

1 学習データとアダプティブラーニング

— 学習のつまずきをなくし、学習プロセスを最適化する —



萩原静蔵 ((株)リクルートマーケティングパートナーズまなび事業本部オンラインラーニング推進室)

アダプティブラーニング

❖ 個別適応学習 (アダプティブラーニング) とは？

昨今教育 ICT の領域で話題になっている「個別適応学習 (アダプティブラーニング)」。ベネッセとソフトバンクの合併会社 Classi が今夏からアダプティブラーニングを取り入れた教育ツールを公教育の場に提供すると発表するなど、過去数年の研究段階から各種サービスに導入される段階へとシフトしてきている。

アダプティブラーニングは「学習者の知識やニーズ、好みに基づいて適切なコンテンツが適切な方法で適切な時間に提供されること」と Lei Shi らの論文¹⁾に書かれている通り、最適な学習プロセスを提供することにより学習者の学力向上に貢献することを目的としている。

❖ パーソナライズとの違い

Web の世界を中心にビッグデータを用いた「パーソナライズ」という言葉が多く用いられている。それは利用者の「行動」データを用いて、1人の利用者の行動を予測するものだが、教育領域において「パーソナ

イズ」でなく「アダプティブ」を使っていることには理由がある。学習領域においてのデータの質に起因することだが、前述の「行動」データだけでなく、学習のプロセスや結果のデータ、つまり学習者の「理解」という要素が存在していると言える (図-1)。よって「行動」と「理解」の異なる種類のデータを解析することで「学習者の成長プロセスの最適化を図ること」を、「パーソナライズ」でなく「アダプティブ」という言葉で表している。

❖ アダプティブラーニングは今に始まったことではない

アダプティブラーニングがメディアでも取り上げられるようになったのはここ数年だが、教育や脳科学などアカデミックの世界では昔からテーマとして存在し研究が進められてきた。しかし、実証実験となると具体的な学習状況を把握するには観察かアンケート、成績データは得られるもののデータ化される要素が少なく、人為的な研究のために一度に対象にできる人数も限られていた。それが昨今の教育 ICT 化、それに伴う学習履歴のデータ化により、大量の人数のデータが一度に収集することができ容易に実証研究とその結果の解析ができるようになった。これが昨今の話題の高まりを導いているのである。

学習データ

❖ 動画視聴, 問題回答, 行動データ

教育 ICT 化により得られるようになった学習データにはどのようなものがあるのか。(株)リクルートマーケティングパートナーズが提供する「スタディサプリ」を例にとっ

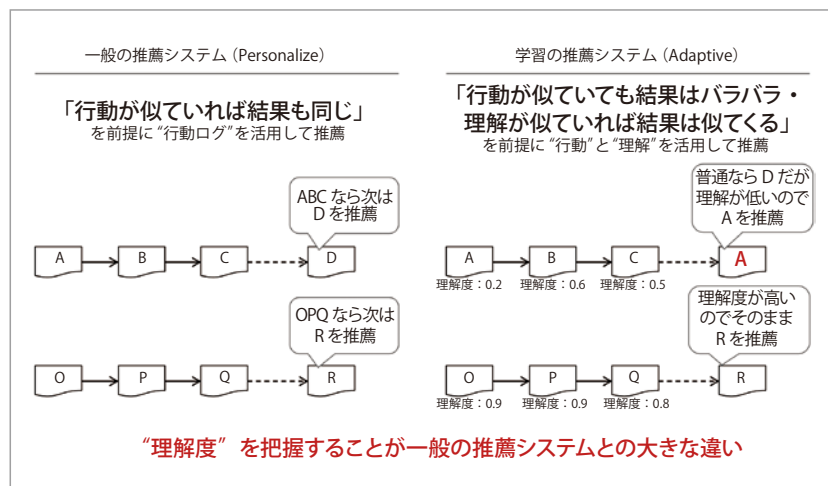


図-1 一般の推薦システムと学習領域の推薦システムの違い

て説明する。

オンラインラーニングツール「スタディサプリ」

小学校4年生から大学受験生までの学力向上と、英語4技能の学習を、月額980円という安価でサポートするオンラインラーニングツールである。有名学

習塾の講師陣が解説する講義動画と大量の問題により学力向上および定着を図っている。

「世界の果てまで最高の学びを届けよう」というコンセプトで地理的・経済的な要因で学習環境を十分享受できない人をサポートすることからサービスが生まれ、現在25万人以上が世代を超えて利用している。

利用者はまず動画を視聴し、理解の確認として問題を解答するが、学校の復習として利用する場合は問題を先に解答し分からなかった部分の動画を視聴するパターンなど使い方は多様である。

動画視聴データ

オンラインラーニングのメインコンテンツとなる動画コンテンツは、どのような順番でそれぞれどれくらいの時間学習したのか、それぞれ何回目の視聴なのか、などがデータとして取得できる。特に学習状況を把握するために重要な要素として「とりあえず視聴する」「最後まで視聴する」「途中で飛ばし見する」など挙げられるが、そのために「再生開始、一時停止、早送り、再生終了」のデータを取得できることがポイントとなる。

問題解答データ

動画とともにメインコンテンツとなる問題解答データ、解答実績有無や正誤だけでなく、解答までにかかった時間、何回目の解答なのか、前回からどれくらい経ってからの解答なのかという情報などが挙げられる。

同時に動画と問題双方のコンテンツにさまざまなタグ情報を付与することが重要である。これにより単純な同じ問題の繰り返し解答でなく同種類の問題により学力定着を促し、またそのための学習すべき動画を推薦するなどのアプローチが可能となる。

オフライン解答データ

オンラインでの動画視聴や問題解答データにより

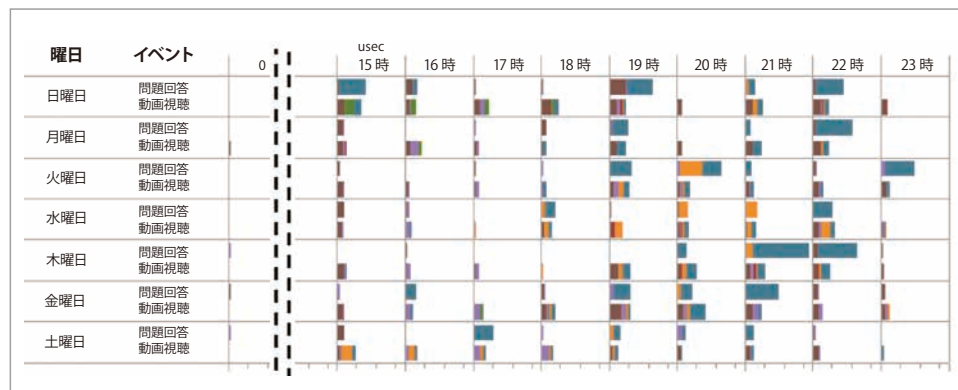


図-2 ある学習者の曜日・時間帯別の学習量（問題解答、動画視聴）分布

最適化学習提案を実施することは可能であるが、利用者は学校での授業や塾・予備校など、オフラインの学習シーンが存在しているため、オンラインですべての学習が完結されない。よって学校などのオフラインでの学習状況や定期テスト、模試などのテスト解答データを集めることでその精度が上昇する。

「スタディサプリ」ではオフラインの高校現場で年2回程度実施できる「到達度テスト」を提供しており、この解答データを解析することで定点調査および、個別の学習データのチューニングが可能となる。

志望校情報

オンラインの学習サービスで大きな課題となるのが「ゴールがないこと」である。たとえば学習する目的・ゴールがなければ「始めたけど続かない」というモチベーション維持ができないこと、また「利用することでどの程度力が付くか分からない」など信頼性の観点で利用者離反が起こることなどである。よってさまざまなサービスが大学の学位、資格やスキル認定、就職斡旋企業などと連携を図っている。

「スタディサプリ」ではその成り立ちから志望校合格がゴールとなるケースが多く、志望校情報を取得している。これにより各大学への最適なアプローチを推定することが可能になる。

❖ 24時間365日の学習行動が分かる

これらの学習データにより分かることを「行動」と「理解」の両面で事例を挙げる。まず「行動」だが、簡単に言えば24時間365日の学習行動が分かる。図-2のようにある人の動画視聴と問題解答がいつ行われていたかが可視化される。これに教科やタグ情報、学習者の属性やデバイス、位置情報などを掛け

小特集 … ここまで来た！ アプリケーションによる個人学習 …

合わせることで、その学習者の「学び方」のパターンを発見することができる。

特に高校生は部活動や学校行事、予備校などに通うケースが存在しており、我々はその理由を把握せずとも「勉強できない時間」を特定することができる。その情報を元に学習できる時間にコンテンツを知らせ、学習できない時間には知らせないことを制御することができるようになる。

❖ 学習理解度を判定できる

「正答した」というデータが理解度を表す上で重要であるが、動画を視聴してからどれくらい時間が経った上での解答なのか、そもそも動画を視聴せず解答したのか、何回目の解答なのかなど、解答・正答時の状態を踏まえた上で問題解答の正誤データを解析することで学習者の「理解」を判定することができるようになる。

東大松尾研との共同研究

❖ 単元ネットワークの生成

東京大学大学院工学系研究科の松尾豊准教授と進める共同研究では、前述スタディサプリの学習データを用いた解析を行っている。1つは単元間のネットワーク構造の解明、もう1つはそれを元にした学習者の理解度推定アルゴリズムの開発である。

単元ネットワークは、たとえば『微分積分』を理解するには『極限』と『関数』などを学ぶ必要がある」といった、「学ぶ順序とそのつながりを解明する」ことである。実は、現在の高校の学習カリキュラムでは「微分積分」は「極限」より先に学ぶことになっている。これによって「微積で数学が分からなくなって3年次に文系に進むことにした」、「微積がトドメになって理系を諦めた」という事態が起こっていると言える(図-3)。

この単元ネットワークの生成により「つまずきをなくす学習プロセス」を解明することができるのである。

❖ 苦手単元特定と学習コンテンツ最適化

解明した単元ネットワークを活用し、そのネットワーク上を活動する学習者の苦手(つまずき)単元を発



図-3 高校数学における単元ネットワーク図(つまずかない学習プロセス)

見するアルゴリズムを研究開発している。この解析で興味深いのは同じ単元につまずく学習者が2人いるとしても、復習すべき講義はそれぞれ異なる可能性がある。たとえば「微分積分」が理解できない学習者が2人いた場合、1人は「極限」の理解が足りず、もう1人は「関数」の理解度が足りていないために「微分積分」が理解できないということが分かる。これにより2人に復習のために提示される講義は違うのである。簡便に説明したがネットワーク構造は複雑に構成されており、かつ講義動画視聴データおよび問題解答データの各要素をすべて取り込み解析しているため、各学習者に推薦される学習コンテンツは多様でありながら、最適化されたものが提供される。

❖ 学習プランニングへの進化

学習データを活用した単元ネットワークの生成、苦手ポイントの発見を通じて最適な学習コンテンツの推薦を行い、適時に利用者の課題克服を実現しているが、我々はさらに各学習者の志望校情報や大学合否データ、そして学習履歴データを用いることで、これからの学習者に向けて志望校合格に向けた「学習プランニング」を実現できると考えている。

現時点での自分の学力と、志望する大学と学部の試験情報とのギャップを判別する。そしてそのギャップを効率的に埋めるための学習シナリオを形成していくのである。これは大量の学習履歴データがなければ実現することができないものである。オフラインの画一的なカリキュラムに対して、各学習者に個別最適化されたカリキュラムを提供し、また学習状況に応じてリアルタイムに学習シナリオをチューニングしていくのである。

たとえば体調不良などで授業に出られなかったことでそれ以降の授業についていけなくなるというケースもオフラインでは存在する。しかしオンライン学習であればこのようなリスクはなく、できない分を巻き返すチャンスもあるし、先にどんどん進めばそれに合わせて新たに学習すべきコンテンツを提示してくれるようになる。

学習コンテンツの提示だけでなく、学習者の理解の進捗が遅い領域が存在している場合は、その領域の単元に必要な学習時間をたっぷり取るように設計することができるようになる。まさに各学習者の状態と進捗に合わせて最適な学習プランニングができるようになることが分かる。

アダプティブラーニングの提供範囲

❖ 「知識」の取得とプロセス効率化

学習者の苦手ポイントが発見され、大学受験へのプランニングが可能となるアダプティブラーニング。ここまで話すと「学校の先生は要らないのでは？」と質問されることが多くあるが、我々はそのようには考えていない。我々が提供できるコンテンツは現時点で「知識」領域の学習コンテンツであり、コミュニティ活動やディスカッションなどで得られるコミュニケーション能力やリーダーシップなどの能力、先人の「知恵」といったものは提供できていない。人工知能(AI)が現在より飛躍的に向上すれば可能性はあるかもしれないが、そもそも教育・学習領域で過去において電子データ化されているものは非常に少ないため、もちろん「知恵」が電子データ化されているケースはほとんどないと考えられる。よって学校における先生の「役割」に変更が入ることはあり得るが、先生が要らないということは想定できない。

逆に「知識」取得については、講義や問題が各業界のカリスマ先生による撮影および監修をしていること、かつアダプティブラーニングにより効率的かつ個別最適化されたプログラムで学習できるため、学びは非常に進化すると見立てている。

❖ 教科の枠を超えるネットワーク

政府は2020年をターゲットに大学入試改革の検討を進めている。これは現在の教科の枠組みだけでなく

複数教科をまたいだ「合教科(合科)」や、教科の概念のない「総合」というジャンルを加える方向とされている。それに対して我々の教科ごとのネットワークは効果を発揮しなくなると指摘する意見もある。しかし学習履歴データを土台にするネットワークは教科の枠組みを超えてチューニングしていくことが可能になる。よって試験が変わったら1からデータを収集して精度を上げていく状態にはならず、変更前後でどのような能力が必要となったのか、既存の能力はどの試験やどの問題に必要とされるものなのかなどを容易に解析することができる。また同時に新たに必要なネットワーク構造を構築することも可能であり、いち早く改革後の必要な能力構築をサポートすることができるだろう。

同じ考え方として、既存の教科間の枠組みを超えたネットワーク構造の構築が可能となり、たとえば「数学の関数が理解できていないと物理のエネルギーが理解できない」といった関係性を理解することができ、理系科目間や文系科目間の関係性、さらには教科全体での関係性を把握することができるだろう。

❖ K-12 からその先へ

「スタディサプリ」は前身の「受験サプリ」というように、高校生向けのサービスからスタートしており、かつ学校現場の導入も進んでいるため高校生が主要なユーザとなっているが、小中学生向けにもサービス拡大しており、こちらも多くのユーザが利用し好評を得ている。

また英語教育に特化した「スタディサプリ ENGLISH」、英単語学習を徹底学習する無料アプリ「英単語サプリ」などを提供しており、K-12(小中高教育)を含みつつ、大学生や社会人へとユーザ拡大を続けている。それに伴い学習データは拡大し、サービスをまたいだ解析、アダプティブラーニングの実現を進め、これにより効率的・効果的な学習を提供できる環境を整えている状況である。

参考文献

- 1) Shi, Lei.: A SOCIAL PERSONALIZED ADAPTIVE E-LEARNING ENVIRONMENT: A CASE STUDY IN TOPOLOR (2013). (2016年5月31日受付)

萩原静蔵 seigen@r.recruit.co.jp

東京工業大学大学院卒業後、リクルート新卒入社。営業、Web企画、UXデザイン、新規事業開発などを経て、ビッグデータおよび人工知能活用の事業推進を担当。データサイエンティスト兼ビッグデータエバンジェリスト。