Student24	19	4	-12.4	-2.95	Q3
Student25	25	8	-6.4	1.05	Q2
Student26	35	10	3.6	3.05	Q1
Student27	30	6	-1.4	-0.95	Q3
Student28	26	2	-5.4	-4.95	Q3
Student29	38	6	6.6	-0.95	Q4
Student30	34	6	2.6	-0.95	Q4
Student31	43	8	11.6	1.05	Q1
Student32	38	8	6.6	1.05	Q1
Student33	37	8	5.6	1.05	Q1
Student34	26	10	-5.4	3.05	Q2
Student35	28	8	-3.4	1.05	Q2
Student36	38	8	6.6	1.05	Q1
Student37	28	8	-3.4	1.05	Q2
Student38	37	8	5.6	1.05	Q1
Student39	38	8	6.6	1.05	Q1
Student40	32	8	0.6	1.05	Q1
AVERAGE	57.200	6.950			
STDEV.S	12.696	2.480			
Data	40	40			

図2 偏差の値とヒートマップの例 (第3週, 2017年10月4日, 小テスト受験者のみ記載)

Figure 2 Calculation result of deviation and example of heat map (Week 3, October 4, 2017, Quiz candidates).

平均点と偏差を使って散布図を作成するため、常に4つのレベルにデータが出限するが、レベル間に差が出る場合もある。また散布図のQ4レベルに外れ値が出現しているが、図2のStudent20であることが分かる。さらに期末テスト得点と各レベルに該当した回数、およびクリックストリームと各レベルに該当した回数において、いずれも0を含むデータを除外して、ピアソンの積率相関係数を調べたところ、次のような特徴があると想定される。

Q1レベルは、クリックストリームと小テスト得点が両方ともに平均値より高い傾向があり、教材を開いて読んでおり、教材閲覧が小テスト得点に影響を与えていると予想されるグループである。常にこのレベルを維持している学習者は成績が良好で授業に意欲的に取り組んでいると見なせ

る. Q1 レベルにおいて学習者の期末テスト得点とレベルに該当した回数における相関係数は $r = 0.645$ ($p = 0.000, p < 0.05$)となり, 正の相関関係であった. また教材閲覧のクリックストリームとレベルに該当した回数との相関係数は $r = 0.800$ ($p = 0.000, p < 0.05$)となり, 強い正の相関関係であった.

Q2 レベルは, クリックストリームは若干低めであるが, 小テスト得点は平均値より高いグループである. このレベルに属する学習者は, 教材を読まなくても小テスト得点が高い傾向がある. そのため以前に教材内容と同じような内容を学習した経験があることが予想されるが, 単に教材を読まないことも想定される. Q2 レベルにおいて学習者の期末テスト得点とこのレベルに該当した回数における相関係数は $r = 0.199$ ($p = 0.112, p > 0.05$)となり, ほとんど相関関係は見られなかった. また教材閲覧のクリックストリームとこのレベルに該当した回数における相関係数は $r = -0.147$ ($p = 0.186, p > 0.05$)となり, ほとんど相関関係は見られなかった.

Q3 レベルはクリックストリームが平均値より比較的少なく, 小テスト得点も比較的低い学習者のグループである. このレベルは授業内容に関心が持てない傾向があると想定され, このグループの中に学習につまずいている学習者が存在する可能性があるとして予想される. Q3 レベルに該当した学習者の期末テスト得点と, このレベルに該当した回数における相関係数は $r = -0.596$ ($p = 0.000, p < 0.05$)となり, 負の相関関係が見られた. また教材閲覧のクリックストリームと, このレベルに該当した回数における相関係数は $r = -0.533$ ($p = 0.000, p < 0.05$)となり, 負の相関関係であった.

Q4 レベルはクリックストリームは平均より多いが, 小テスト得点が平均より低いグループである. このレベルには, 教材を開いただけで読んでいない学習者や, あるいは読んでも理解できない学習者などが該当し, Q3 レベルと同じように授業に対して関心が少ない学習者が該当すると予想され, 海外からの留学生や帰国子女が含まれている場合もあると思われる. Q4 レベルに該当した学習者の期末テスト得点と, レベルに該当した回数における相関係数は $r = -0.025$ ($p = 0.441, p > 0.05$)となり, ほとんど相関関係は見られなかった. また教材閲覧のクリックストリームと, レベルに該当した回数における相関係数は $r = 0.342$ ($p = 0.019, p < 0.05$)となり, 正の相関関係であることから, このレベルに該当する学習者には, 教材を開いたらよく読むことや, 授業には集中して参加することを重点的に指導する必要がある.

5.2 学習につまずいている受講者

図 3 は学習者の授業への取り組みを可視化するため, 2017 年秋学期に行った授業について, 第 3 週から第 15 週まで 12 回分の授業中のヒートマップを連結したものである. 上記で説明した手順により, 週ごと (各章別) のヒートマップを作成して時系列に連結した. 最右端は学期全体

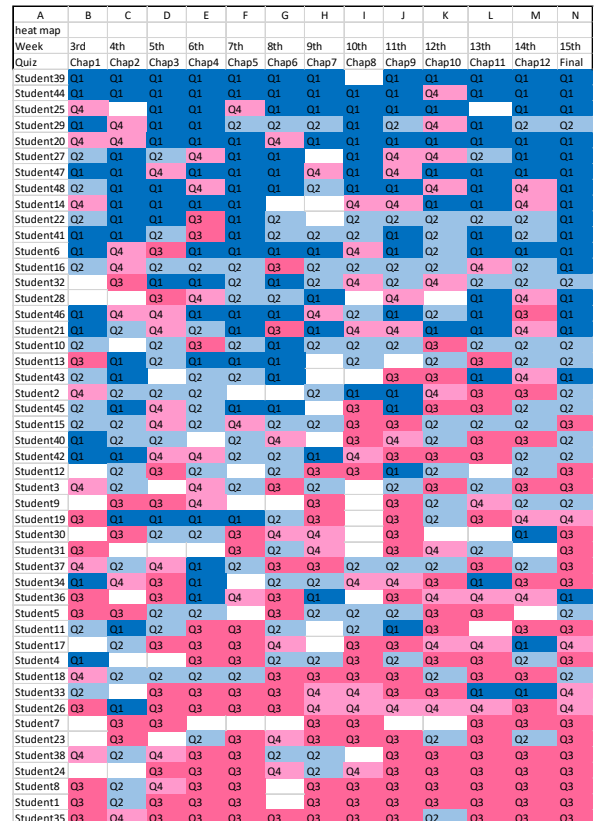


図 3 レベル Q3 の出現頻度で昇順にソートしたヒートマップ (第 1 週と第 2 週は小テストがなく, ブランクは欠席を示す. 2017 年秋学期, 社会データ分析入門)

Figure 3 Heat map, 2017 fall, Introduction to Social Data Analysis. There is no quiz in the 1st and 2nd week. Blanks indicate absence (Excel screen copy).

のクリックストリームと期末テスト得点のヒートマップである. ブランクのセルは欠席を示している. 授業に登録だけ行い, 教材閲覧履歴の記録がない学習者は削除した.

また学習者の教材閲覧のクリックストリームと小テスト得点の平均値は毎回異なるので, すべての学習者は 2 つ以上のレベルに出現しており, レベルの間を移動していることが分かる. また図 3 では Q3 (赤) の出現回数を使い昇順にソートした結果を示しており, 表の上部には Q1 (青色) が多い学習者が存在し (Student39, 44), 成績が優秀な学習者であることを示している. 逆に表の中ごろや下部には Q3 (赤色) が多い学習者が混在していることが分かり (Student01 など), これらの学習者は平均以下の成績である.

小テスト問題は五指択一式のため, どのレベルも 20% の確率で小テスト得点が上下することがある. そのため散布図で X 軸の近辺に該当するデータは, 隣のレベルに移動する可能性がある. またクリックストリームと小テスト得点の相関係数が高いほど, 教材の学習効果が高いと考えられる. クリックストリームと小テスト得点の散布図を見れば, Q1 レベルにより多くのデータが集まることが望まれ, Q3 や Q4 に該当するデータは少ないほうが教育効果が高い.

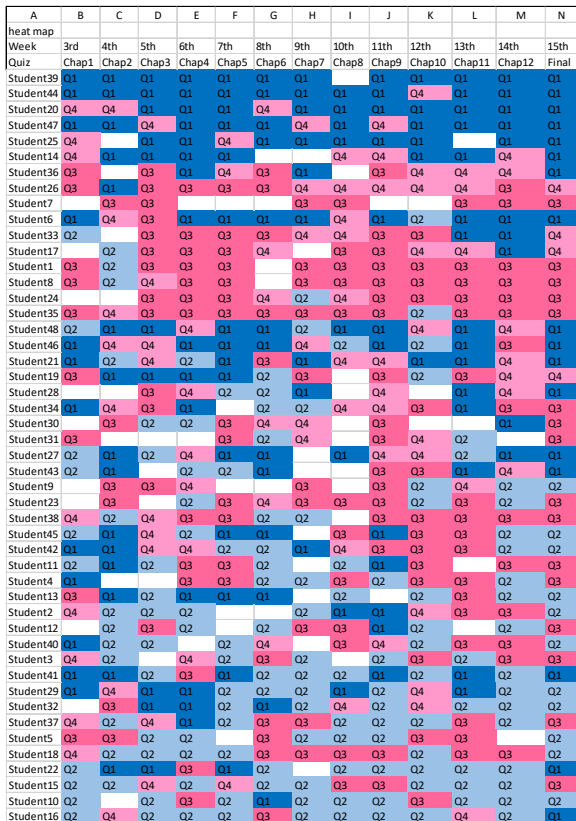


図 4 レベル Q2 の出現頻度でヒートマップを昇順にソートした例

Figure 4 Example of a heat maps after sorting Q2 in ascending order and Q1 in descending order (Excel screen copy).

クリックストリームだけでは授業内容を学習者が理解しているかどうかの判断は難しいが、本稿においては期末テストと教材全体の閲覧回数とは正の相関関係($r=0.485, p<0.05$)にあった。

図 3 からはおおよそ次のことが分かる。Q3 (赤色) と Q4 (ピンク色) が継続して出現すると、小テストが平均点以下の状態が続くことになり、学習につまずいている傾向が高まる (Student01, Student07 など)。

該当するレベルに Q1 (青色) が一つもない場合も同様に学習につまずいている兆候であると判断される。例えば Student01 は第 4 週に Q2 (水色) に該当したが、第 5 週以降は Q3 (赤色) が継続しており、学習につまずいているものと思われる。Q1 (青色) から他のレベルに移動しても、復帰すれば良い学習状態が継続できる場合もある (Student47)。しかし Q1 (青色) に復帰しないときは、良い学習状態とは言えないので観察や指導が必要になることがある (Student10, Student26, Student40)。Q1 (青色) の状態が続くとき、教材閲覧のクリックストリームと小テスト得点が平均以上の水準にあり、学習が良好な状態である (Student44)。

ヒートマップを Q2 レベルの出現頻度で昇順にソートすると、クリックストリームは少なめであるが、小テスト得

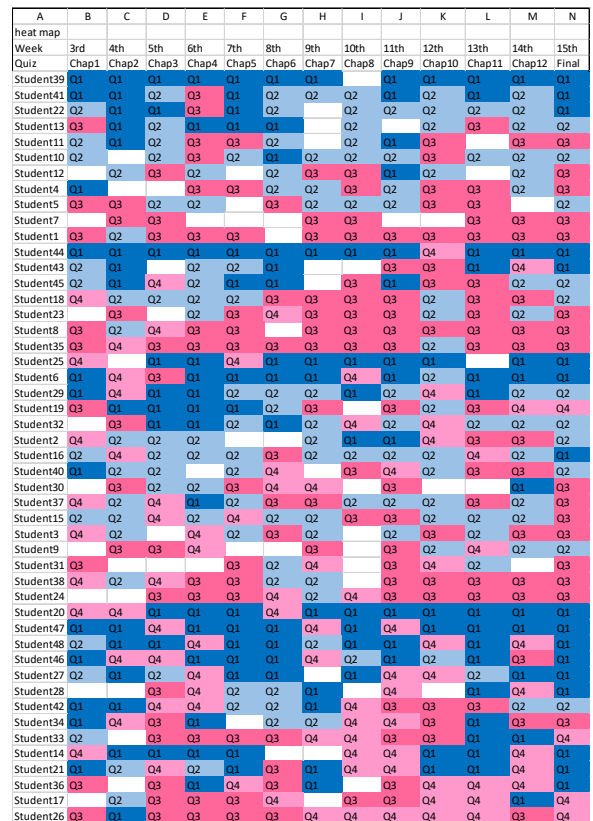


図 5 レベル Q4 の出現頻度でヒートマップを昇順にソートしたあと Q1 で降順にソートした例

Figure 5 Example of a heat map after sorting Q4 in ascending order and Q1 in descending order (Excel screen copy).

点は平均値より高いグループをヒートマップの下部に集めることができる (Student10, 16) (図 4)。Q2 レベルの最多の該当回数は 9 回になっており、当該学習者の期末テストの得点は 23 点と平均以上の成績であった (Student16)。この学習者については、以前に本稿の教材内容と同じような科目を複数学習した経験があることを、教務課に問い合わせ確認した。しかし同じ Q2 レベルでも期末テストが異常値になっているものもあり、単に教材を読まないことも予想される (Students15)。

図 5 は Q4 レベルの出現頻度でヒートマップを昇順にソートしたあとに Q1 で降順にソートした例である。図の下部には Q4 レベルに該当した学習者 (Student26 など) が示されている。さらに Q1 の該当が比較的多い学習者 (Student20, 46, 47, 48) または Q3 の該当が比較的多い学習者 (Student17, 2

A	B		C				D E F G H				I J K L			
	Click stream	Final test	Heat map				Hotelling's T2 theory							
	9/20/2017		Levels				Outliers		P-value					
	1/17/2018	1/17/2018	Q1	Q2	Q3	Q4	abse	Click	Quiz	Click	Quiz			
Student01	291	18	0	1	11	0	1	1.502	0.408	0.140	0.685			
Student02	405	22	2	5	2	2	2	0.121	0.056	0.904	0.955			
Student03	386	20	0	5	4	2	2	0.244	0.040	0.808	0.968			
Student04	322	19	1	4	6	0	2	0.974	0.176	0.335	0.861			
Student05	252	21	0	6	5	0	2	2.328	0.000	0.024	1.000			
Student06	507	24	9	1	1	2	0	0.191	0.456	0.849	0.650			
Student07	151	17	0	0	7	0	6	5.305	0.736	0.000	0.465			
Student08	369	8	0	1	10	1	1	0.391	8.004	0.698	0.000			
Student09	341	22	0	3	4	2	4	0.707	0.056	0.483	0.955			
Student10	325	22	1	9	2	0	1	0.929	0.056	0.358	0.955			
Student11	330	16	2	4	5	0	2	0.856	1.160	0.396	0.252			
Student12	357	20	1	5	4	0	3	0.515	0.040	0.609	0.968			
Student13	444	22	4	5	2	0	2	0.002	0.056	0.998	0.955			
Student14	700	24	7	0	0	4	2	3.696	0.456	0.001	0.650			
Student15	367	10	0	8	3	2	0	0.410	5.717	0.683	0.000			
Student16	473	23	1	9	1	2	0	0.031	0.208	0.976	0.836			
Student17	457	17	1	1	5	4	2	0.003	0.736	0.998	0.465			
Student18	377	25	0	6	6	1	0	0.318	0.800	0.752	0.428			
Student19	484	18	4	2	4	2	1	0.068	0.408	0.946	0.685			
Student20	697	28	10	0	0	3	0	3.608	2.407	0.001	0.020			
Student21	660	25	6	2	1	4	0	2.607	0.800	0.012	0.428			
Student22	508	23	4	7	1	0	1	0.198	0.208	0.844	0.836			
Student23	382	14	0	3	7	1	2	0.276	2.295	0.784	0.026			
Student24	268	18	0	1	8	2	2	1.968	0.408	0.055	0.685			
Student25	567	27	9	0	0	2	2	0.808	1.775	0.423	0.082			
Student26	513	10	1	0	6	6	0	0.233	5.717	0.816	0.000			
Student27	537	26	6	3	0	3	1	0.446	1.240	0.658	0.221			
Student28	479	23	3	2	1	3	4	0.049	0.208	0.961	0.836			
Student29	408	25	5	6	0	2	0	0.106	0.800	0.916	0.428			
Student30	342	17	1	2	4	2	4	0.694	0.736	0.491	0.465			
Student31	377	19	0	2	4	2	5	0.318	0.176	0.752	0.861			
Student32	404	25	3	6	1	2	1	0.127	0.800	0.900	0.428			
Student33	463	18	2	1	6	3	1	0.010	0.408	0.992	0.685			
Student34	385	17	3	2	4	3	1	0.252	0.736	0.802	0.465			
Student35	385	19	0	1	11	1	0	0.252	0.176	0.802	0.861			
Student36	488	23	3	0	4	4	2	0.085	0.208	0.933	0.836			
Student37	410	16	1	6	4	2	0	0.096	1.160	0.924	0.252			
Student38	428	19	0	3	7	2	1	0.029	0.176	0.977	0.861			
Student39	617	26	12	0	0	0	1	1.648	1.240	0.106	0.221			
Student40	405	22	1	5	3	2	2	0.121	0.056	0.904	0.955			
Student41	479	26	6	6	1	0	0	0.049	1.240	0.961	0.221			
Student42	437	26	3	4	3	3	0	0.010	1.240	0.992	0.221			
Student43	600	23	4	3	2	1	3	1.329	0.208	0.190	0.836			
Student44	739	26	12	0	0	1	0	4.941	1.240	0.000	0.221			
Student45	418	24	4	4	3	1	1	0.062	0.456	0.951	0.650			
Student46	532	25	7	2	1	3	0	0.396	0.800	0.694	0.428			
Student47	797	22	10	0	0	3	0	7.125	0.056	0.000	0.955			
Student48	548	24	8	2	0	3	0	0.566	0.456	0.574	0.650			
Data(N)	48	48	48	48	48	48	48	48	48	48	48			
AVERAGE	450.2	20.9	3.3	3.1	3.4	1.8	1.4	1.0	1.0	0.6	0.6			
STDEV.S	129.9	4.6	3.5	2.6	3.0	1.4	1.4	1.6	1.6	0.4	0.3			
MAX	797	28	12	9	11	6	6	7.125	8.004	0.998	1.000			
MIN	151	8	0	0	0	0	0	0.002	0.00	0.00	0.00			

図 6 Heat map Group の“abse”は欠席であり，Outlier と P-value はホテリング理論 T²による値，着色は著者
Figure 6 Heat map Group's "abse" is an absence and Outlier and P-value are values based on Hotelling's T2 theory. (Excel screen copy, Cell coloring by author).

り，異常値を a，観測値を x_1, x_2, \dots, x_n ,

平均を $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ ，標準偏差を $s = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$ とし

て次の式を用いた。

$$a(x_j) = \frac{(x_j - \bar{x})^2}{s^2}$$

図 6 の異常値の結果から，ホテリング理論 T² の計算結果とヒートマップにおける各レベルの出現回数との関係を考察するために，それぞれの学習者が 15 回の授業を通して，正常値と異常値のいずれかに該当した回数を集計した (表 1)。

その際にホテリング理論 T² では，値の大きい異常値，正常値，値の小さい異常値の 3 つに区分できることから，期末テストに関しては(1)低得点異常値，(2)正常値，(3)高得点異常値の 3 つに区分した。そしてこれら 3 つのレベルと Q1 から Q4 の間でカイ二乗検定を行ったところ，関連性があることが示された (χ^2 値=174.1, $\chi^2(8)=15.507, p<0.05$)。クリックストリームについても上記と同様に 3 つに区分し，これら 3 つのレベルと Q1 から Q4 の間でカイ二乗検定を行ったところ，関連性があることが示された (χ^2 値=106.0, $\chi^2(8)=15.507, p<0.05$)。

また表 1 と図 7 で重要なのは Q1, Q3 の 2 つである。Q1 は高得点の異常値における出現が多く (79)，低い値の異常値は少ない (9)。これに対して Q3 は低い値の異常値における出現が多く (55)，高い値の異常値は少ない (13)。さらに absence について見ると，低得点の異常値における出現が多く (18)，高得点の異常値は少ない (5)。また Q2 と Q4 は低得点の異常値，正常値，高得点の異常値においても，出現回数に大きな差は見られない。ここでは異常値に強く影響を与えているのは Q1 と Q3 であり，Q2, Q4 の影響はほとんどないが，absence はクリックストリームと弱い負の相関関係 ($r = -0.324, p = 0.035, p < 0.05$) であった。

表 1 レベル別出現回数と期末テスト得の異常値

Table 1 The number of appearances by level and the abnormal value of the final test.

	低得点異常値	正常値	高得点異常値	計
Q1	9	69	79	157
Q2	27	86	35	148
Q3	55	96	13	164
Q4	21	43	24	88
absence	18	44	5	67
計	130	338	156	624

以上のように表 1 のカイ二乗検定の結果からヒートマップのレベル別の出現回数とホテリング理論 T² の異常値は相関があるといえる。従って本稿のヒートマップは異常値の発見と同じように使える可能性があると考えられる。本稿で示したヒートマップとホテリング理論の結果では，ホテリング理論は 1 変数で計算するが，本稿の提案は教材閲覧のクリックストリームと小テスト得点の 2 変数を活用している点が異なる。表 1 と図 7 からはクリック数の少ない異常値は Q3 のレベルに比較的該当が多く，教材の開き方が少

なく得点の低い傾向の学習者が多く該当する傾向がある。また得点の低い異常値は Q3 に該当する傾向があり、教材をあまり開かない傾向やよく読まない傾向の学習者が該当する傾向がある。正常値は Q1 から Q3 に該当する学習者の数に比較的差が少ない。

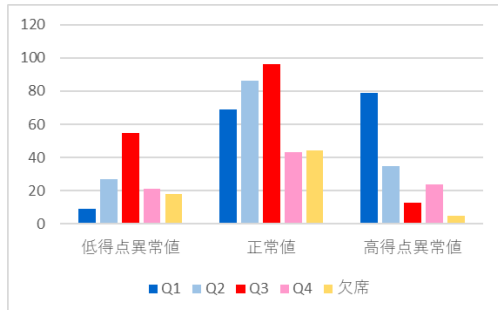


図7 異常値に該当する学習者のレベル別出現回数
Figure 7 The number of occurrences by group of learners who correspond to outliers

また高い値の異常値については、クリックストリームと小テスト得点の異常値は共に Q1 レベルに該当する学習者が多かったが、教材を良く読んだ学習者が小テストで高い得点を得た結果が反映しているのである。本稿において Q4 レベルに該当する学習者に対しては、クリックストリームとの間に正の相関があることから、教材を開く回数を増やすことより、集中して教材を読む習慣が必要になることを示している。さらに Q4 に該当する学習者に分かりやすい教材に改善したり、理解しやすい教え方を行う必要がとも指摘される。

また Student35 は図3のヒートマップで最下部になった学習者であるが、クリックストリームも得点も正常値ではあるが、異常値に極めて接近している状態であった。このような例からもヒートマップは完全に異常値と同じ役割を果たすわけではなく、異なる視点から検討を加えることができると考えられ、最終的な判断はヒートマップの結果や異常値を参考にして担当教師が行うべきである。

6. おわりに

本稿では、学習者の教材閲覧行動は、教材の品質や教師の指導方法などにも影響を受ける可能性がある。また教材や小テストの作成および改善には、多大な時間を費やしており、本稿の手法を導入する上での課題である。また本稿で説明した分析結果を、学習者にどう伝えるかも重要な課題であり、適切な方法を検討する必要がある。Moodle コースログから生成された散布図とヒートマップは、教師の教え方を反映していると考えられるため、授業へのアプローチを見直して改善するために使用できると考える。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 18K11588 の助成を受けた

ものです。

参考文献

- [1] Romero, C. and Ventura, S.. Data mining in education. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery. 2013, vol. 3, no. 1, p. 12-27
- [2] Taylor, M. Action research in workplace education. Quebec: Human Resources Development Canada. National Literacy Secretariat. 2002, 95p.
- [3] Scheuren, F. June. What is a Survey? (2nd. ed.). Washington, American Statistical Association. 2004, 68p.
- [4] "Moodle". <https://moodle.org/>, (参照 2019-12-15).
- [5] Verbert, K., Duval, E., Klerkx, J., Govaerts, S. and Santos, J.L.. Learning analytics dashboard applications. American Behavioral Scientist. 2013, vol. 57, no. 10, p. 1500-1509.
- [6] Baker, R.S.J.D.. Data mining for education. International encyclopedia of education. 2010, vol. 7, no. 3, 112-118.
- [7] Yassine, S., Kadry, S. and Sicilia, M.A.. A framework for learning analytics in moodle for assessing course outcomes. In 2016 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON). IEEE. 2016, p. 261-266.
- [8] “電子書籍配信サービス BookLooper”. <https://www.kccs.co.jp/ict/service/booklooper/>, (参照 2019-12-15).
- [9] Mazza, R. and Milani, C.. Gismo: a graphical interactive student monitoring tool for course management systems. In International Conference on Technology Enhanced Learning. Milan, 2004, p. 1-8.
- [10] Pytlarz, I., Pu, S., Patel, M. and Prabhu, R. What can we learn from college students' network transactions? Constructing useful features for student success prediction. In Proceedings of the International Conference on Educational Data Mining (EDM) (11th, Raleigh, NC, Jul 16-20, 2018)
- [11] Gitinabard, N., Khoshnevisan, F., Lynch, C.F. and Wang, E.Y.. Your Actions or Your Associates? Predicting Certification and Dropout in MOOCs with Behavioral and Social Features. In the 11th International Conference on Educational Data Mining (EDM 2018) (11th, Raleigh, NC, Jul 16-20, 2018).
- [12] Arnold, K.E. and Pistilli, M.D.. April. Course signals at Purdue: Using learning analytics to increase student success. In Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge. 2012, p. 267-270.
- [13] Krumm, A.E., Waddington, R.J., Teasley, S.D. and Lonn, S.. A learning management system-based early warning system for academic advising in undergraduate engineering. In Learning analytics. Springer, New York, NY. 2014, p. 103-119.
- [14] McKay, T., Miller, K. and Tritz, J.. What to do with actionable intelligence: E 2 Coach as an intervention engine. In Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge. ACM. 2012, p. 88-91.
- [15] Dawson, S.P., McWilliam, E. and Tan, J.P.L.. Teaching smarter: How mining ICT data can inform and improve learning and teaching practice. paper presented at The Ascilite 2008 (Melbourne, Australia, 30 November – 3 December, 2008).
- [16] 清水優菜. エンゲージメントと図形の困難さが証明の問題解決に及ぼす影響. 日本教育工学会論文誌, 2020, vol. 44, no. 2, p. 175-187.
- [17] Romero, C., & Ventura, S. Educational data science in massive open online courses. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery. 2017, vol. 7, no. 1, e1187.
- [18] Dobashi, K. Automatic data integration from Moodle course logs to pivot tables for time series cross section analysis. Procedia Computer Science, 2017, vol.112, pp. 1835-1844.