

e-learning 教材における学習者特性への対応

Learner Oriented Contents for e-learning

石川 浩一郎†
Koichiro Ishikawa

篠沢 佳久†
Yoshihisa Shinozawa

櫻井 彰人†
Akito Sakurai

1. 結論

e-learning や Web-based training (WBT) は、学習上のさまざまな制約を解消し、理解度に応じた能動的な学習を実現することにより、学習効率が向上すると期待されている。学習用コンテンツは、とくにその重要部分が繰り返し視聴される(以下、反復視聴と呼ぶ)傾向がある [1]。

本研究は、視聴履歴から、反復視聴される箇所・パターン等を抽出し、各学習者に対応した箇所を学習者に対応した順序で構成する、学習効果の高いコンテンツを自動生成することを最終目標とする。本論文ではとくに、記録された反復視聴情報から、コンテンツを構成する各部分(以下、部分コンテンツと呼ぶ)の重要度を推定する処理を、主に対象とする。

2. 提案手法

2-1 仮説

e-learning 教材、及び一般的な Web コンテンツに関して、視聴の傾向として、以下のような特徴があると予想する。

(1) 一般コンテンツ視聴

視聴者は、①コンテンツ中の特定箇所の視聴を目的に、あるいは②視聴に値する箇所の探索を目的に視聴を開始する。③特定箇所の視聴完了ないし④視聴に値する箇所がない(時間切れを含む)との判断により視聴が終了する。

(2) 特定環境における一般コンテンツ視聴

視聴終了時、評価(良/悪)が(例えば感想ボタンにより)入力可能な視聴環境を考える。これにより、(1)の2パターンの識別が可能となる。すなわち、①、②→③が評価良、(①,)②→④が評価悪となる。感想ボタンに相当する機能をもつ Web サイト・コンテンツは従来から存在する。しかし、入力された感想は当該コンテンツと他のコンテンツの差別化に用いられることが一般的である。一方、本研究では、入力情報を評価として用いて当該コンテンツを構成する各部分コンテンツ(同士)を差別化する。評価を各部分コンテンツに適切に配分する問題は、機械学習・人工知能領域で考察されている credit assignment (信用割当)問題と等価である。その解法の一つである genetic algorithm [2] のバケツリレー、強化学習 [3] 手法の報酬分配(discount ないし eligibility trace)を参考とする方法を提案する。

(3) e-learning 教材

e-learning 学習環境は、学習者の意図が明確であり、(1)における①に相当すると考えられる。また、学習後の理解度テスト等を準備するコンテンツも多い。

ここで、テストの評点は(2)における評価と同様な扱いが可能であると考える。

2-2 eligibility trace

eligibility trace (適格度トレース) [3] とは、強化学習手法において、報酬(本論文では評価)とそれが与えられるまでに訪問された各状態との関連の度合い(因果関係の強さ)を示す。eligibility trace を考慮することで、状態列中の各々の要素の報酬に対する寄与率が決定できる。同様の考え方は、profit sharing と呼ばれる強化学習手法の報酬配分や、genetic algorithm 等での適応度分配でも採用されている。

時刻 t における状態 $s \in S$ の eligibility trace $e_t(s)$ は一般的に次式で逐時的に更新される。

$$e_t(s) = \begin{cases} \gamma \lambda e_{t-1}(s) & \text{if } s \neq s_t \\ \gamma \lambda e_{t-1}(s) + 1 & \text{if } s = s_t \end{cases} \quad (1)$$

ここで、割引率 $\gamma = 1$ とすれば、各時刻で訪問されなかった状態の eligibility trace は λ ($0 \leq \lambda \leq 1$) 減衰する。このため、 λ は trace-decay parameter と呼ばれ、通常 1 に近い値が採用される。eligibility trace により、報酬が与えられる時点から時間的に離れた訪問状態には低い credit が与えられる。

2-3 手法

本論文で提案する手法では、(1) ユーザがコンテンツを視聴した際の一連の系列(視聴箇所の履歴)に対して、理解度テストの評点という報酬が与えられる、(2) 理解度テストの評点を、コンテンツに対するユーザの評価とみなす、(3) 視聴行動系列の要素となる各部分コンテンツに対して、各々の寄与率を勘案して、ユーザ評価を分配する。この枠組みは、理解度テストの評点を 2-1 で述べた強化学習手法における遅延報酬と捉え、報酬を訪問された状態の系列の各要素に分配することと等価である。

ここで、eligibility trace の類推から、ユーザの評価が与えられた時点への近さに応じて、視聴履歴系列中の各部分コンテンツの寄与率を大きくする。(なお、本論文の範囲では、ユーザの視聴行動は、視聴された一連の部分コンテンツ、すなわち訪問した状態とみなして良い。)

3. 実験

提案手法の実現可能性と効果を予備的に確認するため、被験者実験データに適用した。以下結果を報告する。

文献 [6] の実験では、被験者は動画コンテンツ中の特定箇所を探し出す課題が与えられる。ここで、被験者は、コンテンツ中を自由に前後にスキップすることが許され、

† 慶應義塾大学 理工学部

{koichiro, shino, sakurai}@ae.keio.ac.jp

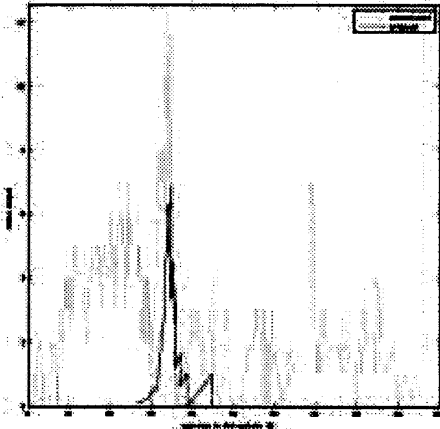


図1 提案手法の適用結果

解答が得られると視聴を終了する。したがって、視聴終了操作は解答が得られた、すなわち選択した部分コンテンツ系列の結果、プラスに値する評価に終わったと理解することができる。このコンテンツは e-learning 用ではないが、必要箇所を特定・その評価という点で、擬似的な e-learning コンテンツと考えることができる。

文献 [6] の実験データに対して、提案手法を適用した結果を図 1 に実線で示す。なお、式 (1) における $\lambda = 0.8$ とし、強化学習課題とみなした場合の報酬 $R=1$ にて計算した。図の縦軸が推定された各部分コンテンツの重要度、横軸は各部分コンテンツを時間順序に並べたものであり、全コンテンツを 100% とした。

さらに比較のため、文献 [6] の手法による結果を、点線で重ねてプロットした。いずれも被験者 11 人の実験が終了した時点の結果である。なお、従来手法の結果に関しては、縦軸が視聴頻度と一致する。

提案手法の結果は、文献 [6] の手法と比較して、解答提示箇所 (約 34% 付近) のピークが際立っている。また、文献 [6] の結果において、VOD 配信に伴う配信の開始時 (0%) や 70% 付近に存在した不適切なピークが解消されている。

4. 考察

視聴履歴をある種の集合知 [4,5] として捉え、これを基に部分コンテンツの重要度を推定する試み (例えば [6-8]) がある。文献 [6] では、動画コンテンツに関して、他の視聴者の視聴履歴情報、すなわちコンテンツの各部分がどの程度の頻度で視聴されたかを、グラフ化し視聴者に提示することで、動画コンテンツの飛ばし見のためのガイド情報となることが実験により示されている。

ただし、視聴頻度を単純にカウントするだけでは、例えばスキップせずに最初からコンテンツの通りに視聴するユーザや、ランダムに近いスキップをするユーザが多数存在した場合、グラフの精度が低下したり、有益なグラフが得られるまでの時間及び必要視聴者数が増加したりすることが危惧される。実際、文献 [6] において、(実験室環境という特殊性はあるものの) グラフを無視し、ランダムないし探索的視聴行動をとる被験者の存在とその影響が報告さ

れている。なお、こうした手法は、視聴された箇所全てに、一律の重み付けで評価を分配したことに相当する。

本論文では、マルチメディアコンテンツの各部分の重要度を、単純な視聴頻度集計によってのみ推定するのではなく、視聴後のユーザの評価を反映して推定する方法を具体的に提案した。この定量的な推定のために、視聴された部分コンテンツ系列に対して、強化学習における eligibility trace 手法を類推的に適用することで、評価の遡及分割を実現した。

前節の結果から、提案手法の適用により、文献 [6] の結果と比較して、解答提示箇所がより鮮鋭に推定できることが示された。これは、上記処理により、評価との関連が強い箇所に焦点が当たり、ランダムないし冗長な視聴行動の影響が低減されたためであると考えられる。なお、実験の結果は全被験者のデータによるものであるが、このデータは被験者毎に単純に加算されたデータであることから、被験者の少ない段階でも鮮鋭化の効果が期待できる。すなわち、より少ないデータで目的とするグラフが得られると考えられる。

5. 結論

本研究は、とくに e-learning コンテンツを対象とし、各部分コンテンツの重要度を推定するため、コンテンツ視聴後の理解度テスト評点を視聴経路に重み付けして分配する手法の確立を目指した。実験データに適用した結果、提案の枠組みにより、期待した効果が得られることが確認された。

提案手法は、他の研究 (例えば [9]) で提案されたメタ情報やシーン分析等の研究成果との併用で有効性向上も期待できる。今後の課題として、よりバリエーションに富むコンテンツへの適用や実際の理解度テスト評点を用いた実験を進めることで、有効性の検証を進めることが必要である。

本研究の一部は、日本学術振興会 科学研究費補助金 基盤研究 (C) 課題番号 20500842 による。

参考文献

- [1] e ラーニング白書 2002/2003 版, オーム社, 2002
- [2] Holland, J. H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*, reprint, 1992
- [3] Sutton, R. S., Barto, A. G., *Reinforcement Learning: An Introduction*, MIT Press, 1998, 三上, 皆川訳, 強化学習, 森北出版, 2000
- [4] Surowiecki, J., *The Wisdom of Crowds: Why the Many Are Smarter Than the Few and How Collective Wisdom Shapes Business, Economies, Societies and Nations*, Doubleday, 2004, 小高訳, 「みんなの意見」は案外正しい, 角川書店, 2006
- [5] 大向, Web2.0 と集合知, 情報処理, Vol.47, No.11, pp.1214-1221, 2006.
- [6] 石川, 岡, 櫻井, 園藤, デジタルマルチメディアコンテンツの視聴履歴の効果的共有, 映像情報メディア学会誌, Vol. 61, No. 6, pp. 860-867, 2007
- [7] 石川, 岡, 櫻井, 自己組織化手法を用いたマルチメディアコンテンツのサマライズ, 映像情報メディア学会誌, Vol. 61, No. 12, pp. 1785-1794, 2007
- [8] K. Ishikawa, Y. Shinozawa, A. Sakurai, Utilizing "Wisdom of Crowds" for Handling Multimedia Contents, IEICE Trans. on Info. and Syst., Vol. E90-D, No. 10, pp. 1657-1662, 2007
- [9] 山本, 長尾, 閲覧者によるオンラインビデオコンテンツへのアノテーションとその応用, 人工知能学会論文誌, Vol. 20, No. 1, pp.67-75, 2005