

授業支援システムにおける学習分析の展開

加藤利康[†]

教育・学習支援のために ICT を活用した授業支援システムが利用されている。授業支援システムは、欧米の高等教育機関において、システムに蓄積される学習履歴データから学習者の傾向と行動パターンなどを解読する学習分析と呼ばれる分野に活用され始めている。これまでの研究において、授業支援システムは、学習履歴データの集計と統計による提示を行っているが、対面授業における学習状況を把握する機能が実現されていないことから、教師の負担が多いことが課題となっている。本論文は、授業支援システムにおける学習分析のなかで特に、データマイニングの手法を用いた事例と、欧米を中心とした Learning Analytics の事例、および e ポートフォリオを使った事例について概観し、学習分析の今後の展開を示す。

Development of Learning Analytics in Course Management System

TOSHIYASU KATO[†]

Course management system using ICT has been used for education and learning support. In the higher education institutions of Europe and the United States, course management system, are beginning to be utilized in field called learning analytics to decipher the behavior patterns and trends in student learning from historical data. The problem about the course management system is to show the material for thought of the educational guidance, analyzing learning record data in the learning. Therefore, this paper, we will review about the cases of using e-portfolio, cases of learning analytics with a focus on Europe and the U.S., and cases of techniques with data mining. Then, we show the future development of learning analytics.

1. はじめに

教育・学習支援のために情報通信技術 ICT を活用した授業支援システムが利用されている[34] [42] [45]。授業支援システムは、一般的に授業の資料配布と課題提出などの機能を提供する情報システムの総称である[40]。授業支援システムを利用する利点は、教師が対面授業では得ることができない学習者別の学習過程や行き詰まり原因の分析などを行えることである[30]。欧米の高等教育機関においては、システムに蓄積される学習履歴データから学習者の傾向と行動パターンなどを解読する学習分析 (Learning Analytics) と呼ばれる分野に活用され始めている[28]。

これまでの研究において、授業支援システムは、学習履歴データの集計と統計による提示を行っているが、対面授業における学習状況を把握する機能が実現されていないことから、教師の負担が多いことが課題となっている[35] [36] [37]。授業支援システムにおける学習状況を把握する機能は、小テスト機能が小テスト結果の集計と統計による提示を行っており、学習指導の判断は教師が行っているところから、教師の負担が多いことが課題となっている。これらの課題を解決するため、学習分析が行われている。

本論文は、授業支援システムにおける学習分析のなかで特に、データマイニングの手法を用いた学習分析の事例と、欧米を中心とした Learning Analytics の事例、および e ポートフォリオを使った事例について概観し、学習分析の今後の展開を示す。

本論文は、2章でこれまでの研究における課題について述べ、3章で学習分析の定義と利点について述べる。つぎに4章では、学習分析の分類を行い、5章では、学習分析の現状について述べる。そして6章では、学習分析の課題とその解決の観点から今後の研究の方向性について述べる。

2. これまでの研究における課題

これまでの研究において、授業支援システムは、学習履歴データの集計と統計による提示を行っているが、対面授業における学習状況を把握する機能が実現されていないことから、教師の負担が多いことが課題となっている[35] [36] [37]。授業支援システムには、下記の3つの課題がある[35] [36]。課題について、筆者は、情報処理学会論文誌や電子情報通信学会誌などの授業支援システムにおける学習状況の把握を目的とした文献10年分(2001~2010)の範囲から明らかにした。

(1) 学習の進捗状況を把握できない

授業支援システムは、課題の提出状況を提示するが、課題に対する進捗状況については途中経過を集計・分析しないため提示もしない。

(2) リアルタイムに学習者の理解度を把握できない

授業支援システムは、学習履歴データを随時に集計・分析しないため学習者の理解度に関する情報を提示しない。

(3) 行き詰まりの原因・場所を把握できない

授業支援システムは、学習履歴データを分析しないため行き詰まりの原因・場所を提示しない。

また、授業支援システムには、対面授業における学習状況を把握する機能が実現されていないため、机間巡回や小

[†] 日本工業大学大学院
The Graduate School of Engineering, Nippon Institute of Technology

テスト機能を用いて学習状況を把握しており、教師の負担が多いことが課題となっている[37]。授業支援システムの学習状況を把握する機能には、解答提出機能や小テスト機能などがある。解答提出機能は、学習者からの課題やレポートなどのファイルを受け付けて学習者ごとに集計して提示する。しかしながら、採点や内容のチェックは教師が行う必要がある。また、小テスト機能は、解答を自動的に採点・集計して正答率を提示する。しかしながら、正答率に対する過去の学習内容との関連性や学習指導が必要な学習内容の判断は教師が行う必要がある。

さらに、社会的な要求として、授業で大学教員が直面している主な問題点は、学習者の「自発性の不足」と「学習意欲を高める工夫が難しい」である[38]。加えて、大学全体の課題としては、「自律・自立を促す教育指導の強化」と「教育・学習支援体制の充実」である。

3. 学習分析とは

3.1 定義

学習分析という言葉は、1960年代において、今後の授業を改善するために授業を分析するという意味で使われている[39] [43]。近代的な意味においては、教育工学におけるデータ解析という意味で使われている[33]。

日本における学習分析は、データ解析の1つとして、教育活動に関するデータにデータマイニングの手法を適用することが現在では一般的である。学習分析におけるデータマイニングは、学習履歴データから、データベース工学と統計解析を基盤技術として、学習支援・教育支援に重要な情報の発見・抽出を行うものである[33]。学習履歴データは、授業支援システムの場合、ログイン回数、課題提出、小テスト結果、所要時間、電子掲示板への投稿データなどである。また、教育活動に関するデータにはポートフォリオと呼ばれる学習成果物や学習履歴データなどの記録を電子的な形式で扱うeポートフォリオがある[46]。eポートフォリオは、多量のポートフォリオを有効かつ効率的にマネジメントしながらコンピュータにより個別に継続的な学習・評価を支援する仕組みとして利用されている[29]。

欧米における学習分析は、Learning Analyticsという言葉で扱われている。Learning AnalyticsのACM Digital Libraryの検索結果は、2011年以降に研究論文が現れてきている。Learning Analyticsは、学習の進捗を評価し、将来の成績を予想するとともに、今後課題となりそうな点に焦点を当てることを目的として、授業支援システムによる学習者の幅広いデータを収集し、データマイニングや解釈をすることである[28]。Learning Analyticsの目標は、教師と学校が学習者1人ひとりの必要性や能力に合わせた学習機会を提供できるようにすることである。

本論文では学習分析を、広義には「教育に関するデータから学習者の傾向と行動パターンを解読すること」[28]と

定義する。狭義には「学習指導の決定に役立つ情報をリアルタイムに提供すること」[8] [9]として定義する。

3.2 実情

急速に発展している学習分析として、Learning Analyticsの実情は、米国のNew Media Consortiumが2013年に発行したホライズンレポート[28]によると、今後2~3年のうちに影響を与える技術であり、コンセプトから実践へと移行したと説明している。Learning Analyticsが注目されるようになった背景には、ICTの発展により、センサデータ、ストリームデータ、非構造化データが日常的に秒単位で膨大に入手できるようになったことであると言われている[43]。これを受けて、Learning Analyticsに特化したLearning Analytics and Knowledge (LAK)と呼ばれる国際会議が2011年より行われている[15]。発表件数は、年々増加しており、世界的にLearning Analyticsに対する関心が高まってきている。

3.3 学習分析の利点

学習分析の利点は、以下である[28] [33] [30]。

(1) 学習者の傾向と行動パターンの解読

学習者の傾向と行動パターンを解読することにより、脱落のおそれがあるグループを発見して、より良い教授法を構築することで、在籍率向上を図ることが期待できる。学習者のニーズと関心に合わせることで、学習者が概念を修得することや障害に出会ったときに意欲を持続できるようにすることが期待できる。

(2) 理解度不足の学習内容と行き詰まり原因の推定

理解度不足の学習内容を把握することにより、学習者の長所と改善が必要な部分の両方を理解して、学習者に最良の学習方針を示すことが期待できる。

(3) 到達学力の推定

到達学力を推定することにより、学習者の進捗状況に対してリアルタイムで反応して教材への取り組みを深められる教育ソフトウェアや適応学習環境の設計に役立つ情報が得られる可能性がある。

学習分析は、学習者の応答を評価して直接のフィードバックを提供し、学習コンテンツの配信と形式に調整を施すための効果的かつ効率的な手段となることが期待されている。この手段により、個々の学習者に合わせた、学習者の学習活動に適応できる学習環境を構築することが可能になる。

4. 学習分析の分類

授業支援システムにおける学習分析は、2014年2月4日にACM Digital Libraryにおいて「Learning Analytics」がタイトルに含まれた文献99件について、授業支援システムに関連する38件を分類した(表1)。文献は、Learning Analyticsの参照モデル[18]を参考にして、目的、方法、対象者ごとに、それぞれで分類した。Learning Analyticsの参照モデル

表 1 授業支援システムにおける学習分析の分類

| | 種類 | 説明 | 文献数 |
|-----|----------------------|--|-----|
| 目的 | 監視と分析[31] [36] | 学習者がどのように授業支援システムを使うかを調査し、学習活動の追跡や学習成果物を分析することで、教師が学習者の行動パターンを把握して、学習活動の将来の決定を手助けすることができる。 | 10 |
| | 予測と介入[20] [21] | 現在の学習活動と学習成果物に基づいて、将来の成果を予測して、学習者のパフォーマンスを高めるためにとるべき行動を示唆することができる。 | 3 |
| | 評価とフィードバック [11] [16] | 自己評価と学習活動の改善を支援するために、学習活動と学習成果物に基づいて生成された情報を学習者と教師にフィードバックすることができる。 | 7 |
| | 適応化[10] [25] | 個々の学習者の要求に従って、学習コンテンツと学習活動を適応することによって、つぎに何をしたらよいかを学習者に教えることができる。 | 14 |
| | 個人化と推薦[4] [7] | 学習者が自分自身の学習を決めて、学習目標を達成するために、継続的に学習者の個人的な学習環境を形づくるのを手助けすることができる。 | 4 |
| 方法 | 統計[12] [17] | 授業支援システムとの学習者のログイン数やテストの正答率、および電子掲示板への投稿頻度などの活動における平均や標準偏差などを提供する。 | 5 |
| | 視覚化[26] [27] | プレーンテキストや数値をチャートや散布図、ヒストグラムを用いて効果的に情報を提供することや、ダッシュボードと呼ばれる複数の情報源をまとめて提供する。 | 12 |
| | データマイニング [5] [19] | 教育に関するデータを決定木、クラスタリング、アソシエーション分析などの手法により、学習・教授活動に活用するために分かりやすく提示する。 | 14 |
| | 社会ネットワーク分析 [41] [48] | ネットワーク化された学習を支援するために、学習環境における学習者間や学習者と教師、あるいは教育機関との直接的あるいは間接的な相互作用とその過程の分析、相互作用を可視化する。 | 7 |
| 対象者 | 学習者[32] [47] | 学習者自身の成績を向上させるための情報や、個人的な学習環境の構築を支援する。 | 4 |
| | 教師[1] [6] | 学習者の要求に適応させた支援や教材提供を行えるようにして、学習指導の効果を高めるようにする。 | 30 |
| | 教育機関[13] [14] | 脱落のおそれがある潜在的な学習者を識別し、単位の取得や卒業に導けるように学習活動の改善や授業計画の調整を行えるようにする。 | 4 |

は、以下の4つの関連分野との関係を表したものである。
 表1の種類における文献は、後述の事例で一部取り上げる研究例である。

(1) データと環境

システムは分析のためにどんな種類のデータを集めて、管理され、使うか。

(2) 目的

システムはなぜ収集されたデータを分析するか。

(3) 方法

システムはどのように収集されたデータの分析を実行するか。

(4) 対象者

誰が分析によって対象となるか。

本研究では、データと環境が授業支援システムとなる。

文献を分類した結果、研究が活発な分野は、つぎのよう

になった。目的は、文献の37%が、適応化について、26%が監視と分析についてである(図1)。

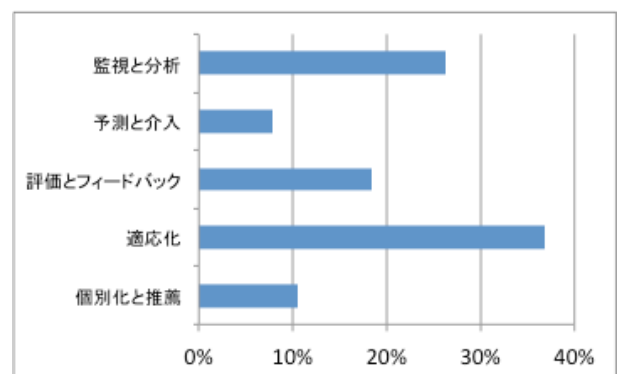


図1 目的における種類の比率

方法は、文献の37%が、データマイニングについて、32%が、視覚化についてである(図2)。対象者は、文献の79%が、システムによる教示を含む教師についてである(図3)。

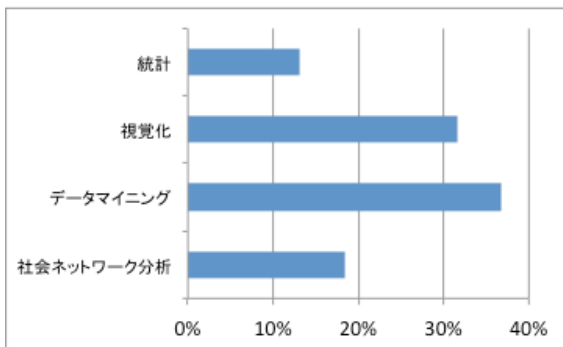


図2 方法における種類の比率

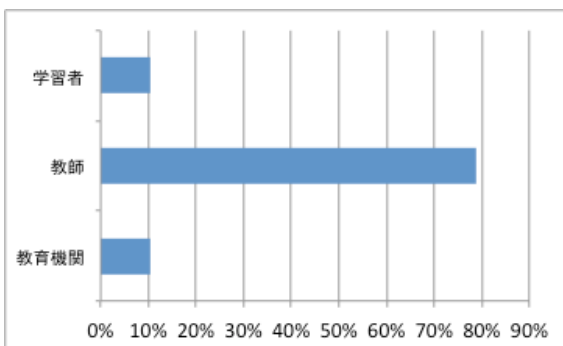


図3 対象者における種類の比率

5. 学習分析の活用

本章は、授業支援システムにおける学習分析の活用の現状について整理する。本論文は、学習分析の方法において研究が活発なデータマイニングの手法を用いた事例と、欧米を中心とした Learning Analytics の事例、および e ポートフォリオを使った事例について述べる。

5.1 データマイニングの手法を用いた事例

データマイニングの手法を用いた事例は、学習分析の方法の分類から、監視と分析、予測と介入、適応化、個人化と推薦について述べる。

監視と分析の事例は、学習活動の遅れや行き詰まっていることを異常プロセスとして検知し、教師に伝えることで、学習者に学習指導を行えるようにする[31][36]。

予測と介入の事例は、学習履歴データ(学習トピック数、学習の平均所要時間、アクセス数など)を説明変数、最終成績を目的変数として決定木によって逐次予測し、学習者に予測成績をフィードバックすることができる[20]。また、予測と介入には、決定木やベイジアンネットワークを用いて、過去の優秀な学習者との差異を抽出し、その差異に対応してどのように学習するべきかのアドバイスを生成し、学習者に提示する研究もある[21]。

適応化の事例は、学習活動の遷移データを対象にして学習遷移マップを作成し、遷移データから学習者をクラスターリングし、同一クラスターに属する学習者に対して学習コンテンツを推奨することができる[10]。また、適応化には、学習者の操作ログデータをもとにして、次の操作がわからない学習者にアドバイスを与えるシステムも開発されている[25]。

個人化と推薦は、サポートベクターマシンを使って、学習履歴データを説明変数、成績を時間で割った学習効率を目的変数として、分析・学習させ、各学習者の学習成果を予測しながら、学習者に則した学習コンテンツを自動的に構成するシステムが開発されている[4]。

5.2 Learning Analytics の事例

Learning Analytics の事例は、学習分析の目的の分類から、評価とフィードバック、学習分析の方法の分類から、視覚化と社会ネットワーク分析、および対象者による分類から、教師と教育機関について述べる。

評価とフィードバックの事例には、授業支援システム Moodle における学習活動の評価を支援して学習者のパフォーマンスを向上させることを目的としたプラグイン開発の研究がある[11]。この研究は、学習過程の評価を支援するために、教師が定めた基準に従って Moodle の学習活動を分析して学習活動ごとにスコアを提示する。その有効性は、教師 12 人のうち 75%が学習活動に対する学習指導の参考になったと答えていることである。Moodle[24]は、国内において最も多く利用されているオープンソースの授業支援システムである[45]。

視覚化の事例には、形成的評価からの自発的な学習の促進を目的として、モバイル機器向けのダッシュボードを提示する研究がある[27]。この研究は、学習者の学習活動を学習者自ら改善させるために、授業において毎週の小テスト結果をユーザごとにモバイルダッシュボードを用いて提示する(図4)。



図4 小テスト結果を分析したモバイルダッシュボード

社会ネットワーク分析の事例には、学習者間の相互作用の解析から、コミュニケーションの系全体の特性を評価しようとする研究がある[48]。この研究は、学習者間のマイクロなインタラクションと、そのインタラクションが創発するマクロのネットワークのダイナミクス、あるいはマクロなネットワークがマイクロなネットワークに与えている影響などを複雑ネットワーク分析により可視化している。

教師を対象とした Learning Analytics の事例には、Blackboard のアナリティクス機能がある[2]。Blackboard は、世界で最も普及した商用の授業支援システムである。Blackboard のアナリティクス機能は、時間の経過とともに学習者の傾向と行動パターンを分析している(図5)。この機能は、リスクのある学習者を識別して、指導方針を決めるための情報を教師へ提示する。

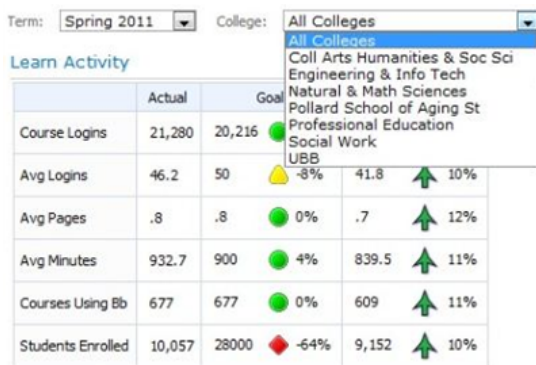


図5 Blackboard による学習者の活動状況

教育機関を対象とした Learning Analytics の事例には、脱落のおそれがある学習者を発見し、特定の講座において失敗しないように配慮を受けられるようにするシステムがある[3][14]。このシステムは、学習者の講座に対する学習を成功させるために、授業支援システムの学習履歴から学習者のリスクレベルを算出し、失敗しそうだと特定された学習者を発見する。その有効性は、システムを利用した2年間において、100の学科23,000人の学習者における成功率が約10%向上したことである。

5.3 eポートフォリオを使った事例

授業支援システムにおける eポートフォリオには、Blackboard Portfolio[2]と Mahara[22]などがある。Blackboard Portfolio は、Blackboard 上の学習履歴や学習成果物をポートフォリオとして記録する機能である。Mahara は、オープンソースのポートフォリオシステムであり、Moodle と連携した研究が行われている[23]。

eポートフォリオを使った事例は、Mahara とその他のシステムによる研究例について述べる。Blackboard Portfolio に関する事例は、執筆時点で ACM Digital Library におけるキーワード検索結果が開発手法の研究1件であった。

Mahara は、Mahara オープンフォーラムが毎年行われる

ほど、研究が行われている[23]。その主な研究分野は、対面授業、課程全体、評価についてである。最近の Mahara による研究例には、学習成果物に対する学習過程を対象として、学習者が学習過程において省察的学習を支援する機能の開発がある[47]。

その他のシステムによる研究例には、独自のシステムに対するものがある[32][41]。植野ら[32]のシステムは、学習者と類似の学習過程を持つ評価の高い学習者を推薦して他者からの学びを促進する。また、島崎ら[41]のシステムは、eポートフォリオにおける学習者の相互評価に Learning Analytics の社会ネットワーク分析を適用して、評価活動状況と学習活動状況、および学習成果物の生成・改訂状況を把握できるようにする。

6. 学習分析の今後

6.1 現状の問題点

学習分析は、複数の目的と方法、および対象者による利用方法があるが、現状は、学習活動の改善を決定させる情報を視覚化する必要がある。

現在の学習分析は、授業支援システムにおいて、成績に影響される複数の学習活動に対しての学習指導の必要性がわからない。加えて、現状は、生涯学習を視野に入れた長期的かつ継続的な学習と評価への活用が期待されるが、自発性を考慮した個人的な学習環境の実装が行われていない。

現在の学習分析の問題点は、以下の3つに集約される。

- 問題点1: 授業支援システムを利用する学習者のグループまたは全学習者の単位で学習活動の特徴がわからない。
- 問題点2: 複数の学習活動に対する学習指導の必要性がわからない。
- 問題点3: 自発的な学習に対する個人的な学習環境の実装がない。

6.2 研究課題

今後の研究課題は、学習分析の現状の問題点を解決する以下のことが挙げられる。

- (1) 学習者のグループまたは全学習者の単位で学習活動の特徴を分析
- (2) 複数にまたがる学習活動に対する学習指導の必要性を分析
- (3) 自発的な学習に対する個人的な学習環境の実装

(1)の学習活動の特徴の分析については、大量の学習活動に対するデータを追跡することで全学的な学習指導が行えるようになる。分析の方法は、学習者の学習活動から、学習者のグループと全学習者の特徴を視覚化するために、共通する学習活動と評価を持つ学習者を分類することが考えられる。

(2)の学習指導の必要性の分析については、学習者の長所と短所、および傾向と行動パターンを解析して学習者のパ

パフォーマンスを最大限に引き出すことができるようになる。実装の方法は、学習者の学習活動から、学習に対する行動を追跡するために、データマイニングによる異常プロセスの検知や予測を行うことが考えられる。

(3)の個人的な学習環境の実装については、教育機関が学習者の自発的な学習環境を整えることで、長期的な学習意欲を向上させることができるようになる。実装の方法は、eポートフォリオの特徴である個別に蓄積された学習成果物から、学習目標に対する学習者自身の位置を把握させてリフレクションを促し、行動に移させるために、マップの提示と推薦を行うことが考えられる。

7. おわりに

本論文は、現在の視点から授業支援システムにおける学習分析を、その目的、方法、対象者ごとで分類して、学習分析を取り巻くデータマイニング、Learning Analytics、eポートフォリオの事例を挙げてまとめた。今後学習分析の発展には、学習活動の改善を決定させる情報を視覚化する必要がある。

分類に基づいた現在の学習分析は、ほとんどが教師を対象として、最も一般的に適用された目的が適応化、および監視と分析であり、最も使われた方法がデータマイニングと視覚化であった。また、学習分析を活用する事例から、学習分析は、欧米を中心に大学における実践が重視され、さまざまな形で利用され始めている。しかしながら、学習分析の広がり期待するに反して、日本において授業支援システムを導入している教育機関はまだ少ない[45]。

学習分析における研究課題は、現在の学習分析における問題点の解決の観点から示したが、今後、学習分析に関する研究・開発が進み、学習分析を用いた実践が報告され、より有効・効果的に活用されることを期待する。

謝辞 本論文の作成にあたり、御多忙の身ながら研究の方法、考え方、まとめ方などをご指導していただいた石川孝教授に深く御礼を申し上げます。また、論文のまとめ方の助言をいただいた大橋裕太郎先生に感謝の意を表します。

参考文献

- 1) A. F. Agudo-Peregrina, S. Iglesias-Pradas, M. A. Conde-Gonzalez, A. Hernández-García: Can we predict success from log data in VLEs? Classification of interactions for learning analytics and their relation with performance in VLE-supported F2F and online learning, *Computers in Human Behavior*, vol.31, pp.542-550 (2013).
- 2) Blackboard, <http://www.blackboard.com/>
https://help.blackboard.com/en-us/Learn/9.1_SP_14/Student/100_Content_Collection/090_About_Portfolios/000_Working_with_Artifacts (Retrieved February 11, 2014).
- 3) Course Signals - Stoplights for Student Success, <http://www.itap.purdue.edu/learning/tools/signals/>

- (Retrieved February 11, 2014).
- 4) C. J. Huang, S. S. Chu, and C. T. Guan: Implementation and performance evaluation of parameter improvement mechanisms for intelligent e-learning systems, *Computers & Education*, vol.49, no.3 pp.597-614 (2007).
- 5) C. Romero, S. Ventura, E. Garcia: Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial, *Computers & Education*, vol.51, Issue 1, pp.368-384 (2007).
- 6) D. Cambridge, K. Perez-Lopez: First steps towards a social learning analytics for online communities of practice for educators, *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, pp.69-72 (2012).
- 7) E. Duval: Attention please!: learning analytics for visualization and recommendation, *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, pp.9-17 (2011).
- 8) EDUCAUSE: Learning Initiative, 7 Things You Should Know about First-Generation Learning Analytics (2012).
<http://net.educause.edu/ir/library/pdf/ELI7079.pdf>. (Retrieved February 11, 2014).
- 9) Elias, T.: Learning Analytics: Definitions, Processes and Potential (2011).
<http://learninganalytics.net/LearningAnalyticsDefinitionsProcessesPotential.pdf> (Retrieved February 11, 2014).
- 10) F. H. Wang and H. M. Shao: Effective personalized recommendation based on time-framed navigation clustering and association mining, *Expert Systems with Applications*, vol.27, no.3, pp.365-377 (2004).
- 11) I. Dimopoulos, O. Petropoulou, S. Retalis: Assessing students' performance using the learning analytics enriched rubrics, *Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge* pp.195-199 (2013).
- 12) I. G. Rojas, R. M. Crespo Garcia: Towards Efficient Provision of Feedback Supported by Learning Analytics, *Proceedings of the 2012 IEEE 12th International Conference on Advanced Learning Technologies*, pp.599-603 (2012).
- 13) J. A. Ruiperez-Valiente, P. J. Munoz-Merino, C. D. Kloos: An architecture for extending the learning analytics support in the Khan Academy framework, *Proceedings of the First International Conference on Technological Ecosystem for Enhancing Multiculturality*, pp.277-284 (2013).
- 14) K. E. Arnold, M. D. Pistilli: Course signals at Purdue: using learning analytics to increase student success, *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, pp.267-270 (2012).
- 15) Learning Analytics and Knowledge(LAK) 2011, <https://tekri.athabasca.ca/analytics/> (Retrieved January 23, 2014).
- 16) L. Ali, M. Hatala, D. Gasevic, J. Jovanovic: A qualitative evaluation of evolution of a learning analytics tool, *Computers & Education*, vol.58, Issue 1, pp.470-489 (2011).
- 17) L. Ali, M. Asadi, D. Gasevic, J. Jovanovic, M. Hatala: Factors influencing beliefs for adoption of a learning analytics tool: An empirical study, *Computers & Education*, vol.62, pp.130-148 (2013).
- 18) M. A. Chatti, A. L. Dyckhoff, U. Schroeder, H. Thus: A reference model for learning analytics, *International Journal of Technology Enhanced Learning* archive, vol.4, Issue 5/6, pp.318-331 (2012).
- 19) M. d'Aquin, N. Jay: Interpreting data mining results with linked data for learning analytics: motivation, case study and directions, *Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, pp.155-164 (2013).
- 20) M. Ueno: Animated agent to maintain learner's attention in e-learning, *Proceedings of World Conference on E-Learning in Corporate, Government, Healthcare, and Higher Education 2004*,

pp.194-201 (2004).

21) M. Ueno and T. Okamoto: Intelligent Bayesian agent as a facilitator in e-Learning, Proceedings of World Conference on E-Learning in Corporate, Government, Healthcare, and Higher Education 2006, pp.3084-3092 (2006).

22) Mahara ePortfolio system, <https://mahara.org/> (Retrieved February 11, 2014).

23) Mahara ユーザコミュニティ F レックス, <http://eport.f-leccs.jp/view/view.php?id=1849> (Retrieved February 11, 2014).

24) Moodle, <https://moodle.org/> (Retrieved February 11, 2014).

25) N. Tselios, A. Stotica, M. Maragoudakis, N. Avouris, and V. Komis: Enhancing user support in open problem solving environment through Bayesian network inference techniques, Educational Technology & Society, vol.9, no.4, pp.150-165 (2006).

26) N. R. Aljohani, H. C. Davis: Significance of Learning Analytics in Enhancing the Mobile and Pervasive Learning Environments, Proceedings of the 2012 Sixth International Conference on Next Generation Mobile Applications, Services and Technologies, pp.70-74 (2012).

27) N. R. Aljohani, Hugh C. Davis: Learning Analytics and Formative Assessment to Provide Immediate Detailed Feedback Using a Student Centered Mobile Dashboard, Proceedings of the 2013 Seventh International Conference on Next Generation Mobile Apps, Services and Technologies, pp.262-267 (2013).

28) New Media Consortium: NMC Horizon Report 2013 Higher Education Edition (2013).

29) Y. Morimoto, M. Ueno, I. Kikukawa, S. Yokoyama, and Y. Miyadera: Formal Method of Description Supporting Portfolio Assessment, Journal of Educational Technology and Society, vol.9, no.3, pp.88-99 (2006).

30) 植野 真臣: eラーニングにおけるデータマイニング, 日本教育工学会論文誌, vol.31, no.3, pp.271-283 (2007).

31) 植野 真臣: eラーニングにおける所要時間データの異常値オンライン検出, 電子情報通信学会論文誌(D), vol.J90-D, no.1, pp.40-51 (2007).

32) 植野 真臣, 宇都 雅輝: 他者からの学びを誘発するeポートフォリオ, 日本教育工学会論文誌, vol.35, no.3, pp.169-182 (2011).

33) 植野 真臣, 森本 康彦, 望月 俊男: 教育設計・評価・分析, 電子情報通信学会 知識ベース, S3 群-11 編 (教育支援システム) 3 章, <http://www.ieice-hbkb.org/portal/> (Retrieved January 23, 2014).

34) 江本 理恵: ICT を活用した教育支援システムの導入とファカルティ・ディベロップメント-岩手大学の事例から-, 国立教育政策研究所紀要 第139集 (2010).

35) 加藤 利康, 石川 孝: 優れた授業実践のための7つの原則に基づく授業支援システムの要求分析, 情報処理学会 コンピュータと教育研究報告, vol.2011-CE-110, no.6, pp.1-8 (2011).

36) 加藤 利康, 石川 孝: 授業支援システムにおけるプログラミング演習のための学習状況把握支援機能の設計と評価, 情報処理学会 コンピュータと教育研究報告, vol.2012-CE113, no.6, pp.1-8 (2012.2).

37) 加藤 利康, 石川孝: 授業支援システムの小テストマイニングによる学習つまづき検出, 情報処理学会 コンピュータと教育研究報告, vol.2013-CE-118, no.6, pp.1-8 (2013).

38) 公益社団法人私立大学情報教育協会: 私立大学教員の授業改善白書 平成22年度の調査結果, <http://www.juce.jp/LINK/report/hakusho2010/hakusho2010.pdf> (Retrieved January 23, 2014).

39) 佐伯 正一: 学習分析による授業の改善, 明治図書 (1961).

40) 佐伯 胖: 学びとコンピュータハンドブック, 東京電機大学出版局, pp.200-203 (2008).

41) 島崎 俊介, 森本 康彦: 知的システム実現のためのネットワ

ーク分析を用いたeポートフォリオ学習支援の検討, 日本教育工学会 第29回全国大会, pp.87-90 (2013).

42) 清水 康敬: ICT活用によるFDの現状とNIMEの取り組み, メディア教育研究, 第4巻, 第1号, pp.1-8 (2007).

43) 城田 真琴: ビッグデータの衝撃——巨大なデータが戦略を決める, 東洋経済新報社 (2012).

44) 砂沢 喜代次: 学習分析から見た楽しい授業--特集・楽しい授業, 児童心理, 金子書房, vol.16, no.11, pp.1377-1385 (1962).

45) 放送大学学園: 平成21年度・22年度 文部科学省先導的大学改革推進委託事業「ICT活用教育の推進に関する調査研究」(2011).

46) 森本 康彦: eポートフォリオの理論と実際, 教育システム情報学会誌, vol.25, no.2 (2008).

47) 森本 康彦: eポートフォリオシステム「Mahara」における省察的学習支援機能の開発とその評価, 電子情報通信学会信学技報, vol.113, no.254, pp.25-30 (2013).

48) 安武 公一, 多川 孝央, 山川 修, 隅谷 孝洋, 井上 仁: e-Learning 学習環境において形成されるコミュニケーション・ネットワークの構造的な特性を分析する試み, 日本教育工学会論文誌, vol.3, no.3, pp.359-371 (2007).