

# 高等教育におけるデータの活用と課題

関西学院大学高等教育推進センター 教育技術主事

武田 俊之

## 要旨

高等教育においてデータにもとづいた質保証や説明責任が求められている。実践の改善のためには総括的な評価以上に高度な分析とそれを支援する枠組が必要である。本稿では、エビデンスや IR (Institutional Research) について概観した後に、日々増大するデータを活用するビジネス・アナリティクスに範を取ったアカデミック・アナリティクスの枠組と可能性について論じる。教育実践の支援とその研究が連携するアカデミック・アナリティクスは高等教育の質の向上に貢献する。

## はじめに

知識や技術を学ぶことは長期的で多様な過程である。三宅 (2009) は認知科学の研究の成果から、学習の成果が持つべき 3 つの性質として、可搬性 (portability)、信頼性 (dependability)、持続性 (sustainability) を挙げている。可搬性とはある学習機会における成果を他の学習の基礎知識として役立つことである。信頼性とは必要な場面で使えるかどうかである。持続性とは学んだ成果が後の学習によって再修正可能であり、学び方を学んでいるということである。このような観点からすると、学習の成果を測定することは容易ではない。就職後にすぐ使える知識を問うテストや在学中に取得した資格の数は何を測っているかを位置づけることや、講義内容の長期的な保持や知識の適切な使用の測定などは困難な課題である。

教育や学習の評価はこのような本質的な困難さをともなっているが、さまざまな政治経済的な背景から教育の質保証 (quality assurance) や説明責任 (accountability) が求められている。これらを実現するために、学習成果 (learning outcomes) などの直接的、間接的な測定を通じた教育評価がおこなわれるようになった。学術研究から得られたエビデンスに基づく医療 (Evidence Based Medicine) に範を取ったエビデンスを重視した施策とその研究が英米でおこなわれている (OECD CERI, 2007)。大学においてさまざまなデータによって評価をおこなうための組織が IR (Institutional Research) である (Volkwien, 1999; 小野, 2011; 鳥居, 2011)。

IR などの政策評価においては、投入された資源に対して何が達成できたかを管理 (management) するために図 1 のような評価の枠組を用いる。これらの評価は活動の結果を評価する総括的評価である。

一方でコンピューティングやネットワーキングが大学の活動に浸透する中で、教育などの活動

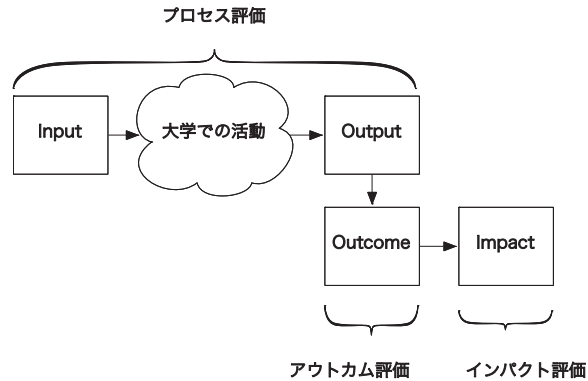


図1 IRで用いられる業績評価の枠組

から大量のデータが自動的に生まれている。エビデンスとして利用するために用いるデータは目的を持って収集しなければならなかった。自動的に得られるデータはそのままエビデンスとして用いることはできないが、パターンを発見することなど学習活動のミクロな分析を可能とする。しかし、日本の大学においてこれらのデータが十分活用されているとはいえない。そこで大学の教学やその他の活動について把握して、活動の改善へとつなげるための包括的なアカデミック・アナリティクス (Campbell, 2007) が提案されている。

## 1. エビデンスに基づく教育の政策と実践

1990年代の英国の教師教育において、エビデンスに基づく医療 (EBM: Evidence Based Medicine) とのアナロジーによって、エビデンスに基づく教育に関する政策と実践に関する議論が起こった。

EBMでは「良心的に、明確に、分別を持って、最新最良の医学知見を用いる」医療で、学術研究や臨床結果の知見に基づいた治療案を患者と協同して選択する。EBMを可能とするには、組織的におこなわれた研究の蓄積と共有が必要である。エビデンスのレベルは、システマティックレビュー (メタアナリシス)、ランダム化比較試験、非ランダム化比較試験、その他の準実験的研究、非実験的記述的研究、専門科委員会や権威者の意見の6段階がある。EBMの考えに厳格に基づく文献データベースであるコクラン共同計画において、システマティックレビューは、ある目的による医学的介入についてのエビデンスを明らかにするために、世界中からの論文をあらかじめ定めた基準で網羅的に収集し、批判的評価を加え、要約し、公表されている。

OECD教育研究革新センターは、エビデンスに基づく教育分野の研究者を中心にした研究をおこなった (OECD CERI, 2007)。これは、グローバル社会での国際競争力の強化が必要なOECD諸国において教育の政策やシステムにアカウンタビリティや効率性が求められている一方で、政策決定に必要なエビデンス・知見が研究から得られることが少ないという認識にもとづいている。教育においてエビデンスを生み出す研究方法があまりとられてこなかった原因について、1) 教育研究に対する投資水準の低さ 2) 研究能力の全般的 (特に定量的) 研究の水準の低さ 3) 研究、政策及びイノベーションの連携の弱さがあげられている。また、同書の解説におい

て、惣脇宏は1) 質の高い研究、2) 複数の専門家による、複数の視点や異なる手法による多面的研究、3) 継続的な大規模調査、4) エビデンスを伝える仲介機関、5) 教師の研究能力開発、6) エビデンスに基づく意思決定能力の向上といった課題を挙げている。

教育政策で利用するエビデンスはEBMにおけるそれと異なるところも多い。医療において行為の目的は明確であり、結果の同定は教育にくらべて容易であり、合意が得やすい。また、結果も短期で得ることができる。一方、教育は、結果の学生や教員がおかれた環境や利用可能な資源(施設設備、補助者その他)などの文脈に依存するところが大きい。したがって、ランダム化比較試験のような研究のデザインと実施は医療にくらべて容易ではない。

このようにEBMと比較して、教育は予算規模が小さく、研究結果の比較・統合、利用も困難ではあるが、エビデンスを収集して、システマティックレビューをおこなうことはますます必要であろう。EBMにおけるコクラン共同計画と同様に、教育など政策に関連した社会科学分野においてもキャンベル共同計画(<http://www.campbellcollaboration.org/>)、EPPI Centre(<http://eppi.ioe.ac.uk/cms/Default.aspx?tabid=53>)などがシステマティックレビューをおこなっている。

一方でEBMにおいてはエビデンスだけで治療法が決定されるわけではないこともつくわえねばならない。エビデンスを吟味した上で、患者の希望を含めて相談することが重要であるとされている。政策立案においても、エビデンスのみで決定することは望ましいことではない。施策者が一面的なエビデンスやデータのみを政策の根拠として提示して、信憑性や対象(者)の背景との不一致が指摘されても押し切るようなことがあるならエビデンスはむしろ有害である。

また、施策立案に継続的な改善を組みこむことも必要であろう。医療におけるシステマティックレビューにおいて、1995年～2005年までに発行された100件のうち、新たなエビデンスが報告されていない平均期間は5.5年で、23%のシステマティックレビューは2年以内に更新が必要となり、そのうち15%は1年以内に、さらに7%は出版された時点で既に更新を必要とする内容となっていた。医療では頻繁に更新されたエビデンスを常に参照することが容易である。EBMを参考に3-5年といった施策の単位でエビデンスを活用した継続的改善方法の研究は必要であろう。

## 2. IR (Institutional Research) の実践と課題

IRについてはさまざまな論文において論じられている。日本のIRの現状については小野(2011)などにくわしい。柳浦(2010)によると米国におけるIRは以下のように発展してきた。IRのはじまりは60年代で、予算増額の正当化のためにはじまった。それが計画的な組織運営のためのさまざまな予測をおこなうようになっていった。80年代に入り説明責任(accountability)の役割を担い、ERP(Enterprise Resource Planning)などのIT基盤が整う中で実行力を高めていった。その後、高等教育への労働市場からの不満や、学生がどのような力を大学で身につけているかを証明するように認証評価機関から要求されてきた経緯から、学習状況の測定がIRの機能に加わった。

柳浦は日本のIRに必要な点として①情報インフラの整備②リーダーシップのデータリテラシーの2点を挙げている。そして、日本の大学のIR部門の情報インフラ環境はアメリカの大学の1980-1990年代レベルであり、データ共有が進まない点が異なっていると指摘している。山田

(2011) は米国のアセスメントを(1)入学者のアカデミック・スキルを測定するプレースメント・テスト(2)大学の科目や課程修了後に測定する学習到達度評価型、質的保証評価型アセスメント(3)学習意欲や習慣などの情緒的要因を重視するアセスメントの3つに分類している。情緒的要因重視型が教育のプロセスを測定するためには間接評価が必要であるとして、山田らはUCLAのCIRPとCSSに依拠したJCIRP (Japanese Cooperative Institutional Research Program)を開発、2004年から実施している。

藤原ら(2009)は立命館大学における教学分野のデータの活用状況を可視化するために、主要データ54項目の一覧(データマップ)を作成して「収集」「報告」「調査」「分析」の区分で分類している。その結果管理機関が13課、分析機関が14課あって、横断的な教学・学生実態や教育効果を測定する調査の企画・設計・分析が不十分であることを指摘している。

表1 IR構築の工程(藤原, 2008を元に作成)

IR構築の段階	対応するIR機能
情報が散在・分散している段階	
情報が集中・一元化される段階	データ管理(収集)
情報が共有される段階	データ管理(収集)、報告、調査、分析
情報が予測材料となる段階	分析(Analysis) → 測定(monitring)
情報が意思決定につながる段階	予測(prediction)

### 3. ビジネス・アナリティクス

企業経営においてもデータと分析に関する課題を経験している。単純な比較ではあるが、株主等ステークホルダーへの説明としてのIR (Investment Relationship) が認証評価のための情報であり、エンrollment・マネジメントはマーケティングとCRM (Customer Relationship Management)、人材開発がFDに相当する。

これらを支援するためにMIS (Management Information System)、ビジネス・インテリジェンスといった名称でシステムが構築されてきた。しかし、社会的、技術的变化の中、従来のマーケティング・リサーチの方法だけでは顧客の要求を知ることが困難になってきた。

一方、ネットワークなど技術の進歩によって収集可能なデータが爆発的に増大した。また、計算機の速度や容量、並列化技術の進化、大量データを分析する技術(データマイニングや自由記述のアンケートを分析するためのテキストマイニングなど)が実用化されてきた。これらの技術は、ビジネスのパフォーマンスを向上させるために、データを組織的かつ系統的に蓄積・分類・検索・分析・加工し、予測や最適化、さらには意思決定に役立てるビジネス・インテリジェンスあるいはビジネス・アナリティクスとして発展してきた。

それまでの技術や方法との最も異なる点は、分析の目的が経営の意思決定だけではなく、現場のパフォーマンス向上に広がってきているところである。たとえば、ソーシャルゲームのGREEでは数千万人のプレイヤーから得たデータに基づいたデータ駆動アプローチでソーシャルゲームを設計している。従来は卓越したデザイナーのセンスによっておこなっていた設計は、あらかじ

め決めた指標の変化にもとづいて集団でおこなう方法に変わってきている。そのために、リアルタイムな分析結果の提供が必要となっている。

ビジネス・アナリティクスは以下のステップでおこなわれる。

1. 収集—収集すべきデータの定義、的確なデータの収集及び管理
2. 変換—データの前処理・変換
3. 保存—データおよびメタデータの保存
4. 分析—データの分析
5. 表示—データの可視化・加工
6. 運用—セキュリティ、エラー検出・処理、プライバシー保護など

分析の重視は、ネット系のサービスだけではない。業務で用いられる情報システム(Enterprise System)上に蓄積されたデータは事業を発展させるための資源である。製造、流通、生産などのサービスがソフトウェア化される中で、データを集約・統合する方法を確立して、素早く分析をおこない、事業に反映させることが戦略上重要となっている。

このような戦略やサービス設計を分析にもとづいておこなう企業を Davenport (2008, 2010) は「分析力を武器にする企業」と呼んでいる。その特徴は、①分析力が戦略的優位性のベースになっている ②分析に組織を挙げて取り組んでいる ③経営幹部が分析力の活用に関心である ④分析力に社運をかけ戦略の中心にすえている、の4つである。これは柳浦の指摘する IR に必要な2点と重なっている。表2は Davenport が企業の分析からまとめた分析力を武器にする企業のステージである。Davenport はすべての企業が分析力を戦略の柱とする必要はないと指摘しているが、大学における分析の位置づけを考える上で有用である。

表2 分析力を武器にする企業のステージ (ダベンポート (2008) を元に作成)

ステージ	データ分析活用の現状
1. 分析力に劣る	ほぼゼロ、盲目飛行中
2. 分析力の活用が限定的	部分的または場当たりの
3. 分析力の組織的な強化に取り組む	統合的なデータ収集・分析に着手
4. 分析力はあるが決定打にいたらない	全社的に分析力は備わっており、活用もされているが、戦略の柱や絶対的な武器にまではなっていない
5. 分析力を武器とする	全社でデータ分析が徹底され、成果に結びつき、持続可能な競争優位となっている

#### 4. アカデミック・アナリティクス

企業においてビジネス・アナリティクスが発展してきたように、高等教育においても IR の活動に加えてより高度な分析によって、教育を支援するためのアカデミック・アナリティクスが提唱されている。それはさまざまなデータから、教学にかかわるデータから活動のパターンを見だし、ステークホルダー(学生、教員など)にとって社会的に有意義な新しい価値を生み出すための活動である。

先に述べたように、学生調査や成績などのような目的に従って収集しているデータだけではなく、自動的に収集される学生の学習活動に関するデータが増大している。履修や成績などのデータに加えて、eラーニングや学習支援システム (LMS: Learning Management System)、eポートフォリオの利用や映像のダウンロード状況、ICカードなどによる出席状況など、今後も種類や量が増えることが予想される。

また、学習環境のインターネットとモバイル機器による分散化、教育のオープン化によって複雑化する学習活動は今後の大きな変化の要因となるであろう。たとえば、2002年にマサチューセッツ工科大ではじまったオープンコースウェア (OCW: OpenCourseWare) に代表されるオープン・エデュケーションは大学の授業の資料や講義の映像を無償で提供するものである。このようなりソース (OER: Open Educational Resource) によって、自分の大学の授業以外で学ぶことや、卒業後にどこにいても最新の学術的、実践的な知識を得ることが可能である。また、Facebook、Google +、Twitter、mixiなどのソーシャルネットワークシステム (SNS) は大学のシステムを介さずに学内外の学生とのコミュニケーションを可能にしている。

これらのような新しい技術によって個人や社会がどのように変化するかを予想することはむずかしい。インターネットや携帯電話の影響を過小に見積もる識者も少なくなかったように、予断や信念によって施策を立てるのではなく、大学それぞれが固有の環境において、データにもとづいた継続的な改善をおこなっていくことが必要となるであろう。

Campbellら (2007) はアカデミック・アナリティクスを定義して、想定されるシナリオについて述べている。Campbellらの定義は、“Academic analytics can help institutions address student success (commonly measured as degree completion) and accountability while better fulfilling their academic missions. Academic systems generate a wide array of data that can predict retention and graduation.” ということで、IRとあまり違いはない。しかし、学修に困難をかかえる学生の発見や施設や資源の最適化など、横断的に得られたデータを結合して予測にもとづいた改善をおこなうことにフォーカスしている。

さらに学習者のレベルのデータを用いて、パターンの発見、学習者モデルの構築をおこなうラーニング・アナリティクス (Horizon Report, 2011; Brown, 2011) やエデュケーション・データ・マイニング (Romero et al, 2007; Romero et al, 2008) なども提案されている。Longら (2011) はアカデミック・アナリティクスとラーニング・アナリティクスの役割について表3のように比較・整理している。本稿ではアカデミック・アナリティクスを、データにもとづく教育および学習における分析の総称としている。アカデミック・アナリティクスは大学のパフォーマンス向上と直接的に関連した実践的研究領域として今後発展すると思われる。

表3 アカデミック・アナリティクスとラーニング・アナリティクス

Type of Analytics		Level or Object of Analysis	Who Benefits?
Learning Analytics	Educational data mining	Course-level: social networks, conceptual development, discourse analysis, “intelligent curriculum”	Learners, faculty
		Departmental: predictive modeling, patterns of success/failure	Learners, faculty
Academic Analytics		Institutional: learner profiles, performance of academics, knowledge flow	Administrators, funders, marketing
		Regional (state/provincial): comparisons between systems	Funders, administrators
		National and International	National governments, education authorities

## 5. 研究にもとづくアカデミック・アナリティクス

アカデミック・アナリティクスは組織レベルの分析とする考えは、IR構築、運営の考え方に近い。したがって、データの収集、統合、分析は大学経営の目的にそったマクロレベルでおこなわれることになる可能性がある。学習者レベルの分析であるラーニング・アナリティクスを含めるとするならば、トップダウンだけではなくボトムアップのアプローチを含める必要がある。

前節で指摘したように高等教育をめぐる状況の変化は激しい。学生だけではなく潜在的な学習者（国際化や生涯教育への対応）の真のニーズを理解するためには、現在の日常的な活動（オペレーション）を重視した経営の施策立案とオペレーションに貢献するためのデータ分析という考え方だけでは十分ではない。

また、LMSやeポートフォリオ、SNSなどから得られるデータから、パターンやその変化を見いだすためには、記述統計レベルの分析では不十分であり、学習者と学習活動に関する知識とそれにもとづいた分析手法を探索的におこなわねばならない。

一方、教育に関する科学的、工学的研究の成果が蓄積されている。これらの研究から得られた結果、仮説、モデルは、わたしたちの大学における学習者に関する仮説を立て、モデル化するためのベースとなる。研究で用いられた分析手法は、大学で得られたデータを解釈して施策や改善へと結びつける際に用いることができる。教育分野ではEBMにおけるシステムティックレビューを経たような厳密なエビデンスは少ない。どのような制約や環境下でおこなわれた研究の結果かを吟味した上で、最初は単純なモデルを分析に用いて、収集したデータを検証しながら漸進的に改善して組織にカスタマイズされたモデルを構築することになる。

このような研究にもとづいたアナリティクスのサイクルを図示したものが図2である。

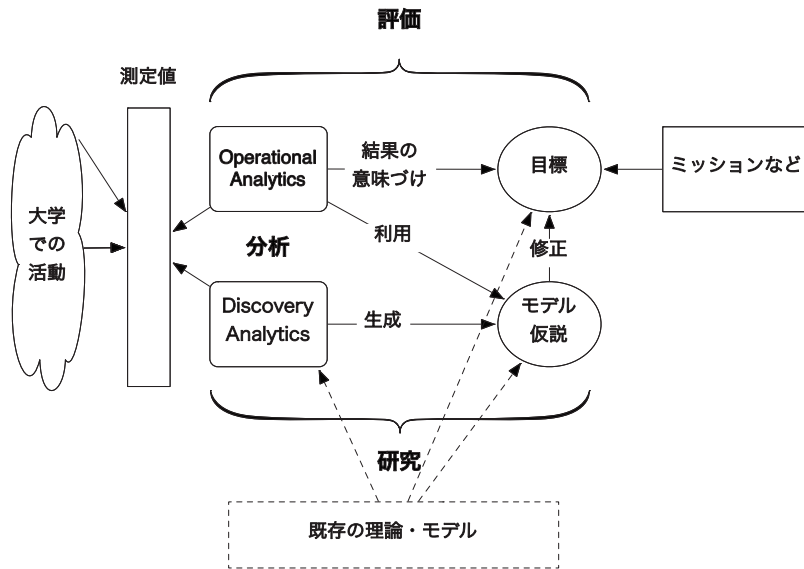


図2 アカデミック・アナリティクスの枠組

このモデルではアカデミック・アナリティクスは以下のようなプロセスで実施される。

1. 機関のミッションやビジョンにもとづき、学術的な知見や理論上の根拠をもってモデルを作成する。
2. モデルから活動の目標を定める。
3. 目標から定められた評価基準にしたがって、活動のアウトプット、アウトカムデータを測定する。
4. 測定されたデータによってプロセス評価をおこなう。評価の結果によって改善を策定する (Operational Analytics)。
5. 活動から自動的に収集されたデータを含めて探索的な分析をおこない、新たなモデルや仮説の生成を実践的研究としておこなう (Discovery Analytics)。
6. 新たに生成されたモデルや仮説を検証する。検証されれば目標が修正される。

ある大学の教育を考える場合、大学、学部、学科、コース、カリキュラム、授業、授業のクラス1回のようなマクロからマイクロに至る階層に分けられる。このレイヤごとにモデルを作成して、関係者で共有しながら、オペレーションと研究を進めることが望ましい。そしてそれらのモデルにもとづいてデータを収集する。モデルの共有とデータ分析にもとづいた議論は、レイヤをまたがった要素や課題を混在させることなく、利害関係者が多く理解の共有が困難な諸問題 (wicked problem) の解決への手がかりになるであろう。

教育科学、学習科学の理論を授業担当者で共有することは、ファカルティ・デベロプメント (FD) においても重要であると思われる。すべての人は自分自身の経験から素朴な理論を構築している。この理論はおおむね正しいといえるだろうが、教育実践を改善するのに十分であるとは



限らない。授業のことは担当者自身が一番よくわかっているという意見がある。しかし、先にあげたサービス開発におけるデータに基づいたサービス設計や、科学的トレーニング法を取り入れたスポーツ選手の練習法の変化と同様のことが教育においてもいえるのではないだろうか。

授業単位でデータと分析にもとづいた教育をおこなう場合には、トップダウン型でエビデンスにもとづく方法だけではなく、デザイン研究（Brown, 1992；Collins et al. 2004；大島・大島, 2009）の適用が適当である場合も多いと思われる。デザイン研究は教室とオンライン学習が混在するような混沌とした場面で用いられる方法で、データを収集して形成的評価をおこないながら、授業や学習環境を徐々に洗練させる方法である。複数の授業で収集されたデータを整理、統合することによって、共通するパターンを見いだすことが可能になり、システムティックレビューを経てエビデンスとすることが可能であろう。

デザイン研究を適応するためには授業の組織的な記録が必要である。筆者は相互行為（インタラクション）をともなった議論や作業の多いアクティブ・ラーニング、プロジェクト学習などの授業を記録してふりかえるためのシステムを作成した。このような授業では、あらかじめテストを用意しておき、その結果によって評価することがむずかしい。また、受講した学習者の変化をとらえるためには、最終的にはテストやレポートのような評価と組みあわせるにせよ、教授者の記憶や記録と相互行為のログ（映像、音声、テキストなど）の分析が必要である。このシステムは主に初等教育に関連した場でデータの収録とふりかえりの分析をおこなっている。

## 6. データ活用の可能性

本節ではデータ分析の事例および可能なシナリオについていくつか記述する。

### Signals（パデュー大学）

パデュー大学は学習支援システム（LMS）で収集したデータから、学生の学習状況を予測するモデルを構築してきた。LMS上に蓄積されたテストの成績やレポートの提出状況、出席などからスコアを算出する。それを過去のデータと比較することによって、困難をかかえる学生を検出して、積極的な介入をおこなっている。自動的に収集されたデータから因子分析とロジスティック回帰から作成されたモデルにおいて、ACT/SATスコア、全科目の成績、LMS利用状況、LMSにおける評価、レポートの提出状況、スケジュールなどが重要な変数となっている。

このモデルと過去のデータを基盤として、学生の学習状況と学修上のリスクをリアルタイムに表示する Signals システム<sup>1</sup>が2006年から構築されている（Arnold et al., 2010）。Signals は20000人の学生中7000人以上が利用しており、20以上の変数を分析することによってグレード（成績）以上のフィードバックを学生にあたえている。リスクは High、Middle、Low の3レベルを信号に見立てた赤、黄、青信号で表示される。これによりオフィスアワーやヘルプデスクの利用、個別のレポートや適当なレベルの教材の提供といった早期介入をおこなうことが可能になっている。Signals の利用後、20%程度成績が改善した。

### シンクレア・コミュニティ・カレッジの Student Success Plan<sup>2</sup>

シンクレア・コミュニティ・カレッジではデモグラフィック属性から入試、履修、成績、奨学

金、カウンセリングのリスク評価、教員からの指摘などを統合したデータベースから、問題を早期に発見するシステムが構築されている。問題が指摘された学生については Individual Learning Plan (ILP) が開始されて、さらに Myer-Briggs Type Indicator のような性格検査や学習に関する詳細情報など追加の個人情報が追加されて指導がおこなわれる。ILP を完了した学生は退学率が大幅に改善している。

これらの大学においては、専門的な知識と技術を持ったスタッフが研究をおこない、それにもとづいてアカデミック・アナリティクス環境を設計、実装したこと、それを大学として授業の運営および各種の学習サービスと融合したことが成功につながっている。

## 7. 今後の課題

以上述べたように適切にデザイン、運用されたアカデミック・アナリティクスの活用は高等教育機関の継続的な改善を可能とする。これは、さまざまなステークホルダーにとってのパフォーマンスの安定的な向上につながる。しかし、「分析を武器とする」ことは容易ではなく、課題やリスクも存在する。

### データ活用上の課題

データに基づいた施策がマネジメント層に浸透していること、データが一元化、統合されていることなど、IR に関する議論で指摘されている課題はアカデミック・アナリティクスにもそのまま当てはまる。5年間容易に変更できないような計画は、技術的、社会的な変化の大きい時代には合わない。一方で朝令暮改が望ましいはずはない。さまざまなデータを可視化することによって明快な筋道をもって意思決定をおこない、望ましい小さな変更を次々と実現していく。現場を重視して可能な限りすべてのデータを公開することによってデータにもとづく施策を浸透させるのが「見える化」の発想である。

さらに日本の大学（特に私立大学）では教育や情報技術の専門的スキルや知識が活用されることが少ないことも指摘しておかなければならない。

また、データの統合が進めるために、組織の壁を取り払うことは重要であるが、データを生み出しているサービスを利用者中心設計によって統合することが考えられる。ここでも、学生がどのような生活を送っているのか、どのような授業の営みがおこなわれているのかを、調査・研究することによって、学生モデルを構築することが重要になる。

### リスク上の懸念と課題

アナリティクスを徹底することには以下のようなリスクも伴う。

**監視** データの収集と分析は教育のパフォーマンス向上のためであって、構成員を監視するような利用を妨げなければならない。

**個人情報の取り扱い** 学生に関する有用なデータはプライバシー上も重要である。関係者のリテラシー向上が必要である。

**データ・スチュワードシップ** データを統合する部局の責任（データ資産の管理および有効な利

用の保証)を明確化しなければならない。これは特に専門的能力を要求される困難な課題である。

**過誤** 予測やマイニングで見いだされたパターンには過誤がつきものである。過誤を前提とした継続的な改善を前提とした行動計画が必要である。

**分析と実践の連携** データ分析の結果、学生に問題がある可能性が指摘されたときにどのように実践と連携するのか。責任の所在はどこにあるのか。縦割りの組織で連携していくか、ワンストップで特定の担当者が取り扱うのか。以上のような課題は組織ごとに方針が異なるであろう。

#### 〔注〕

- 1 <http://www.itap.purdue.edu/learning/tools/signals/>
- 2 <http://www.sinclair.edu/organizations/ssp/>

#### 参考文献

- Arnold, K.E., Tanes, Z. & King, A. S. (2010). Administrative perspectives of data-mining software Signals: Promoting student success and retention. *The Journal of Academic Administration in Higher Education*, 6(2), 29-39.
- Brown, A. L. (1992). Theoretical and Methodological Challenges in Creating Complex Interventions in Classroom Settings. *The Journal of Learning Sciences*, 2(2), 141-178.
- Brown, M. (2011). Learning Analytics: The Coming Third Wave. *EDUCAUSE Brief*, (April), 1-4.
- Campbell, J. P., & Oblinger, D. G. (2007). Academic Analytics. *EDUCAUSE Quarterly*, (October).
- Collins, A., Joseph, D., & Bielaczyc, K. (2004). Design Research: Theoretical and methodological issues. *The Journal of the Learning Sciences*, 13(1), 15-42.
- Davenport, T. H., & Harris, Jeanne, G. (2007). *Competing on Analytics: The New Science of Winning*. Harvard Business School Press. (村井章子(訳), 「分析力を武器とする企業 強さを支える新しい戦略の科学」日経 BP 社, 2008)
- Davenport, T. H., Harris, Jeanne, G., & Morrison, R. (2010). *Analytics at Work: Smarter Decisions, Better Results [Hardcover]*. Harvard Business School Press. (村井章子(訳) 「分析力を駆使する企業 発展の五段階」日経 BP 社, 2011)
- 藤原将人, 近森節子, 浅野昭人, & 吉井直宏, (2009). 教学分野の政策策定を支援する Institutional Research (IR) の構築. *大学行政研究*, 4, 17-31.
- OECD Centre for Educational Research and Innovation. (2007). *Evidence in Education: Linking Research and Policy*. OECD Publishing. (岩崎久美子, 菊澤佐江子, 藤江陽子, 豊浩子(訳) 「教育とエビデンス—研究と政策の協同に向けて」明石書店, 2010)
- Long, P., & Siemens, G. (2011). Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education. *EDUCAUSE review*, (SEPTEMBER/OCTOBER).
- 三宅なほみ, (2009). 多人数インタラクションを活用した学習とその支援. *人工知能学会誌*, 24(1), 62-69.
- 大島純, & 大島律子, (2009). エビデンスに基づいた教育: 認知科学・学習科学からの展望. *認知科学*, 16(3), 390-414.
- 小野宏, (2011). 関西学院大学における IR の現状・課題・展望 その他のタイトル. *関西学院大学高等教育研究*, 1, 59-79.
- Romero, C., & Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. *Expert Systems with Applications*, 33(1), 135-146.
- Romero, C., Ventura, S., & Garcia, E. (2008). Data mining in course management systems: Moodle case study

and tutorial. *Computers & Education*, 51(1), 368-384.

鳥居朋子. (2011). データに基づくカリキュラム・マネジメント—質保証の文脈における教育改善と Institutional Research. In 東北大学高等教育開発推進センター (Ed.), *教育・学習過程の検証と大学教育改革* (p. 67-95). 東北大学出版会.

Volkwein, J. F. (1999). The Four Faces of Institutional Research. *New Directions for Institutional Research*, 1999(104), 9-19. doi:10.1002/ir.10401

山田礼子. (2011). 大規模継続学生調査の可能性と課題. *大学論集*, 42, 245-263. 広島大学高等教育研究開発センター.

柳浦猛. (2011). 「アメリカの IR の本質」?. *IDE*, (2-3月号), 12-16.