

大学におけるビッグデータ・アナリティクスと教学 IR

Big Data Analytics and Institutional Research for Universities

近藤 伸彦

CELL 教育研究所研究員

近年の ICT の発展により、教育におけるビッグデータは現実的なものとして顕在化し、その活用により教育改善をおこなう試みが大きな注目を集めている。海外ではいち早く教育ビッグデータに対するアナリティクスの研究と実践が行われ、国内においてもその必要性が急速に認識されつつある。本稿では、大学における教育ビッグデータの活用について整理するため、種々のアナリティクスと教学 IR に着目して、発展の経緯や、分野間の関係性などについてまとめる。さらに、大手前大学におけるアナリティクスや教学 IR の現状と展望について述べる。

キーワード: 教育ビッグデータ、ラーニングアナリティクス、アカデミックアナリティクス、Educational Data Mining、教学 IR

1. はじめに

ICT 技術の進歩により、大規模なデータが低コストかつリアルタイムに蓄積できるようになってきている。そのような背景のもと、近年は「ビッグデータ」の時代と呼ばれるなど、分野を問わず、大規模データを知的に活用することの重要性がますます認識されるようになった。よく見られる大規模データ関連の用語に「データサイエンス」や「アナリティクス」がある。統計学、機械学習、データマイニングなどをキーワードとし、データを知的に扱うための手法を研究する学問として「データサイエンス」は位置づけられ、これに基づく科学的なデータ分析の手法が「アナリティクス」であるといえるだろう。時々刻々と蓄積される「ビッグ」なデータをアナリティクスにより科学的に分析し、これを問題解決や意志決定に活用することは、あらゆる分野においてその必要性を増している。

ここまで述べたことは、教育においても例外にない。教育の現場では、eラーニングにおける学習ログや、LMS (Learning Management System) の操作ログ、学習者のデモグラフィックデータや修学状況のデータなど、さまざまな種類のデータが日々蓄積される。そしてその粒度はテクノロジーの進歩に合わせてより細かく、かつリアルタイム性を増し、またデータの種類も多様になっている。これらを「教育ビッグデータ」として取り扱うことの有用性がさまざまに議論され、これを対象とするアナリティクスの研究が加速してい

る。「ラーニングアナリティクス」や「Educational Data Mining」などはその代表的な例である。

一方、日本の高等教育はユニバーサル・アクセス時代を迎え、学力・意欲などが多様化した学生を対象とするエンrollment・マネジメントが喫緊の課題となっている。この 10 年ほどで IR (Institutional Research) の必要性が顕著に訴えられるようになり、エビデンスベースの教育改革が試行錯誤のうちに進行している。とくに、教学面に特化した「教学 IR」が日本独自の概念として根付きつつある (松田 2014)。すでにユニバーサル化し、さらに「2018 年問題」で知られる人口構造の変化への対応などを余儀なくされる現代の大学教育において、教育の質保証、学習成果の保証を達成するためには、データをもとにした教育改善をめざす教学 IR を実質的に機能させることが必要となるであろう。また、先述したように、教育に関するデータもまたビッグデータとしてリアルタイムに蓄積され続けるため、これからの教学 IR はビッグデータのアナリティクスという視点が欠かせなくなるであろう。

本稿では、大学における教育ビッグデータ活用の現状を整理するため、種々のアナリティクスと教学 IR に焦点をあててその経緯や関連性についてまとめる。さらに、大手前大学におけるアナリティクスや教学 IR の現状と今後の展望について述べる。

2. 高等教育におけるアナリティクスと教学 IR

2.1. 教育ビッグデータとアナリティクス

近年の急速なICTの発展は、ビジネスや医療をはじめ、あらゆる分野においてイノベーションを起こしつつある。こと教育においては、テクノロジーを用いて教育にイノベーションを起こす「EdTech」という概念が生まれ、ひとつの大きな領域が構成されている (CDW 2015)。

そのような背景のもと、「教育ビッグデータ」という語の出現が示すように、教育の分野において、ビッグデータを用いた問題解決はいま最も注目されているトピックのひとつとなっている。一般的にビッグデータにいえることと同様に、「アナリティクス」の活用が要点であり、機械学習、人工知能、データマイニング、統計的学習といったテクノロジーの導入が多角的に検討されている。

2.2. ラーニングアナリティクスの発展

教育におけるビッグデータ・アナリティクスはとくに2000年前後から盛んになり、さまざまな試みがなされてきたが、後述するように、近年ではその分野や用語が一定の収束を見せつつある。そのうちの、主たる研究分野のひとつがラーニングアナリティクス (Learning Analytics) である。ラーニングアナリティクスにおける分野横断的な非営利組織SoLAR (Society of Learning Analytics Research) は、国際会議 International Conference on Learning Analytics & Knowledge (LAK) の毎年の開催や、ジャーナル *The Journal of Learning Analytics* の刊行などを推進している (SoLAR 2015)。SoLARはラーニングアナリティクスにおける国際的な研究コミュニティとして最大のものであるといえる。

ICTによる高等教育の発展をミッションとする米国の非営利団体EDUCAUSEとNMC (New Media Consortium) は、毎年発行される「Horizon Report」において、高等教育における教育・研究に対して数年以内にインパクトを与えるテクノロジーについてまとめている (NMC 2015)。表1に、2011年～2015年のHorizon Reportにおけるトピックの一覧を示す。インパクトを与える時期について2011年には「4～5年内」と位置づけられていたラーニングアナリティクスは、2012年、2013年には「2～3年内」となり、2014年には「1年以内」とされた。2015年にはラーニングアナリティクス単独ではピックアップされておらず、すでに大きなインパクトをもって教育・研究の現場に導入されていることがうかがえる。

また、こうした教育ビッグデータやラーニングアナリティクスの発展は、MOOCs (Massive Open Online Courses) に代表されるオンライン学習の拡大などにより、学習に関するデータの粒度がより細かく、大規模・高頻度に蓄積できるようになったことと呼応していることもおさえておきたい。

海外においては、Purdue UniversityのCourse Signal (ARNOLD and PISTILLI 2012)、Marist College OAAI (Open Academic Analytics Initiative) のPredictive Modelling (JAYAPRAKASH et al. 2014)、Capella UniversityのCompetency Map (GRANN 2015)、UCLA Higher Education Research InstituteのExpected Graduation Rate Calculator (HERI 2015)、The University of MichiganのGrade Craft (The University of Michigan 2015) など、組織的にラーニングアナリティクスを取り入れている例が散見される。

表1 高等教育における教育・研究に対して数年以内にインパクトを与えるテクノロジー (Horizon Report より)

刊行年	1年以内	2～3年	4～5年
2011年	・ Electronic Books ・ Mobiles	・ Augmented Reality ・ Game-Based Learning	・ Gesture-Based Computing ・ Learning Analytics
2012年	・ Mobile Apps ・ Tablet Computing	・ Game-Based Learning ・ Learning Analytics	・ Gesture-Based Computing ・ Internet of Things
2013年	・ MOOCs ・ Tablet Computing	・ Games and Gamification ・ Learning Analytics	・ 3D Printing ・ Wearable Technology
2014年	・ Flipped Classroom ・ Learning Analytics	・ 3D Printing ・ Games and Gamification	・ Quantified Self ・ Virtual Assistants
2015年	・ Bring Your Own Device ・ Flipped Classroom	・ Makerspaces ・ Wearable Technology	・ Adaptive Learning Technologies ・ The Internet of Things

日本国内でも、日本教育工学会、教育システム情報学会、情報処理学会、電子情報通信学会、コンピュータ利用教育学会、学習分析学会など、教育工学や情報科学等の学際的学会における注目が高まり、全国大会における特別セッションや、研究会等におけるテーマにラーニングアナリティクスが取り上げられることも多くなってきている。また多くの大学・企業がラーニングアナリティクスへの取り組みを計画している。

2.3. ラーニングアナリティクスの目的

International Conference on Learning Analytics & Knowledge (LAK) 第1回大会のCall For Papersにおいて、ラーニングアナリティクスは次のように定義されている (LAK 2011)。

Learning analytics is the measurement, collection, analysis and reporting of data about learners and their contexts, for purposes of understanding and optimising learning and the environments in which it occurs.

ここからわかるように、ラーニングアナリティクスは、学習者やその周辺のデータから、学習者および学習環境の理解と最適化を行うことを目的としている。Siemensは、ラーニングアナリティクスのプロセスを次のようにまとめている。まず、学習者に関連するデーター学習者のプロフィールをはじめ、LMSやSNSにおける活動ログデータを含む一により、分析 (Analytics) が実行される。この分析の結果にもとづいて、学習者に関する予測 (Prediction) が行われる。この予測結果から、適応 (Adaptation)、個別化 (Personalization)、介入 (Intervention) といったアクションへと結び付けられる (SIEMENS 2010)。このようなプロセスである。

また、2012年のHorizon Reportでは、次のような記述がある (NMC 2015)。

The goal of learning analytics is to enable teachers and schools to tailor educational opportunities to each student's level of need and ability in close-to-real time.

ラーニングアナリティクスは、学習者と教授者の双方にとって、「(ほぼ) リアルタイムに」価値を与えることを目的としていることがわかる。

2.4. 教育におけるアナリティクスの経緯と分類

教育におけるアナリティクスの導入は、1970年代の

米国や英国におけるIR (Institutional Research) に端を発すると言われる (FERGUSON 2012)。そののち、1990年代におけるICTによるオンライン学習の出現と発展を経て、2000年代には徐々にEducational Data Miningの分野が形成されてきた。これは、データマイニングの技術を教育へ応用する分野である。2.2節で示したラーニングアナリティクスの例と同様に、国際的研究コミュニティとしてInternational Educational Data Mining Society (IEDMS) があり、国際会議 International Conference on Educational Data Mining が2008年から、ジャーナル *Journal of Educational Data Mining* が2009年から刊行されている (IEDMS 2015)。IEDMSによると、EDMは次のように定義されている。

Educational Data Mining is an emerging discipline, concerned with developing methods for exploring the unique and increasingly large-scale data that come from educational settings, and using those methods to better understand students, and the settings which they learn in.

2000年代後半には、機関レベル、政策レベルでのアナリティクス活用という観点から、アカデミックアナリティクスという概念も提唱されている (CAMPBELL and OBLINGER 2007)。ここでは、学習者/教授者のレベルよりも、大学としての質保証や説明責任といったレベルの観点が主となり、学生の成功やリテンションに関するアナリティクスが考えられている。そして、アカデミックアナリティクスから分化する形で、2010年頃からラーニングアナリティクスが独立した分野を形成し始めたとみられる (FERGUSON 2012)。

Educational Data Mining、アカデミックアナリティクス、そしてラーニングアナリティクスは、用いるデータやテクノロジーが互いに大きくオーバーラップし、関連の深い分野であるが、重点の置かれる側面に違いがあり、表2のようにまとめられるであろう。Educational Data Miningは技術面にフォーカスが置かれ、教育データからいかに有用な知識発見を行うかが重視される。ラーニングアナリティクスは、学習者や教授者にとっての価値を重視し、より適した学習・教育機会の提供をめざす。アカデミックアナリティクスは、機関もしくは国家・国際レベルでの政策・経営的観点が興味対象であり、質保証やリテンション等が

表2 教育におけるアナリティクス関連分野の分類

分野	重点	キーワード
Educational Data Mining	技術面	知識発見、学習プロセスの理解、データマイニング、etc.
ラーニングアナリティクス	教育/学習面	学習改善・介入、成否予測、パーソナライズ、アダプティブ、最適化、etc.
アカデミックアナリティクス	政策/経営面	質保証、リテンション、説明責任、IR、エンrollment・マネジメント、etc.

背景にある。これらの分野は、その目的や手段が相補的であり、今後より一層のコラボレーションが求められることもSIEMENS and BAKER (2012) により言及されている。

2.5. 高等教育の質保証と教学IR

日本の高等教育は、ユニバーサル・アクセス時代を迎え、学力・意欲などがきわめて多様化した学生のエンrollment・マネジメントが喫緊の課題となっている。米国においては、1960年代頃から同様の問題が表面化し、リテンションや質保証が深刻な問題となった際にIR (Institutional Research) が発展した経緯がある。米国のIR関連のコミュニティにはAIR (Association for Institutional Research) があり、これは1966年の設立から50年の歴史がある学会である。年次大会としてAIR Forumを毎年開催しているほか、複数のジャーナルの刊行も行っている (AIR 2015)。

日本においても、「学士課程答申」における「大学の諸活動に関する調査データを収集・分析し、経営を支援する職員」についての言及をはじめ (中央教育審議会 2008)、この10年ほどでIRが急速に認識されるようになった。内部質保証を重視する認証評価などの制度的プレッシャーはもちろん、いわゆる2018年問題を間近にしての経営上の危機感などもあいまって、近年では多くの大学がIRの必要性を自覚し、IR組織の設置などが盛んになっている。

IRにはさまざまな機能があり、機能に応じていくつかの類型化がなされている。たとえば沖らは、経営改善、教育改善、認証評価・情報提供の3つの視点によりIRの分類を行っている (沖・岡田 2011)。この分類のうち、教育改善に関する機能にあたるものが「教学IR」であり、日本ではとくにこの概念が独自に発達している (松田 2014)。教学IRが射程とする重要な視点にエンrollment・マネジメントがある。ハワード(2012)

によると、エンrollment・マネジメントとは、「戦略的な計画によって構造化され、IRによって支援された学生の大学選択、大学間移動、中途退学、在籍、アウトカムに係る活動」であるとされる。多様な学生に対する教育の質保証だけでなく、大学の経営上の観点からみても、エンrollment・マネジメントを適切に運用することは必要不可欠である。ある層には中途退学を未然に防ぐ施策が必要である一方、別の優秀な成績をおさめる層には、さらに高い学習成果を上げるための施策が必要であるといったように、多様な層に対する多様な (個別化された) 施策が求められる。

2.6. アナリティクスと教学IR

前節で述べたように、学生の多様さへ対応しながら、同時に個々の学習成果の保証を行うためには、データを有効に活用し、個に応じたきめ細かい学習支援を行うことが必要である。今後は、アナリティクスを教学IRへ本格的に導入することにより、教育ビッグデータにもとづいて適応的・個別的な学習支援を行ったり、多角的・発見的な分析を行ったりすることが必要となるであろう。

教育ビッグデータ・アナリティクスと教学IRは、これまで必ずしも同じ土俵で議論されることは多くなかったが、いずれも大規模な教育データによって教育改善をめざすという点から、これらの分野を融合させた研究・開発が今後ますます重要性を増すと考えられる。ラーニングアナリティクスやEducational Data Miningで用いられるデータをマイクロレベル、教学IRで用いられるデータをマクロレベルとして、これらを統合したマルチレベルなアナリティクス (教育ビッグデータ分析) が必要であるとも言及されている (船守 2014)。粒度や時間分解能の異なるデータに対するアナリティクスをうまく統合することが重要である。

2.4節に述べた教育におけるアナリティクス活用の分類をみれば、教学IRとアカデミックアナリティクスの深い関係性が浮かび上がってくる。Educational Data Miningにおける知見や分析技術、ラーニングアナリティクスによる学習者・教授者視点のリアルタイムな学習モデル構築や個別化手法などを統合することで、教育機関 (またはその共同体) としてのアカデミックアナリティクス (≒教学IR) の戦略が構築されるであろう。そのためにも、教育におけるアナリティクス活用についてのマクロレベル (教育機関、国家など) での認識と支援による、分野横断的な研究・交流が必要となると考えられる。

3. 大手前大学におけるアナリティクスと教学 IR の現状および今後の展望

大手前大学（以下、本学という。）では、教務データ、学籍データ、入試データ等さまざまな学生データに加え、全学運用される独自 LMS (Learning Management System) により、大規模な教育データが日々蓄積されている。これらのデータを用いたアナリティクスの活用は現時点でまだ十分とはいえないが、本章では、本学におけるアナリティクスについて、すでに学習支援において実用化しているものや、基礎研究段階のものを一部紹介する。また、本学における教学 IR の現状を紹介するとともに、アナリティクスと統合させた今後の展望を簡単に述べる。

3.1. 出欠席情報の可視化による学習支援

本学では、通学課程と通信教育課程共通の LMS を独自に開発・運用している。当 LMS は、主に、授業運用に関する機能、学生への情報提供に関する機能、教員の教育支援に関する機能、学生の eポートフォリオ機能などを有する。

通学課程の授業においては、授業への出欠席情報を LMS 上で管理することができる。原則的にすべての授業において毎回の出欠席情報を LMS へ入力することになっており、とくに必修科目については授業後すみやかに入力するよう各担当教員に依頼している。

これらの出欠席情報から、修学に問題のある学生を早期に発見し支援策を講じることができるように、LMS 上で学生の修学状況を可視化し、必要に応じて自動的にアラートを表示するシステムが実装されている。本学の専任教員はアカデミックアドバイザーとして複数の学生を担当し、広く修学上の支援を行う役割を担っているが、LMS では担当する学生の出欠席情報が一覧表示され、これをもとに修学状況のモニタリングができるようになってきている。具体的には、直近数週の出欠席数から算出される回帰係数に基いて欠席数の推移状況を「増加傾向」「減少傾向」「変化なし」の 3 段階で表示しているほか、この回帰係数や全体の欠席率の適当な閾値に応じてアラートが表示されるようになっている。

また、アドバイザー教員だけでなく、学生支援の専門スタッフはすべての学生についてのこれらの出欠席情報を閲覧できるようになっている。このスタッフは、大学の定めた方針に従って、修学上の問題を抱える学生へコンタクトを取り、適切な修学を促す役割をもつ。その際に、すべての科目の出欠席情報を一覧し、コン

タクトを取るべき学生を適切に抽出できるようになっている。

3.2. 学生の成否予測モデルの構築

筆者は、3.1 節で紹介したような出欠席状況の可視化にとどまらずに、さらに統合的にデータを用いることで、学生の修学状態を数理的にモデル化することを検討している。

基本的なコンセプトとしては、デモグラフィックデータ、教務データ、入試データなどあらゆるデータを学生ごとに紐付け、時系列に整理した「学修ライフログ」を想定し、ここから適宜必要なデータを抽出して修学状態のモデルを構築することを考えている。

ひとつは、入学前から入学初期のデータを用いて、経年後の在籍状態を予測するモデルを機械学習により構築することを検討している（近藤・畠中 2016）。また別のアプローチとして、修学状態の推移をページアンネットワークにより確率モデルとして表現することを検討している（近藤・畠中 2015）。こうした数理モデルを用いて、原因分析や予測などを行い、教学 IR や学習支援につなげることをめざしている。

3.3. 教学 IR の現状

教学 IR を推進するうえで必要となるデータは、入学前から卒業後まで多岐にわたり、さまざまな部署やシステムに分散しているのが現状である。また、こうしたデータの分析や評価も各部署において独立に行われることが多く、その結果は学内で必ずしも有効には共有されていない。

本学では、2014 年度に教学 IR の担当部署が設定されたが、当該部署は、これらのデータの全体像を把握し、また大学としてのアセスメントポリシーを定め、分析作業のマネジメントをしていくことがその役割となるであろう（近藤・高村 2015）。

本学は、卒業生の質保証のために、ディプロマポリシーに基づいた教育のグランドデザインを定めている（近藤 2014）。本学の教学 IR は、このグランドデザインに基づいた教育活動の実態と学生の学習成果を明らかにし、教育効果をモニタリングすることが最大の目的であるにとらえられるため、グランドデザインに基づく教育活動に関するさまざまなデータを多面的に集計、分析した報告書の作成が行われている。このように現時点では、現状を評価する活動は一部進められている一方で、実際の教育改善や直接的な学習支援活動への結びつきはまだ十分とはいえない。

3.4. 今後の展望

本学におけるアナリティクスと教学IRの導入はまだ緒についたばかりであり、課題は山積している。

ひとつは、3.2節で述べたような予測モデルを実運用に結びつけ、その効果を検証することである。3.1節で紹介した出欠席情報に基づくアラート表示は、出欠席情報のみを用いた単純なものであるが、3.2節のようなより多次元のデータを用いた予測モデルによって、潜在的な退学リスクをもつ学生をより早期に発見し、学生支援につなげることが今後可能になると考えられる。こうしたモデルを実際の学生支援に活用し、その効果を検証していきたい。

次に、蓄積され続けているLMSのログを有効活用することである。本学は全学的にLMSを運用しており、学生にとって必要な情報の通知や、必修科目における課題提出などはLMS上で行われるため、学生のLMS上の行動をログから分析することができる状態にあるが、現時点ではデータが「眠っている」状態である。また、通信教育課程はオンライン学習を主とする学習システムをとっているため、LMSの操作ログ、eラーニングの学習ログはさらに豊富な情報をもっている。2.6節で述べたように、粒度の細かいミクロレベルデータとしてのLMSログを取り入れたアナリティクスを進めることで、教学IR（エンrollment・マネジメント）の点でもより有用な策へと結びつけることができるであろう。

また、教学IRの観点からは、ディプロマポリシーやグランドデザインをもとに、より明確なアセスメントポリシーを定めたうえで、組織的にIR活動を進めていくことが必要である。そして、教育ビッグデータ時代の教学IRにおいては、このアセスメントポリシーを構成する要素として、アナリティクスの活用を組み込むことが鍵であると考えられる。

以上の展望は、本学におけるアナリティクス・教学IRについてのものではあるが、本学に限らず一般的にあてはまることも多いであろう。こうした議論を進めるためにも、2.6節で述べたように、関連分野の横断的な交流の活発化が望まれる。

4. おわりに

本稿では、大学における教育ビッグデータの活用として、アナリティクスと教学IRに注目してその動向をまとめた。ビジネスその他各界におけるビッグデータ活用と同様に、高等教育においてもその動きは盛んで

ある。アナリティクスの観点では、ラーニングアナリティクスや Educational Data Mining、アカデミックアナリティクスといった分野がゆるやかに関連しながら発達し、教学IRもまた別の文脈から発展しつつある。

今後は、それぞれの教育機関が、各々の教育ビッグデータ活用や教学IRについての基礎研究から実践までを推進するとともに、その知見を広く共有し、分野融合的、相補的な発展が進むことを期待したい。

参考文献

- 松田岳士 (2014) 教学IRの役割と実践事例. 教育システム情報学会誌, 31(1), 19-27.
- CDW (2015) EdTech Magazine. <http://www.edtechmagazine.com/> (参照日 2015.11.22)
- SoLAR (2015) Society for Learning Analytics Research. <http://solaresearch.org/> (参照日 2015.11.22)
- NMC (2015) NMC (New Media Consortium) Horizon Report. <http://www.nmc.org/publication-type/horizon-report/> (参照日 2015.11.22)
- ARNOLD, K.E. and PISTILLI, M.D. (2012) Course signals at Purdue: using learning analytics to increase student success. *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 267-270.
- JAYAPRAKASH, S.M., MOODY, E.W., LAURIA, E.J.M., REGAN, J.R., and BARON, J.D. (2014) Early Alert of Academically At-Risk Students: An Open Source Analytics Initiative. *Journal of Learning Analytics*, 1(1), 6-47.
- GRANN, J. (2015) LAK15 Case Study 3: FlexPath: Building Competency-based, Direct Assessment Offerings. *Learning Analytics Review no. LAK15-3*.
- HERI (2015) HERI (Higher Education Research Institute) Expected Graduation Rate Calculator. <http://www.heri.ucla.edu/GradRateCalculator.php> (参照日 2015.11.22)
- The University of Michigan (2015) GradeCraft, <https://www.gradecraft.com/> (参照日 2015.11.22)
- LAK (2011) 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge Call For Papers, <https://tekri.athabasca.ca/analytics/call-papers> (参照日 2015.11.22)
- SIEMENS, G. (2010) What are Learning Analytics? *ELEARNSPACE*, <http://www.elearnspace.org/blog/>

2010/08/25/what-are-learning-analytics/ (参照日 2015.11.22)

FERGUSON, R. (2012) Learning analytics: drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5/6), 304-317.

IEDMS (2015), International Educational Data Mining Society. <http://www.educationaldatamining.org/> (参照日 2015.11.22)

CAMPBELL, J.P. and OBLINGER, D.G. (2007) Academic Analytics. *EDUCAUSE Review*.

SIEMENS, G. and BAKER, R.S.J.d. (2012) Learning Analytics and Educational Data Mining: Towards Communication and Collaboration. *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge* 252-254.

AIR (2015) Association for Institutional Research, <https://www.airweb.org/> (参照日 2015.11.22)

中央教育審議会 (2008), 学士課程教育の構築に向けて (答申), 中央教育審議会.

沖清豪, 岡田聡志 (編著) (2011) 『日本におけるインスティテューショナル・リサーチの可能性と課題—実践例からの示唆—』 東京, 139-157.

ハワード, リチャード D. 編, 大学評価・学位授与機構 IR 研究会・訳 (2012) 『IR 実践ハンドブック 大学の意思決定支援』 玉川大学出版部, 東京 (2012)

船守美穂 (2014) デジタル技術は高等教育のマス化問題を救えるか?—MOOCs, 教育のビッグデータ, 教学 IR の模索. 情報知識学会誌, 24(4), 424-436.

近藤伸彦, 畠中利治 (2016) 学士課程における大規模データに基づく学修状態のモデル化. 教育システム情報学会誌, 33(2). (掲載決定)

近藤伸彦, 畠中利治 (2015) 確率モデルを用いた学修状態のモデル化と学修支援. 教育システム情報学会第 40 回全国大会講演論文集, 281-282.

近藤伸彦, 高村麻実 (2015) 大手前大学における教学 IR の展望. 大手前大学 CELL 教育論集, 5, 1-3.

近藤伸彦 (2014), 学士課程教育のグランドデザインに基づく質保証のための取り組み (報告), 大手前大学 CELL 教育論集, 4, 5-10.

data has received much attention as a promising approach to improve higher education. This paper focuses on the application of analytics for higher education and IR(Institutional Research), and summarizes the history and importance of these areas. It also introduces the current situation and results of analytics and IR at Otemae University.

KEYWORDS: EDUCATIONAL BIG DATA, LEARNING ANALYTICS, ACADEMIC ANALYTICS, EDUCATIONAL DATA MINING, INSTITUTIONAL RESEARCH

SUMMARY

In the last decade, big data analytics in education has been an emerging area because of the rapid progress of ICT. The analytics of educational big

