

# 学生のレポート評価点に応じた 学習活動フィードバックを行うシステムの検討

青木 大誠<sup>1</sup> 島田 敬士<sup>2</sup> 堀 磨伊也<sup>3</sup>

**概要:** 本研究では、電子教材の学習ログを利用し、学生個人のレポート評価点に応じたフィードバックを行うシステムを提案する。近年、ダッシュボードを使って学習ログなどを学生にフィードバックする研究が多く存在している。しかし、効果的なフィードバックを実現するためには、提示内容を学生の習熟度に合わせる事が重要である。そこで、本研究では、対象学生よりも少し上位の成績グループの学習活動を提示することで効率的なフィードバックを行う。実験では、少し上位の成績グループの学習活動を用いたフィードバックの効果を、学生に対する学習意識調査の回答結果と実際の成績とを対応させ分析することで調査する。

## 1. 序論

Massive Open Online Courses (MOOCs) [1] などのオンライン教材では、ユーザの学習ログが収集されるだけでなく、分析 [2] され、オンラインでの学生の学習支援 [3] などに役立てられる。多くの大学ではオンラインで学生への学習支援が実施されており、学習環境をより良いものにするための研究 [4] が進んでいる。

オンラインでの学習支援では、データを可視化してわかりやすく表示するためにダッシュボードを活用する [5]。ダッシュボードとは、データを可視化し学生や教員に表示するインタフェースである。ダッシュボードで表示するデータとして、オンライン教材の学習ログから見出される学習活動のフィードバックが挙げられる。ダッシュボードを介した効率的なフィードバックは、学習意欲向上が期待できる [6]。ただし、効率的なフィードバックを実現するためには、学生の習熟度に応じた学習活動のフィードバックが重要だと考えられる。

そこで、本研究では効率的なフィードバックを実現するために、オンライン教材の学習ログを分析し、学生の習熟度に応じた学習活動フィードバックの効果の検討を行う。

提案システムでは、対象学生より少し上位の成績グループの学習活動と対象学生の学習活動とを比較することで習熟度に応じた学習活動フィードバックを実現する。

本論文は以下のように構成されている。第2章では、学習活動のフィードバックやダッシュボードに関する関連研究を紹介する。第3章において、提案システムの概要と評価方法を説明する。第4章で提案システムを用いた学生への学習活動フィードバック実験と結果について述べ、その結果の評価・考察を第5章で議論する。そして第6章でこの論文の結論を述べ、今後の研究についての方針を示す。

## 2. 関連研究

オンライン教材の学習ログを分析し、学生の成績向上を目指した研究が数多く存在している。学生の成績向上のための手法として、講義日程の途中で学生の成績を予測し、落第しそうな学生を事前に見つけることで早期の成績改善を促す手法と学習活動フィードバックを学生や教員に提示し、学生の学習意欲の向上や教員による学生への教育的介入により学生の成績向上を促す手法が存在する。3.1 で講義日程の途中で学生の成績を予測する研究、3.2 で学習活動フィードバックを行う研究について述べる。

### 2.1 講義日程の途中で学生の成績を予測する研究

Yasmin[7] は、対象学生のプロフィールや学業に関する情報を分析して対象学生が落第か及第を予測している。分析の結果、学業に従事する際に不利な条件（既婚や就業中）や高齢の学生は落第の可能性が高いことが判明した。Jayaprakashら [8] は対象学生のオンライン教材での学習ロ

<sup>1</sup> 九州大学大学院システム情報科学府  
Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

<sup>2</sup> 九州大学大学院システム情報科学研究所  
Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

<sup>3</sup> 九州大学エネルギー研究教育機構  
Platform of Inter / Transdisciplinary Energy Research, Kyushu University

グ（オンライン教材へのアクセスログや成績など）をクラスタリングすることで対象学生が落第か及第を予測している。予測は、講義日程の25%/50%/75%/終了時点で行われ、落第と予測された学生には、落第危機を知らせるメッセージと追加の指導の提案が与えられる。Hungら[9]は対象学生のオンライン教材での学習ログを時系列のデータとして扱うことで対象学生が落第か及第を予測する。予測結果より、長い休暇の前後のオンライン教材での学習ログが学生の成績に影響することが確認された。Jayaprakashら[8]やHungら[9]の研究はオンライン学習の講義が対象であるが、Goidsenhovenら[10]はブレンド型学習を採用した講義を対象に、講義日程の途中で学生の成績を予測する。ブレンド型学習とは、従来の対面式での学習とオンライン学習を組み合わせた学習形態である。ブレンド型学習における問題点として、使用できるデータセットの大きさがオンライン学習に比べて小さいことが挙げられる。この問題を解決するために、Goidsenhovenら[10]は成績を予測する際に用いる特徴量を予測への貢献度を参考に選別することで、入力データの次元を減らして次元の呪いを回避する。その結果、全18週の講義のうち、第12週目までのデータを分析することで、高い精度で対象学生の落第/及第を予測できた。

ただし、以上の研究[7][8][9][10]は、使用された情報がそれぞれの研究特有のものであり再現性に乏しい。したがって、汎用的な成績予測システムにするには、誰でも収集できるような情報を使用して成績予測を行う必要がある。また、Goidsenhovenら[10]の研究では、対象として成績の良い学生が多数を占めたため、成績のばらつきがある対象群での検証が必要である。

## 2.2 学習活動フィードバックを行う研究

大渡ら[11]は、講義時間中に教員や学生が閲覧しているオンライン教材のページ推移をリアルタイムで提示している。対象学生は、教員や他の学生が閲覧しているオンライン教材のページをリアルタイムで知ることによって講義に遅れることなく学習を進めることができる。また、教員も学生が閲覧しているオンライン教材のページ推移を見ることで講義についていけない学生に対して注意を呼びかけることが可能となる。Dianaら[12]は教員を対象に、学生の予習復習状況や課題の達成度をインタラクティブに提示する。教員はこれらの情報を確認することで、落第しそうな学生を特定し早い段階で教育的な介入を行ったり講義デザインを見直したりすることで学生の学習意欲を向上させる。Kiaら[13]は対象学生の成績や講義に対する学習進捗度、講義の課題に関する情報を提示する。学生の学習活動フィードバック閲覧パターンと成績や学習意識とを対応させ分析することで、学生の特性（成績や学習意識）によって必要とされている情報が変わるため、効率的な学習活動

フィードバックの実現のためには学生の特性に合わせて提示されるべきと結論づけている。Kiaら[13]の研究の課題として、学生の成績など他の講義では再現しづらい情報を使用しているため、他の講義では学習活動フィードバックシステムを利用することができない。学習活動フィードバックシステムを汎用化するには、他の講義と共通する情報のみを用いる学習活動フィードバックシステムを構築する必要がある。

一方、学生の学習意欲を向上させる効果としてピア効果[14]などが挙げられる。ピア効果とは、意識や能力の高い集団の中に身を置くことで、切磋琢磨しお互いを高め合う効果のことである。ピア効果を活かせるように学生の特性に合わせて学習活動フィードバックを学生に提示すれば、さらに効率的な学習活動フィードバックを実現できると期待できる。

そこで、本研究では、ピア効果を用いた学習活動フィードバックシステムの開発をする。従来手法では考慮されていなかった、対象学生より少し上位の成績グループと対象学生との学習活動の比較により、ピア効果を用いた効率的な学習活動フィードバックの実現を図る。また、本研究で対象となる講義はブレンド型学習であるため、学習ログを分析する際に入力データの特徴量を選別して次元の呪いを回避する。実験では、少し上位の成績グループを用いた学習活動フィードバックを学生に提示し、学生に対する学習意識調査と実際の成績とを対応させ分析することで少し上位の成績グループを用いた学習活動フィードバックの効果を調査する。

## 3. 学生の学習レベルに適したフィードバックシステム

本研究では、オンライン教材の学習ログを収集・分析し、学生の習熟度に応じた学習活動フィードバックを行う。システムの全体図を図1に示す。このシステムでは、対象学生の学習活動と対象学生より少し上位の成績グループの学習活動との差分を提示することで効率的な学習活動フィードバックを実現する。講義が終わるごとにシステムを稼働させ、学習ログの収集と習熟度推定、推定された習熟度に基づいて対象学生が属する成績グループの決定を行うことにより、提示する学習活動フィードバックが更新される。図1の(ii)で行う学生の習熟度推定では、ブレンド型学習特有の小さなデータセットを使用している。そのため、次元の呪いが原因で正確に学生の習熟度を推定できない問題を避けるために、推定に用いる特徴量を推定への貢献度を考慮して選別する。また、対象学生より少し上位の成績グループとは、図1の(iii)で行うクラスタリングにより決定される対象学生が属する成績グループよりも一つ上位の成績グループを表す。図1の(iv)の対象学生より少し上位の成績グループと比較した学習活動フィードバックの提示

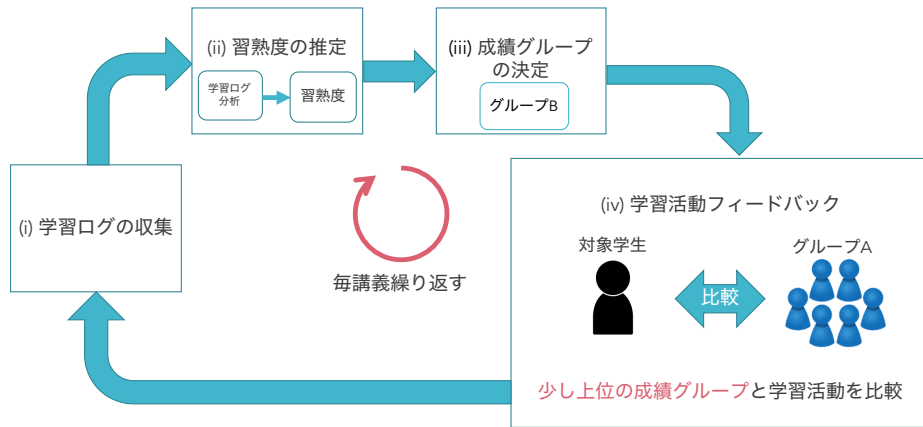


図 1 システム全体図。講義が終わるごとにシステムを稼働させ、(i) 学習ログの収集と (ii) 習熟度推定、(iii) 推定された習熟度に基づいて対象学生が属する成績グループの決定を行うことにより、(iv) 提示する学習活動フィードバックが更新される。

は、本研究で開発した学生別フィードバックシステムを利用する。3.1では、学生別フィードバックシステムのデザインについて述べ、3.2でこのシステムの評価方法について述べる。

### 3.1 学生別フィードバックシステムのデザイン

学生別フィードバックシステムでは、対象学生より少し上位の成績グループの本質的な学習スタイルを対象学生が汲み取って学習の際の参考にすることを目的としている。この目的を達成するため、ピア効果 [14] の他にメタ認知 [15]/ヒューリスティック [16]/アンカリング [17] を対象学生に意識させる。メタ認知とは、自己の認知のあり方に対して、それをさらに認知することであり、ヒューリスティックとは人が問題解決などにおいて迅速かつ効率的に判断を下す際に、無意識に使っている手がかりや法則のことである。アンカリングとは最初に接した、もしくは最も印象的な情報や数値が、意思決定や判断に影響を及ぼしてしまう傾向のことである。これらの要素を取り入れた3つの学習活動フィードバックを学生別フィードバックシステムで学生に提示する。

#### 3.1.1 対象学生の課題の理解度とクラス全体における理解度との比較

この学習活動フィードバックではピア効果とメタ認知を対象学生に意識させる。対象学生が自分の課題の理解度とクラス全体における理解度の相対順位を知ることができるように、学生の前回までの課題の点数の分布をヒストグラムで図2のように提示する。横軸は選択している講義の課題の点数を、縦軸は学生の人数を表している。対象学生の課題の理解度とクラス全体における理解度との比較によるピア効果や対象学生の課題の理解度とクラス全体における理解度の相対順位の提示によるメタ認知によって学生の学習意識の向上を図る。

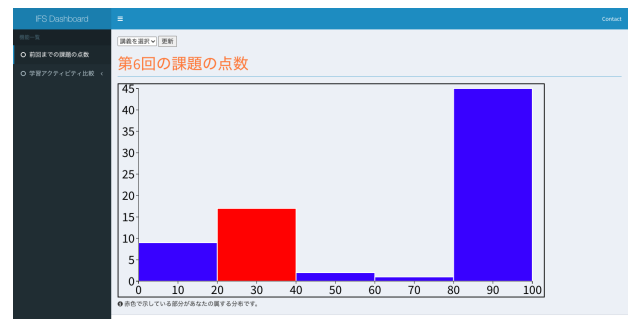


図 2 対象学生の課題の理解度とクラス全体における理解度との比較をヒストグラムで提示する画面。対象学生が属するグループが赤く表示されている。これにより、対象学生は自分の課題の点数と他の学生の課題の点数とを大まかに比べることができる。

#### 3.1.2 対象学生による学習すべき部分の把握

この学習活動フィードバックではヒューリスティックを対象学生に意識させる。対象学生と対象学生より少し上位の成績グループとの講義に対する理解度の差を対象学生に提示し、学習すべき部分を把握してもらうことを目的とする。オンライン教材の学習すべき部分を図3のように提示する。対象学生による学習すべき部分を優先度順に提案するため、学習すべきオンライン教材のページの画像をランキング形式で複数提示する。画面を下にスクロールすることで表示されていない順位のページを確認することができる。また、対象学生または対象学生より少し上位の成績グループの各ページの理解度を示した指標を画像の上部に表示する。ページの画像と理解度の指標をヒューリスティックとして対象学生に提示することで、対象学生より少し上位の成績グループの本質的な学習スタイルを対象学生が汲み取りやすくなっている。

#### 3.1.3 学習時間の比較

この学習活動フィードバックではピア効果とアンカリングを対象学生に意識させる。対象学生と対象学生より少し上位の成績グループとの学習時間の差から対象学生の学習

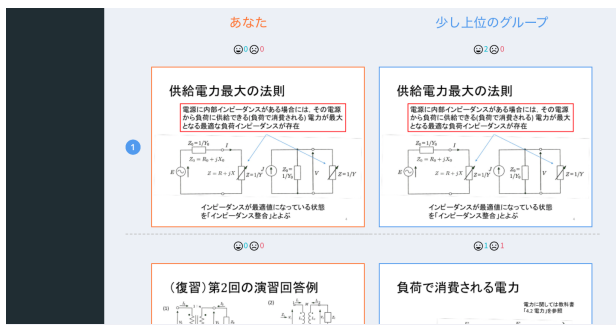


図 3 対象学生による学習すべき部分を画像付きで提示する画面。ランキング形式になっており、学習の必要性の優先度順に表示されている。左側の画像の列が対象学生のランキングを、右側の画像の列が対象学生より少し上位の成績グループのランキングを表している。各画像の上部にその画像に対応するオンライン教材のページの理解度の指標が表示されている。

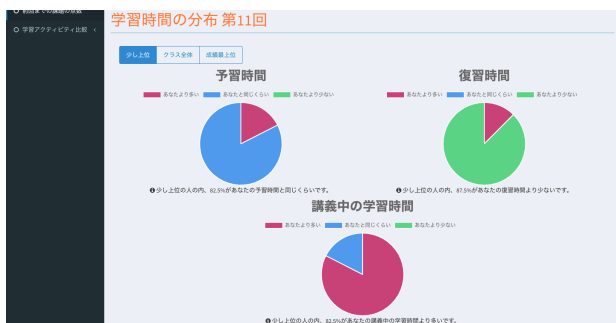


図 4 学習時間の比較を円グラフで提示する画面。対象学生の学習時間と対象学生より少し上位の成績グループの学習時間とを比較することができる。

意欲の向上を促すため、選択した講義における学生のオンライン教材を使った学習時間の分布を図 4 のように提示する。学習時間を予習時間/復習時間/講義中の学習時間の 3 つに分け、それぞれの時間における学生の学習時間の分布を円グラフで提示するとともに対象学生より少し上位の成績グループの学習時間の特徴をメッセージで表示する。対象学生の学習時間と対象学生より少し上位の成績グループの学習時間との比較によるピア効果や対象学生より少し上位の成績グループの学習時間の特徴をメッセージで表示することによるアンカリングを用いて学生の学習意識の向上を図る。

### 3.2 学習活動フィードバックの評価方法

対象学生より少し上位の成績グループと比較した学習活動フィードバックの効果を評価するため、本論文では Non-negative Matrix Factorization (NMF)[18]を用いる。Kia ら [13] は、ダッシュボードの利用状況と学生の成績および学習意識との関係をカイ二乗検定によって調査しようと試みているが、カイ二乗検定では両者の直接的な関係性が確認できていない。一方、NMF では学習活動フィードバックと学生の成績および学習意識との関係を基底ベクト

ルの組み合わせという形で抽出するため、両者の関係を直接明らかにすることができる。式 (1) に示すように NMF はある行列  $X$  を行列  $W$  と行列  $H$  の積で近似することが目的で、行列  $X$  の特徴を解釈しやすい形で抽出できる。

$$X \approx WH. \quad (1)$$

行列  $W$  は行列  $X$  の基底ベクトルを、行列  $H$  は行列  $X$  により抽出された基底ベクトルがどのような割合で組み合わせると行列  $X$  を復元できるかを表している。抽出する基底ベクトルの数は自由に設定することができる。本研究では、行列  $X$  は学生の学習意識調査の回答結果と成績を表す。この行列  $X$  に NMF を適用することで行列  $W$  と行列  $H$  を算出し、それらを分析することで学習活動フィードバックの評価を行う。

## 4. 学生への学習活動フィードバック実験

本実験では、学生に対する学習意識調査と実際の成績とを対応させ分析することで学習活動フィードバックの効果を調査する。学習活動フィードバックの対象講義は、九州大学工学部電気情報工学科に所属する学生を対象とした 2020 年度回路理論 II で、この講義の受講学生数は 82 名であった。学生に学習活動フィードバックを提示した期間は、11 回行われた講義のうち第 6 回目から第 11 回目である。対象講義はオンライン学習支援システム M2B [19] の一環であるオンライン教材システム BookRoll [20] を用いて行われた。また、回路理論 II は専門科目であり、出席中の講義に対しての理解度が前後の回の講義に依存している。したがって学生の習熟度を考慮することが効率的なフィードバックに繋がると考えられる。さらに、回路理論 II はブレンド型学習を採用しているため、学習ログの収集によるデータセットは小さくなる。4.1 では、本実験で使った学習ログについて述べる。4.2 において本実験で用いた対象学生との比較先のグループ、4.3 で学生にフィードバックした学習活動について述べる。そして、4.4 で本実験の手順について述べる。

### 4.1 実験で使用した学習ログ

BookRoll から収集できる学習ログには複数のフィールドが存在している。本実験で使用したフィールドを表 1 に示す。operation\_name には発生したイベントの種類が記録されている。そのうち本実験で収集したイベントを表 2 に示す。GETIT ボタン / NOTGETIT ボタンとは該当ペー

表 1 使用したフィールド

フィールド	概要
user_id	教員や学生に割り当てられたユーザ ID
event_time	イベントが発生した時刻
page_no	イベントが発生したページ番号
operation_name	イベントの種類

ジを理解した/理解できなかったときに使用するものである。本実験ではこれらの学習ログデータに加え、学習管理システムから収集できる講義内課題の点数 (SCORE) を使用する。課題は毎講義の終了時に実施された。

#### 4.2 実験で使用した対象学生との比較先のグループ

本実験では、少し上位と比較した学習活動フィードバックの効果を他のグループと比較した学習活動フィードバックと比較して調査するため、対象学生との比較先グループを少し上位の他に、クラス全体と成績最上位を使用した。クラス全体と比較する学習活動フィードバックは、講義を受講している全学生の平均の学習活動と対象学生の学習活動との差分を提示した。成績最上位と比較する学習活動フィードバックは、各課題における成績上位 10 名の平均の学習活動と対象学生の学習活動との差分を提示した。

#### 4.3 実験で学生にフィードバックした学習活動

本実験において、対象学生より少し上位の成績グループの本質的な学習スタイルを対象学生が汲み取るために使用した学習活動フィードバックは、前回までの課題の点数の分布/ページ注目度ランキング/学習時間の分布の3つである。

前回までの課題の点数の分布はピア効果とメタ認知、ページ注目度ランキングはヒューリスティック、学習時間の分布はピア効果とアンカリングを対象学生に意識させる。前回までの課題の点数の分布では、選択した講義における課題を受験した学生の点数分布がいくつかのグループに分けて表示される。このグループは課題の点数を基準に分けられており、対象学生が属するグループは赤く強調される。また、対象学生が選択した講義の課題を受験していない場合は、どの部分も赤く強調されない。

ページ注目度ランキングでは、オンライン教材の各ページの滞在時間をページ注目度とし、ランキング形式で該当するページの画像を複数提示する。また、対象学生または対象学生より少し上位の成績グループの各ページの理解度を示した指標を画像の上部に表示する。青く表示されている数値がそのページを理解できた学生の人数を、赤く表示されている数値がそのページを理解できなかった学生の人数を示している。対象学生のページ注目度ランキングと対象学生より少し上位の成績グループのページ注目度ランキ

ングとを比較し、さらに各ページの理解度を示した指標を同時に比較することで、対象学生は学習すべき部分を把握することができる。

学習時間の分布では、学習時間を予習時間/復習時間/講義中の学習時間の3つに分け、それぞれの時間における学生の学習時間の分布を円グラフで提示する。対象学生より少し上位の成績グループに属する学生の内、対象学生と同じくらいの学習時間の学生の割合を青、多い/少ない割合を赤/緑で示す。ここで、学習時間が同じくらいとは、対象学生の学習時間との差が5%以内の場合を指す。多い/少ない場合は対象学生の学習時間と比べて5%より多い/未満であることを指す。さらに、多い/同じくらい/少ないの内、一番割合が大きいものを円グラフの下部に具体的な割合の数値とともにメッセージで表示する。

これらの学習活動フィードバックのうち、ページ注目度ランキング/学習時間の分布において少し上位と比較した学習活動フィードバックの効果を他のグループと比較した学習活動フィードバックと比較して調査するため、少し上位/クラス全体/成績最上位との差分をダッシュボードを使って学生に提示した。

#### 4.4 学生への学習活動フィードバックの提示までのプロセス

まず、学習ログを収集・分析し、学生の習熟度を推定する。本実験では、学生の習熟度を推定する際、次元の呪いを回避するために入力データの特徴量を選別した。学生の習熟度推定の際の特徴量の影響を考慮して選別した結果、習熟度の推定には SCORE のみを使用した。各課題の SCORE の平均を学生の習熟度とし、これをレポート評価点と定義した。このレポート評価点に基づいて学生を k-means 法 [21] を用いて 4 つの成績グループにクラスタリングした。ここで、対象学生より少し上位の成績グループとは、対象学生が属する成績グループより一つ上位の成績グループを表す。対象学生が属している成績グループが一番上の場合、対象学生より少し上位の成績グループが一番上の成績グループを指す。次に、学習ログの分析結果から前述の 3 つの学習活動を各学生について算出した。各学習活動について、対象学生より少し上位の成績グループ/クラス全体/成績最上位の平均の学習活動を計算した。最後に、学生別フィードバックシステムを利用し、対象学生の学習活動と対象学生より少し上位の成績グループ/クラス全体/成績最上位の平均の学習活動との差分を学習活動フィードバックとして提示した。学生には、学生別フィードバックシステムを使って前回までの課題の点数の分布では対象学生の課題の理解度とクラス全体における理解度との比較を、ページ注目度ランキングでは対象学生による学習すべき部分の把握を、学習時間の分布では学習時間の比較を意識するように指示した。

表 2 イベントの種類

イベント	概要
OPEN	電子教材を開く
CLOSE	開いていた電子教材を閉じる
NEXT	次ページへ移動
PREV	前ページへ移動
PAGE_JUMP	指定したページへ移動
GETIT	GETIT ボタンを押下
NOTGETIT	NOTGETIT ボタンを押下

表 3 学習意識調査とダッシュボードに関するアンケートの内容

番号	調査内容
0	私は学習するにあたり、その内容において何が一番重要なことなのかを知っていると思う。
1	学生別フィードバックシステムのページ注目度ランキングのスライドの並び順から講義ごとの一番重要な部分を知ることができた。
2	私は自分が学ぶべき部分がわかっている。
3	学生別フィードバックシステムのページ注目度ランキングで講義ごとの自分と他の人の理解度の差から学習すべき部分がわかった。
4	必要なときに、授業に対する学習意欲を高めることができる。
5	学生別フィードバックシステムの学習時間の分布を見て学習時間を増やそうと思った。
6	自分が使用する学習方略が最も効果的になるときを知っている。
7	学生別フィードバックシステムにおいて、自分よりも少し上位の学生グループと比較することが効率的だと思った。
8	学生別フィードバックシステムにおいて、成績最上位の学生と比較することが効率的だと思った。
9	学習を始める前に、具体的な目標を設定する。
10	学生別フィードバックシステムの前回までの課題の点数の分布でより上位の分布に属するよう努力しようと思った。

## 5. NMF を用いた学習活動フィードバックの効果の調査

本章では、NMF を用いて学生に対する学習意識調査と実際の成績とを対応させ分析することで学習活動フィードバックの効果の調査をする。学習意識調査と実際の成績とを対応させるためにまず、学生への学習活動フィードバック実験の9週目で、学習意識調査とダッシュボードに関するアンケートを学習管理システム上で実施した。回答人数は講義の受講人数75名中51名であり、回答者は11個の調査項目に対して5段階評価(1-5)で回答した。それぞれの調査項目の内容を表3に示す。また、各調査項目の回答のスコアの分布と平均スコアを表4に示す。表4の番号は表3の番号に対応している。全ての調査項目について平均スコアが3を超えていた。番号10の調査項目の平均スコアが唯一4を超えており、学習活動フィードバックによるピア効果やメタ認知によって学習意欲が向上した学生が多いことが確認された。番号7の調査項目の平均スコアが3.5であることから、対象学生より少し上位の成績グループと

表 4 回答のスコアの分布と平均スコア

番号	1	2	3	4	5	平均スコア
0	0	2	22	24	3	3.5
1	1	8	16	20	6	3.4
2	0	0	17	28	6	3.8
3	1	10	13	20	7	3.4
4	2	7	17	18	7	3.4
5	2	13	20	9	7	3.1
6	1	10	20	15	5	3.3
7	0	7	20	16	8	3.5
8	1	5	20	20	5	3.5
9	0	11	19	16	5	3.3
10	1	0	11	22	17	4.1

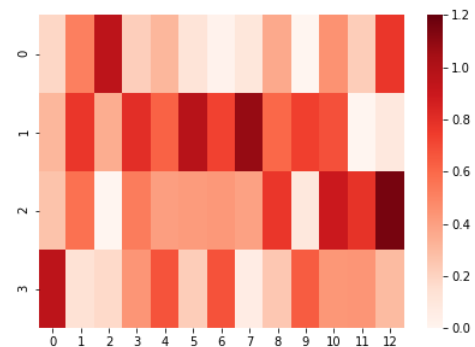


図 5 行列  $H$  のヒートマップ。列は調査項目と成績であり、行は列のパターンを示している。0-10 列目は調査項目の番号に、11 列目/12 列目は毎講義実施された課題の偏差値の伸び/偏差値の平均に対応している。

比較する学習活動フィードバックを高く評価する学生が一定数存在すると考えられる。

この回答結果と調査に回答した学生の成績を対応させ、NMF を用いて調査を行った。このとき、学生の成績を表すものとして、毎講義実施された課題の偏差値の伸びと偏差値の平均を用いた。偏差値を用いた理由は、各講義で行われた課題の難易度が異なるためである。偏差値であれば、各課題の難易度が異なっても一貫して学生の成績を評価できる。偏差値の伸びは、講義の第6回目と第11回目における講義5回分の偏差値の移動平均の差分と定義した。NMF で導出された行列のヒートマップを図5と図6に示す。図5で示した行列  $H$  の列は調査項目と成績であり、行は列のパターンを示している。0-10 列目は調査項目の番号に、11 列目/12 列目は毎講義実施された課題の偏差値の伸び/偏差値の平均に対応している。図6で示した行列  $W$  における行は学生のID、列は行列  $H$  の行に対応するパターンの強さを表している。

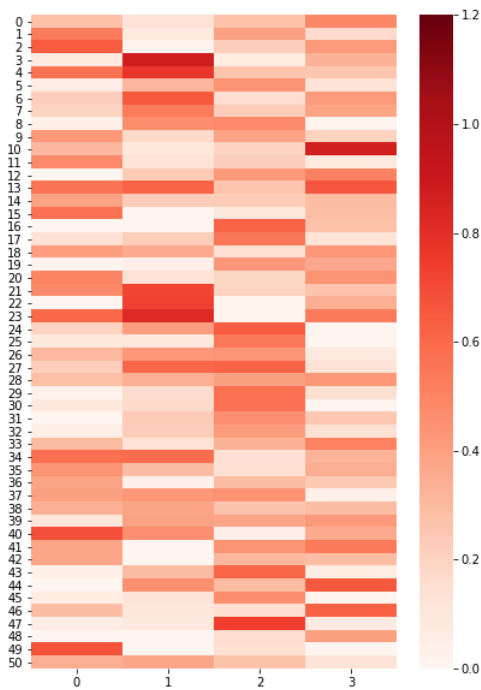


図 6 行列  $W$  のヒートマップ. 行は学生の ID, 列は行列  $H$  の行に対応するパターンの強さを表している.

行列  $H$  に注目すると, パターン 1 では 1, 3-10 列目の数値が高く, その中でも特に 5 列目と 7 列目の数値が高いことがわかる. したがって, 対象学生より少し上位の成績グループと比較する学習活動フィードバックを高く評価している学生の学習意欲の向上が見受けられた. これは, ページ注目度ランキングや学習時間の分布を提示したことによるピア効果/ヒューリスティック/アンカリングの影響が考えられる. また, パターン 1 では成績に関する 11 列目や 12 列目の数値は低い. 逆に成績に関する 11 列目や 12 列目の数値が高いパターン 2 では, 5 列目や 7 列目の数値はあまり高くなく 8 列目や 10 列目の数値が高い. 成績の伸びはないが各課題の偏差値の平均が高いパターン 0 はパターン 2 よりもさらに 5 列目と 7 列目の数値が低い. よって, 成績が向上していた学生は, 対象学生より少し上位の成績グループと比較する学習活動フィードバックよりも成績最上位と比較する学習活動フィードバックを高く評価していた. それに加えて, 前回までの課題の点数の分布を確認することでメタ認知を積極的に行っていた. 少し上位と比較する学習活動フィードバックの問題点として, 成績最上位と比較する学習活動フィードバックのように学生の成績向上に直接貢献していなかった点がある, この問題を解決するには, 本実験で学生に提示した情報を改善して対象学生より少し上位の成績グループの本質的な学習スタイルを対象学生がより明確に汲み取りやすくする必要がある. 具体的には, 成績が向上していた学生が行っていたメタ認知を意識させるようなデザインを取り入れることが挙げられる.

## 6. 結論

本論文では, 学生のレポート評価点に応じた学習活動フィードバックシステムを提案した. 実験では, NMF を用いたシステム評価により, 少し上位の成績グループの学習活動を用いたフィードバックによるピア効果/ヒューリスティック/アンカリングの影響によって学習意欲の向上につながったことを示した. 今後の課題として, 少し上位の成績グループの学習活動を用いたフィードバックが直接学生の成績向上に貢献するよう改善するため, メタ認知を対象学生に意識させるようなデザインの考案や対象学生と少し上位の成績グループとの差分を示すだけでなく, 成績向上のための具体的な目標を学生に与えるなどといった工夫が必要である. また, 全ての講義で使用できるように汎用化することによって, 本実験とは別のデータセットで対象学生より少し上位の成績グループと比較した学習活動フィードバックの効果を調査することを目指す.

謝辞 本研究は, JST AIP 加速課題 JPMJCR19U1, 科研費基盤研究 (A) JP18H04125 の支援を受けた.

## 参考文献

- [1] Lee, J., Hong, A. and Hwang, J.: A Review of Massive Open Online Courses: MOOC's Approach to Bridge the Digital Divide (2018).
- [2] Ferguson, R.: Learning analytics: drivers, developments and challenges, *International Journal of Technology Enhanced Learning*, Vol. 4, No. 5/6, pp. 304-317 (2012).
- [3] Dougiamas, M. and Taylor, P.: Moodle: Using Learning Communities to Create an Open Source Course Management System (2003).
- [4] Ogata, H., Yin, C., Oi, M., Okubo, F., Shimada, A., Kojima, K. and Yamada, M.: e-Book-based learning analytics in University education, *Doctoral Student Consortium (DSC) - Proceedings of the 23rd International Conference on Computers in Education, ICCE 2015, Asia-Pacific Society for Computers in Education*, pp. 401-406 (2015).
- [5] Bodily, R. and Verbert, K.: Review of Research on Student-Facing Learning Analytics Dashboards and Educational Recommender Systems, *IEEE Transactions on Learning Technologies*, Vol. 10, No. 4, pp. 405-418 (online), DOI: 10.1109/TLT.2017.2740172 (2017).
- [6] Aljohani, N. R., Daud, A., Abbasi, R. A., Alwibdi, J. S., Basher, M. and Aslam, M. A.: An integrated framework for course adapted student learning analytics dashboard, *Computers in Human Behavior*, Vol. 92, pp. 679 - 690 (online), DOI: <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.03.035> (2019).
- [7] Yasmin, D.: Application of the classification tree model in predicting learner dropout behaviour in open and distance learning, *Distance Education*, Vol. 34, No. 2, pp. 218-231 (online), DOI: 10.1080/01587919.2013.793642 (2013).
- [8] Jayaprakash, S. M., Moody, E. W., Lauria, E. J., Regan, J. R. and Baron, J. D.: Early Alert of Academically At-Risk Students: An Open Source Analytics Initiative, *Journal of Learning Analytics*, Vol. 1, No. 1, pp. 6-47

- (online), DOI: 10.18608/jla.2014.11.3 (2014).
- [9] Hung, J., Wang, M. C., Wang, S., Abdelrasoul, M., Li, Y. and He, W.: Identifying At-Risk Students for Early Interventions—A Time-Series Clustering Approach, *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, Vol. 5, No. 1, pp. 45–55 (オンライン), DOI: 10.1109/TETC.2015.2504239 (2017).
- [10] Van Goidsenhoven, S., Bogdanova, D., Deeva, G., Broucke, S. v., De Weerd, J. and Snoeck, M.: Predicting Student Success in a Blended Learning Environment, *Proceedings of the Tenth International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, LAK '20, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, p. 17–25 (online), DOI: 10.1145/3375462.3375494 (2020).
- [11] 大渡拓朗, 島田敬士, 峰松 翼, 谷口倫一郎: オンライン電子教材の学習ログに基づくリアルタイム学習改善のためのダッシュボード開発, 情報処理学会第 30 回教育学習支援情報システム (CLE) 研究発表会 (2020).
- [12] Diana, N., Eagle, M., Stamper, J., Grover, S., Binkowski, M. and Basu, S.: An Instructor Dashboard for Real-Time Analytics in Interactive Programming Assignments, *Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference*, LAK17, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, p. 272–279 (online), DOI: 10.1145/3027385.3027441 (2017).
- [13] Fatemeh Salehian Kia, Stephanie D. Teasley, M. H. S. A. K. M. K.: How Patterns of Students Dashboard Use Are Related to Their Achievement and Self-Regulatory Engagement, *Proceedings of the Tenth International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, LAK '20, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, p. 340–349 (online), DOI: 10.1145/3375462.3375472 (2020).
- [14] Azoulay, P., Graff Zivin, J. and Wang, J.: Superstar Extinction, *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 125, No. 2, pp. 549–589 (2010).
- [15] Zulkiply, N.: Metacognition and its relationship with students' academic performance (2006).
- [16] Romanycia, M. H. and Pelletier, F. J.: What is a heuristic?, *Computational Intelligence*, Vol. 1, No. 1, pp. 47–58 (1985).
- [17] : A literature review of the anchoring effect, *The Journal of Socio-Economics*, Vol. 40, No. 1, pp. 35 – 42 (online), DOI: <https://doi.org/10.1016/j.socec.2010.10.008> (2011).
- [18] Lee, D. D. and Seung, H. S.: Algorithms for non-negative matrix factorization, *Advances in neural information processing systems*, pp. 556–562 (2001).
- [19] Shimada, A., Minematsu, T. and Yamada, M.: *Advanced Tools for Digital Learning Management Systems in University Education*, pp. 419–429 (online), DOI: 10.1007/978-3-030-21935-2\_32 (2019).
- [20] Shimada, A. and Konomi, S.: A lecture supporting system based on real-time learning analytics, *14th International Conference on Cognition and Exploratory Learning in the Digital Age, CELDA 2017* (Spector, J., Ifenthaler, D., Ifenthaler, D., Sampson, D., Isaias, P. and Rodrigues, L., eds.), 14th International Conference on Cognition and Exploratory Learning in the Digital Age, CELDA 2017, IADIS Press, pp. 197–204 (2017).
- [21] Bock, H.-H.: *Clustering Methods: A History of k-Means Algorithms*, pp. 161–172 (online), DOI: 10.1007/978-3-540-73560-1\_15, Springer Berlin Heidelberg (2007).