

スケジュールリングされた教育ビッグデータを活用した アダプティブラーニング

Adaptive Learning based on Educational Big-Data with Microstep-Scheduling Method

寺澤 孝文¹, 津田 真吾¹, 鈴木 渉², 佐久間 康之³, 上田 紋佳⁴, 西山めぐみ⁵
益岡 都萌⁶, 田中 優貴¹, 牛 司策¹, 羊 忻怡¹

Takafumi Terasawa, Shingo Tsuda, Wataru Suzuki, Yasuyuki Sakuma, Ayaka Ueda,

Megumi Nishiyama, Tomoe Masuoka, Yuki Tanaka, Niu Sice, Yang Xinyi

¹岡山大学, ²宮城教育大学, ³福島大学, ⁴福山平成大学, ⁵人間環境大学, ⁶兵庫教育大学大学院

¹Okayama University, ²Miyagi University of Education, ³Fukushima University,

⁴Fukuyama Heisei University, ⁵University of Human Environments, ⁶Hyogo University of Teacher Education

terasawa@okayama-u.ac.jp

Abstract

学習者の学力や適性などに最適化された学習を提供する、アダプティブラーニングの実現に向けて様々な取り組みがなされている。その中でも、学習者の学習の進捗レベルに対応させて学習コンテンツを提供するアダプティブな e-learning の実現は、効率的に知識を習得する上で重要な課題といえる。本発表は、英単語等の学習内容の一つ一つについて、反復してなされる学習とテストのタイミングを年単位で制御する技術（マイクロステップ・スケジュールリング法）を実装した e-learning において、膨大な縦断的学習データから、問題の一つ一つの到達度を高い精度で推定し、実力レベルで習得されたと科学的に判断できる解析システムを構築した。それを用いたアダプティブラーニングにより、真に効率的な知識習得を支援することが可能になる。

Keywords — Adaptive Learning, Dynamic Testing, マイクロステップ・スケジュールリング法, 教育ビッグデータ

1. はじめに

近年注目されているアダプティブラーニングは、形成的評価をベースとした学習といえる。すなわち、単元の途中途中で学習者の到達度を評価し、それに対応して指導を変えていくことが形成的評価の目的とされ、教育評価の中でも重要な評価と位置づけられている。確かに、形成的評価は教育の領域で常に重要視されてきたが、具体的な方法に関しては十分な議論がなされておらず、また、その技術についても大きな進展は見られなかった。本論では、形成的評価を高い精度で実施することの困難さに説明を加え、それを解決し日々の学習者の微細な成績変動を連続的に可視化する技術

と、それを実装し、個人レベルで成績の上昇をフィードバックすることを可能にした新型 e-learning を紹介する。すなわち、縦断的学習ビッグデータをバックボーンとし、個人の成績変動から学習すべき内容を限定していくことが可能になった新型 e-learning によるアダプティブラーニングを紹介する

2. 高い精度で形成的評価を実施するための障害

“日常の連続性”に派生する問題

池田(2000) ¹⁾は、教育評価技術の究極的な目標として、動的テスト法 (dynamic testing) の確立とそれに向けた研究開発の必要性を強く主張している。すなわち、テストが教授・学習と一体化することにより、学習者の反応に応じて、学習者にとって効果的な学習プログラムの選択が促され、また、学習内容の配置も絶えず修正・改善が可能な教育活動の必要性を指摘している。テストの機能というと、とかく選抜、判定、認定といったものを思い浮かべやすいが、池田も指摘するように、教育におけるテストの最大の機能は、評価結果を基に学習者に最適な教育の手立てを提供すること、すなわち形成的評価の実現にある。

大学入試センター試験や各種資格試験のように、選抜目的を重視したテストにおいては、IRT を活用し、受験者の到達度レベルを公平に推定するための方法は開発されてきている。しかし、それらと異なり、日々変化する学習効果を連続測定し、そのデータを基に高い精度で成績を推定し、それを個別にフィードバックする形成的評価を実現するためには、以下に述べる“日常の連続性”に派生する問題を解決しなければならない。

センター試験のように選抜を目的とするテストでは、学習者が実際に何を学習したのか、またテストにいたるまでに、何度もなされる学習イベントの効果を考慮する必要がない。ところが、学習効果そのものを高い精度で測定するためには、学習効果に大きな影響を与える膨大な要因を考慮しつつ、テストを実施していくことが不可欠となってくる。学習の効果に影響を与える要因は、1世紀を超える学習・記憶研究において、膨大な数明らかにされている。それらのうち、以下に説明する代表的な要因を考慮せずに正確な到達度の推定は難しい。

代表的な問題は、例えば次の事実を思い浮かべるとわかりやすい。すなわち、私たちは、「テストの問題が簡単であれば当然得点は高くなる」ことを知っている。また、「前日に学習した内容がテストに出てくるような（山が当たった）場合には得点が高くなる」ことも知っている。前者は、多数ある学習内容の中からテスト問題を抽出する時点で、難易度に大きな誤差が生じてしまう抽出誤差の問題であり、後者は、学習とテストのインターバルの影響が誤差としてテストの得点に反映されてしまうことを意味している。また、学習効果は、学習をどのようなタイミングで行うかによっても影響を受ける。本論文では、後者のインターバルとタイミングという2つの要因に起因する問題を「時間次元の要因制御の問題」と呼ぶ。

抽出誤差の問題

抽出誤差の問題に対しては、個人得点を偏差値換算し集団の中での相対的位置を明らかにし、それがその個人の到達度に対応すると仮定することで部分的に解決が図られている（これがいわゆる相対評価である）。しかしこの方法では、テストに出てこなかった問題の到達度の推定精度は明らかに低くなる。特に、学習内容の到達度は、多くの場合、内容の一つ一つに想定されるものであり、かなり独立していることが多い。例えば、英単語一つとっても、**memory** という単語と **retrieval** という単語の到達度は、個人内でも大きく異なる。さらにいえば、潜在記憶研究においては、同じ単語であっても、それが大文字で表記されているか小文字で表記されているかがテストの成績に影響を与えることなども報告されている (Roediger & Blaxton 1987) ④。そこまで厳密に捉える必要はないまでも、語彙力とひとくくりにして到達度を推定するだけでは、学習者に「何を学習すべき」であるのかという情報を提供することができないことは明らかである。

時間次元の要因を制御する問題

学習とテストのインターバルの影響に関しては、現在の教育評価においては一切考慮されていないのが現状である。1カ月前に学習した内容と前日に学習した内容がテストに混在した場合、到達度の推定精度が低下することは明らかである。さらにいえば、学習の効果は、学習を行うタイミングによって変わることも、集中／分散学習に関する研究で古くから示されている (e.g., Dempster 1996, 北尾 2002, 水野 2002, レイノルズ 1978) ⑤⑥⑦⑧。1カ月に10回学習された問題といっても、3日に1回のペースで学習を受けた場合と、6日に2回のペースで学習された場合では、その成績は異なってくるわけである。このインターバルやタイミングなど、時間次元に想定できる要因の影響は、現在の教育評価では考慮されておらず、排除されていない。なお、膨大な学習イベントに関して長期にわたってタイミング要因を制御する方法は学習・記憶研究でも未検討の問題となっている。

そして、この時間次元の要因の影響が、個人の行動を予測する上で、想像を超えるほど大きいことが問題となる。例えば、TカードやPontaカードで、ある個人がビールを購入する頻度や量は測定できるが、それだけではその個人が明日ビールを買う確率を推定することは困難である。なぜなら、その個人が今日ビールを1ケース買った場合、明日買う可能性はかなり低くなる。つまり、近年人間の大量の行動データがビッグデータとして集約されているが、その履歴データに含まれる、「いつ」という条件の影響は非常に大きく、かつ、その条件の数は無数想定される。それゆえ、たとえ大量の行動データが集約されたとしても、ある個人が、ある時点で特定の行動をとる可能性を推定することは非常に難しい。ビールの購買行動と同様、英単語を「いつ」学習し、それらからどのくらい「インターバル」をあけてテストをするのがまちな条件で、収集されるデータからその英単語の成績を正確に推定することが難しい理由もここにある。

過去経験の影響の長期持続性と累積的影響

時間次元の条件の影響を考慮することをさらに困難にする事実が、潜在記憶研究から報告されている。すなわち、わずかな学習経験の影響が、想像を超えるほど長期に持続する事実が明らかになってきている。例えば、寺澤らは、日本語二字熟語の学習回数の影響が数カ月後にシステムティックな効果として記憶課題の成績に検出されることを示している (e.g., 寺澤 1997,

寺澤・太田 1993) [7][8]。この事実は子どもたちが日々勉強している漢字や英単語の学習の影響が、長期に渡り学習成績に影響を与え続けることを意味している。また、上田・寺澤 (2008, 2010) [9][10]は、ランダムな音列を聴き流す程度の学習の影響が、数週間後にその音列に対する記憶課題の指標に極端に大きな効果として検出されることを示している。また、西山・寺澤 (2013) [11]では、線画の顔を見た回数が7週間後の記憶課題の成績に検出され、更に益岡・西山・寺澤(2018) [12]では、意味を同定できない視覚刺激を見流した程度の学習の効果が、3週間後に明確に検出される事実を報告している。

感覚記憶の長期持続性は、近年、心理学の主要な雑誌で取り上げられ始めているが、従来記憶に残るとはとうてい考えられてこなかった感覚情報を、人間が長期間保持する事実は、わずかな学習経験の影響を人間が想像を超えるほど長期に保持し、その影響が驚くほど正確に行動に現れることを明示している。これより、英単語の学習のように同じ学習内容が日常の中で繰り返し提示される状況下で、学習効果を測定し成績を正確に予測するためには、年単位でなされる日々の微細な学習イベントの影響を考慮する必要が出てくるといえる。

逆に、膨大な学習・テストイベントに対応する膨大な反応データを、日常生活の中で、長期にわたり収集し、誤差の少ない縦断的教育ビッグデータを構築することができれば、微細な学習効果の積み重ねを可視化することが可能になると考えられる。

3. マイクロステップスケジューリング法

寺澤らは、英単語や漢字の学習のように、一般的な学習場面で用いられている多数の学習コンテンツを年間で何度も繰り返し学習する状況下で、何十万というイベントの生起タイミングを詳細に規定し、実際に膨大なイベントを生起させ、そこでなされる反応を全て回収し、集約する方法を確立した(寺澤 2006a, 2006b, 2009, 2012a, 2012b, 2014, 2016; 寺澤・吉田・太田 2008) [13] [14] [15] [16] [17] [18] [19]。

すなわち、多数の学習コンテンツ(以下では、英単語学習を例に説明する)の一つ一つ(つまり一つ一つの英単語)について、その単語がいつどのようなタイミングで学習を受け、それからどれだけの期間をあげてテストを受けるのかを規定する日々の詳細なスケジュールを、年単位で生成し、それに対応させて英単語

を提示させ、それに対する学習時間やテストの反応等を全てインターネットを介して集約することを可能にした。

マイクロステップスケジューリング法は、従来の実験法と異なり、一般の教育場面で用いられている多数の学習コンテンツを全て対象に、長期にわたり連続して学習イベントを生起させる方法を基本としている。それゆえ、従来の研究方法では解決できない問題をいくつか解決しなければならなかった。

その一つは、英単語や漢字など多数のコンテンツについてタイミングとインターバル条件をそろえる方法である。例えば、1000語の英単語について、学習してから1ヵ月間のインターバルをあけて実力レベルの語彙力を連続測定していく場合、高校生や大学生は一日にせいぜい10分程度しか英単語学習に時間を費やすことができない。それを前提とすれば、一日にまとめて1000語の学習をすることは不可能であるため、学習を何日かに分散させる必要が出てくる。ところが、分散させると、今度はテストまでのインターバルがそれぞれ変わってきてしまう。詳細は述べないが、この問題を解決するために、寺澤らは、時間次元の条件の影響を排除したり、相殺するための新しい実験計画法(種まき法、インターバル相殺法)を考案し、それらをコンピュータシステムに実装した(寺澤・吉田・太田 2007, 2008) [20] [21]。

その他、我々は、例えば以下にあげるような様々な問題を全てシステム上で解決してきた。

- ・同じ英単語を一定のペースで繰り返し提示し学習を続けるようスケジューリングする場合、無数のタイミング条件が想定できるが、一定のルールに基づいてタイミング条件を設定しない限り、学習法やコンテンツの難易度、反復回数の影響などをダイレクトに比較することができない問題が出てくる。
- ・タイミングやインターバルといった条件以外の、提示方法や学習方法、教示、収集する反応、さらにコンテンツの難易度なども同時に制御できるようスケジュールを生成する必要がある。
- ・一般の学校での実装を想定する時には、フィードバックや学習はクラスごとに実施でき、かつ毎年のクラス替えにも対応できる登録システムも必要となる。
- ・大学等で同一の学習者が複数の授業を受けていた場合も、e-learningの学習は単一の学習環境を提供できるようにする必要が出てくる。

・実力レベルの学習効果の積み重ねを可視化するために、ある英単語が学習されてから長期のインターバルをあけてテストがなされるようにスケジュールを組む場合には、学習の成果（成績の積み上がり）を手にする頻度が少なくなり、意欲を維持させることが難しい。そこで、頻繁に学習の成果が積み上がっていくスケジュールも並列するスケジュールを生成する必要があるなど、多様なスケジュールを混在させたスケジュールを生成する方法が必要になる。

これらは、人間の行動特性や学校現場の制約を十分理解し、それをシステムに組み入れるスキルがなければ解決できない問題である。単純に反応データを収集すれば、集約されるビッグデータから何かはわかるのではないかという楽観的なスタンスでは、非常に精密で多様な処理の結果である人間の反応データからは、ありきたりの知見しか得られないことは明白である。

4. 問題ごとに成績を定点観測することで実現できる究極のアダプティブラーニング

上記のマイクロステップスケジュールリング法は、様々な学習法やコンテンツの難易度、学習回数など、人間が想定できる有限の要因の影響と、無限の条件が想定できるタイミングやインターバルといった時間次元の条件の影響とを独立させて検討できるスケジュールリング原理を採用している。つまり、ある英単語が提示されるタイミングとインターバルが一定になるよう、再帰的な表現でタイミングを定義している。詳細は説明が難しいが、端的に言えば、ある英単語に関する反応データが定期的に収集されるようなスケジュールを組んでいる。

それゆえ、特定の英単語について、一定間隔で成績が収集されるため、その成績から回帰直線を推定関数としてひくことで、成績の到達度を非常に高い精度で推定することが可能になる。さらに、その推定値がある得点を超えたある時点でその英単語の習得が完了したと判断し、さらにそれを学習に反映させることで、未修得の英単語だけを学習する状況を生み出すことができる。言い換えれば、学習者が習得した学習内容を排除して、未修得の内容だけを学習することが可能になる。

その具体的方法については、別に紹介するが、我々が想定できる範囲で最善の、究極のアダプティブラー

ニングが提供できると考えている。

図1の折れ線は、ある小学生のある漢字の読みの成績（自己評定値）の時系列変化を示している。図中直線が回帰直線である。このように、特定の学習項目の到達度を従来にない精度で個別に推定し、それに応じて学習内容を変化させていくことが実質的に可能になる。

5. 子どもの学習意欲の向上と今後の展開

スケジュールリング技術を利用して収集される個人の学習データから、図2のような成績の変化を個別にフィードバックする支援が社会実装され始めている。そのフィードバックが、特に学習意欲が低い児童の主体的な意欲を劇的に向上させられる結果が得られ始めている（益岡ら 2018, 牛ら 2018: 日本心理学会, 日本教育心理学会で発表予定）。



図1 問題ごとに回帰直線が推定可能に

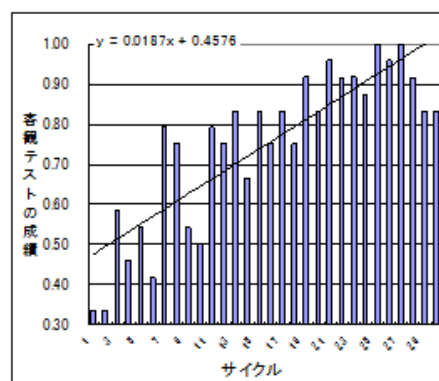


図2 客観テストの成績のフィードバックの例

今後、問題ごとの成績の時系列データを活用することで、さらに学習者の意欲を向上させられると考えている。今後、教育ビッグデータから抽出できる、様々な情報を基に、さまざまなしくみを開発していくことで、知識獲得をビッグデータが完全にサポートできる状況を創り出せると考える。暗記的な、一人でもできる知識習得はコンピュータに任せ、主体的な学習態度や思考力など、より高次で意味のある学習に授業時間

や教師のパワーを振り向けるられる状況を作ることが本支援の最大の目的である。その基盤がほぼ構築できたと考えられる。

書房

- [21] 寺澤孝文, 吉田哲也, 太田信夫, (2008) "英単語学習における自覚できない学習段階の検出 一長期に連続する日常の場へ実験法を展開する一", 教育心理学研究, 56, 510-522.

参考文献

- [1] 池田 央, (2000) "アセスメント技術からみたテスト法の過去と未来", 日本教育工学雑誌, 24(1), 3-13.
- [2] Roediger, III, H. L. and Blaxton, T. A. (1987) "Effects of varying modality, surface features, and retention interval on word fragment completion", *Memory & Cognition*, 15, pp.379-388.
- [3] Dempster, F. N. (1996) "Distributing and managing the conditions of encoding and practice." In E. L. Bjork and R. A. Bjork(Eds.). *Handbook of perception and cognition* (2nd ed.). Academic Press. Pp.317-344.
- [4] 北尾倫彦, (2002) "記憶の分散効果に関する研究の展望", 心理学評論, 45, 164-179.
- [5] 水野りか, (2002) "分散効果の知見に基づく効果的, 効率的でやる気の出る反復学習方式の考案と検証", 教育心理学研究, 50, 175-184.
- [6] レイノルズ, G. S., (1979) "オペラント心理学入門ー 行動分析への道ー", 浅野俊夫(訳) サイエンス社
- [7] 寺澤孝文, (1997) "再認メカニズムと記憶の永続性", 風間書房
- [8] 寺澤孝文, 太田信夫, (1993) "単語の再認記憶にみられる先行経験の長期的効果", 心理学研究, 64, 343-350.
- [9] 上田紋佳, 寺澤孝文, (2008) "聴覚刺激の偶発学習が長期インターバル後の再認実験の成績に及ぼす影響", 認知心理学研究, 6, 35-45.
- [10] 上田紋佳, 寺澤孝文, (2010) "間接再認手続きによる言語的符号化困難な音列の潜在記憶の検出", 心理学研究, 81, 413-419.
- [11] 西山めぐみ, 寺澤孝文, (2013) "偶発学習事態における未知顔の潜在記憶", 心理学研究, 83, 526-535.
- [12] 益岡都萌, 西山めぐみ, 寺澤孝文, (2018) "視覚的記憶の長期持続性と変化検出過程への影響", 心理学研究, 89 (印刷中)
- [13] 寺澤孝文, (2006a) "スケジュールの作成方法及びそのプログラム並びにスケジュールの作成方法のプログラムを記憶した記憶媒体", 特許 3764456 号
- [14] 寺澤孝文, (2006b) "イベント効果評価方法", 特許 4291790 号
- [15] 寺澤孝文, (2009) "スケジュールの作成方法及びスケジュール作成装置", 特許 4391474 号
- [16] 寺澤孝文, (2012a) "学習到達度評価方法及び学習到達度評価システム", 特許第 4970505 号
- [17] 寺澤孝文, (2012b) "学習効果予測方法及び学習効果予測装置", 特許第 5130272 号
- [18] 寺澤孝文, (2014) "教育ビッグデータの大きな可能性とアカデミズムに求められるもの ー情報工学と社会科学のさらなる連携の重要性ー" コンピュータ&エデュケーション (コンピュータ利用教育学会: CIEC), 38, 28-38. DOI ; 10.14949/konpyutariyoukyouiku.38.28
- [19] 寺澤孝文, (2016) "教育ビッグデータから有意義な情報を見出す方法 ー認知心理学の知見をベースにした行動予測ー", 教育システム情報学会誌, 33, 67-83.
- [20] 寺澤孝文, 吉田哲也, 太田信夫 (編), (2007) "マイクロステップ計測法による英単語学習の個人差の測定", 風間