

Web 教材データベースからの教材推薦サービスに関する研究

栗原隆平^{†1}

今日、Web 教材と呼ばれる学習コンテンツが非常に増えてきている。Web 教材の特徴としてユーザの情報・学習、閲覧してきたコンテンツなどと言った情報をログデータとして Web 教材のサーバ上に残すことができる。これらを用いることでユーザに適したコンテンツをこちらから提供することが可能になる。しかし、ログデータが少ないユーザに対して適切な推薦が行うことができないコールドスタート問題が実在する。今回はこのコールドスタート問題に関連した、少ないデータや属性でユーザにコンテンツを提供する新しい推薦手法を提案する。そして実際にその手法が有益であり、ユーザに有益なコンテンツを提供できる手法であるかを検証実験し、そのデータおよび結果を報告する。

Recommendation service from web material databases

RYUHEI KURIHARA^{†1}

Using log databases, a recommender system can recommend good contents to the user. Using the recommender system for web materials, users may be able to understand web materials easily. A recommender system has a problem which called cold-start problem. In this paper, we propose the new recommender system, and we discuss its issues. We verify about these issues and examine the results.

1. はじめに

今日、レコメンドシステムと呼ばれる機能の研究がさかんに行われている。レコメンドシステムとは、ユーザのコンテンツの閲覧履歴データなどをデータベースに保存し、ユーザが再び訪問または別のユーザが訪問した際、そのユーザに適切な、またはユーザの興味を引くことができるコンテンツをデータベースから割り出し、そのユーザにコンテンツを推薦・提供するものである。例えば、Amazon.com[1]ではユーザのデータから興味のある商品を割り出し、商品を推薦するシステムがある。Web 教材において学習コンテンツを推薦するシステムを適用すれば、ユーザに最適な学習コンテンツを提供することになる。これにより、ユーザの理解を深めたり、早めたりすることが可能であると考えられる。

教材の推薦方式として、図 1 に示しているように、推薦者がその Web 教材の中でどのようなコンテンツを閲覧してきたかなどの閲覧ログデータを用いて行われる。そのログデータを元にして被推薦者に傾向が類似している推薦者を選出し、推薦コンテンツを提供する流れになる。

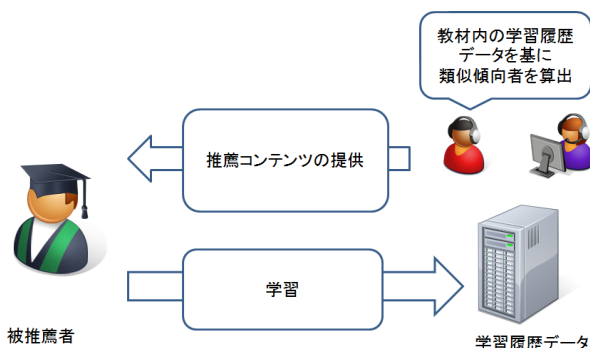


図 1：教材の推薦

2. 既存研究と研究目的

2.1 既存研究

ログデータを用いたレコメンドは様々な場面で行われている [2][3][4]。特に、Web 教材でのレコメンドシステムは実際に運用され一定の効果を上げている [5]。しかし新規のユーザのように、サーバ側にログデータが無いユーザがアクセスしてきた場合、通常のレコメンド方式ではそのユーザの嗜好性などを把握・判断できないため、適切なコンテンツを提供することができないコールドスタート問題が懸念される。

2.2 コールドスタート問題

レコメンドシステムの推薦方法として、ユーザベースの推薦とアイテムベースの推薦を述べたが、どちらの推薦方法も重要な要素として「利用者の何らかの履歴データ」を用いている。そのため、この利用者の履歴が無い、または少ない場合、利用者に対して適切な推薦を行うことができない場合がある。これは俗にコールドスタート問題 (Cold-start problem) と呼ばれ、レコメンドシステム全般の大きな課題となっている。

図 2.1 ではユーザの履歴が多い場合の例を表している。利用者の履歴を、ユーザ A の履歴とユーザ B の履歴と比較した時、ユーザ A の履歴との一致数が多いので、この利用者はユーザ B よりも、ユーザ A の方との類似度が高いという結果を出せる。

利用者	1	2	3	5	6	7	8	10	12	14
ユーザ A	1	2	3	4	5	7	9	10	12	16
ユーザ B	1	2	3	9	11	14	18	21	23	25

図 2.1 ユーザの履歴が多い場合

^{†1} 東京電機大学大学院情報環境学研究所
Tokyo Denki University

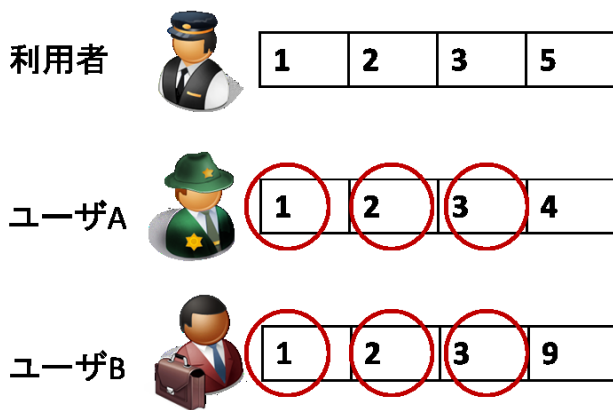


図 2.2 ユーザの履歴が少ない場合

一方図 2.2 はユーザの履歴が少ない場合を表している。この情報を元に利用者の履歴をユーザ A の履歴とユーザ B の履歴を比較した場合、どちらも一致数が 3 つであるため、利用者はユーザ A とユーザ B どちらに対しても同等の類似度を持っているという結果が出てしまう。もし、この履歴がこの後図 2.6 のようになった場合、ユーザ B と類似しているという結果がなくなるまでに間違った推薦をしてしまう可能性が考えられる。

2.3 研究目的

本研究では、このコールドスタート問題に関連し、なるべく少ない情報でユーザに最適なコンテンツ、ユーザにとって満足感が得られるコンテンツを提供するための手法の提案し、実際にその手法によってユーザにとって有益なコンテンツを提供できるかを目的としている。

本研究ではまず、少量の属性のみを用いた提案手法①をあげ、その手法に関する検証実験を行った。次にその手法に変わる提案手法②をあげ同様に検証を行い、見つかった問題点を解消するため提案手法②を改良した改良手法を上げている。

3. 提案手法①

3.1 アプローチ

本研究の手法を考案する際、まず各々の能力と言ったものに目を付けた。教材を使う理由は様々であり、例えば教材利用者が自己の得意分野を伸ばそうとしたりする場合や、全く学んだ事のない分野を学んだりする場合という物が考えられる。これを軸にして考えると、利用者の専攻分野や過去に学んできた事と言った情報は推薦に関して有益に働くと考えられる。

3.2 仮説

この手法の有効性を示すために、個人のこれまでに学習してきた内容、現在の専攻によって、推薦コンテンツに対する理解度に差異が現れるかを検証する実験を行った。

推薦コンテンツに関連した専攻分野を学習している者の理解度が学習していない者に対して上であった場合過去の学

習と言ったものが学習教材を推薦するうえで重要なものであると言える。逆にお互いの理解度が同等、または設定した専攻分野を学習していない者の理解度の方が上であった場合過去の学習内容は教材を推薦するうえでそこまで重要でないと言える。

3.3 概要

提案手法①では、個人の専攻分野と言った属性を軸にコンテンツを提案する手法である。

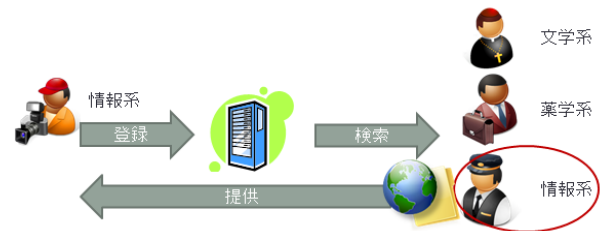


図 3.1 提案手法①

図 3.1 を用いて流れを説明する。まず、利用者（被推薦者）が Web 教材のサーバにアクセスし、自分の情報を登録する。図 3.1 では例として利用者は情報系の専攻という情報を登録している。次に Web 教材のサーバの利用履歴の中から同じ情報系の人物の情報を集め、その情報をもとに利用者に提供するコンテンツを抽出するという方法である。

3.4 この手法のメリット

この手法のメリットとして、必要となる利用者の情報が「専攻分野」と言われた限られた物だけになるため、利用者側もサーバ側も負担が少ない。また、登録直後に推薦コンテンツを割り出すことができるようになるため、利用者に即座に推薦コンテンツを提供することができる。

3.5 検証実験

まず、学習教材を用意し、それに関連した講義を設定する。今回は本学の個別復習支援システム(AIRS[6])のリレーショナル代数を推薦コンテンツとして設定した。このコンテンツを推薦コンテンツとして設定した理由として、

- データベースの講義は初等年次で学ぶ分野ではない
- 情報系の専攻分野以外では触れる機会があまりない
- 内容を理解するうえで高度な専門知識を用いる必要が無い

という点があげられる。リレーショナル代数の項目は以下の 9 項目となっている。図 3.2 は実際の学習教材の内容となっている。

- 選択演算
- 射影演算

- 和演算
- 共通集合
- 差演算
- 直積演算
- 結合演算
- 自然結合演算
- 商演算

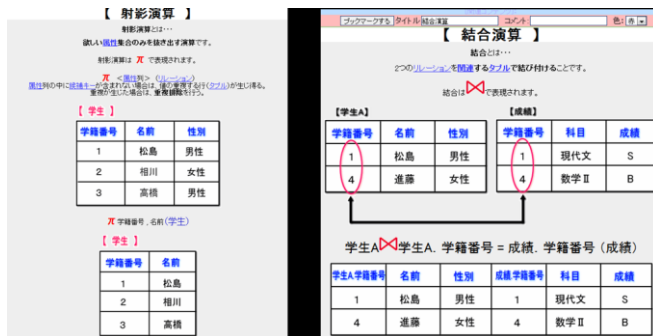


図 3.2 学習教材の内容（一部）

また関連専攻分野は本校の「情報環境学」に設定した。被験者にはまず上記の専攻分野であるかを答えてもらう。次に、学習教材を 15 分間学習してもらった。学習後、学習教材を正しく理解できているかを測る理解度チェックを 25 分間行った。理解度チェックの方法は、以下の 2 種類の手法を用いた。

(1) 被験者が学習教材（AIRS 内のリレーショナル代数のコンテンツに記されている項目。選択演算，射影演算，和演算，共通集合，差演算，直積演算，結合演算，自然結合演算，商演算）を説明する側になってもらい，正しく各項目の内容を説明できるかを確認する。

(2) 学習教材を通して学んだことを用いて，実際に問題を作成し解答まで記載してもらった。

上記の 2 つの方法を用いた理由として，単純に用意された問題を解く場合に比べ説明したり問題を作成したりする方が学習教材を理解していないと難しく，検証の信頼性が向上するからである[7]。採点方法は加点方式による 10 点満点で採点を行った。主な加点基準としては，説明があっている（2 点，3 点），図で説明している（3 点）などと言ったものである。

その後，学習した内容をどの程度理解できているかを計測し，両タイプの被験者の結果を比較するという流れで行った。

3.6 結果

検証の結果，表 3.1 のように専攻分野が情報環境学でない者（タイプ A，B），専攻分野が情報環境学である

者（タイプ C，D，E）両方において全体の説明内容の正答率が 7 割を超えていた。また，問題の作成においても，限られた時間の中で学習教材の内容を適切に用いた内容の問題を作成できていた。

しかし，表 3.2 が示しているように学習項目を 3 分割しそれぞれの説明結果を見てみると，どちらのタイプの被験者も前半はほぼ完璧な説明をしているのに対し，後半になると説明内容が不十分になる傾向が見られた。

表 3.1 検証結果

	学習内容の解説	問題の作成	解答までの作成
タイプA	◎	○	○
タイプB	○	○	×
タイプC	○	○	○
タイプD	○	○	×
タイプE	◎	○	○

◎: 8割以上 ○: 7割以上/作成 ×: 作成できず

表 3.2 学習内容の解説の詳細結果

	前半3項目	中盤3項目	後半3項目
タイプA	◎	○	△
タイプB	◎	○	△
タイプC	◎	△	×
タイプD	○	○	○
タイプE	◎	◎	○

◎: 8割以上 ○: 7割以上 △: 6割以上 ×: 6割未満

3.7 追加検証

検証の結果，後半の学習コンテンツにおいて説明が不十分になりやすい傾向が出た。これは外部や過去の知識の影響かを調べる必要がある。

検証方法は，先ほどと同様に学習教材を学習してもらい理解度チェックを行う。しかし追加検証実験では対象とする項目を説明が不十分になりやすかった後半の学習教材（結合演算，自然結合演算，商演算）のみとし検証を行った。また，先ほどの検証時は学習時間及び理解度チェックの時に制限時間を設けていたが，追加検証時はこの制限時間を設定せず被験者が理解できたと自己申告するまで学習してもらった。

追加検証の結果，どちらのタイプの被験者も 9 割を超える説明を行うことができ，問題の作成においても，問題の作成だけにとどまらず解答を記載するところまで行えたという結果となった。

3.8 考察

検証結果から外部や過去の知識に関係なく学習コンテンツを推薦しても，被推薦者は少なくともその学習教材の内容を理解することができると言える。

また，学習教材の後半部分の理解度が低かった要因は，追加検証の結果から検証の時に使用した学習教材の量が多かったことや，学習教材の量に対して学習時間が短かったと

言った理由が考えられる。

3.9 まとめ

今回の検証において、学習教材を推薦する際、外部や過去の知識と言ったものはさほど影響しないという結果が得られた。よって、提案手法①による学習教材の推薦は、利用者にとって有益であると言いきれないと結論付けた。

4. 提案手法②

4.1 アプローチ

提案手法①で提案した「専攻分野」によって推薦コンテンツを決定し提供する手法は、あまり効果が無いという結果が得られた。そのため、提案手法①に変わる新たな手法を提案する。提案手法①の特徴として、個人に備わっている能力を軸とした属性を元に推薦コンテンツを検索するという事があげられる。今回新たな手法にあたって、個人に備わっている能力を軸とした手法を提案する。

4.2 概要

個人に備わっている能力として挙げられるものの中に「文章を読む速度」という物が挙げられる。提案手法②では、この「文章を読む速度」という属性を軸とした提案手法を提案する。

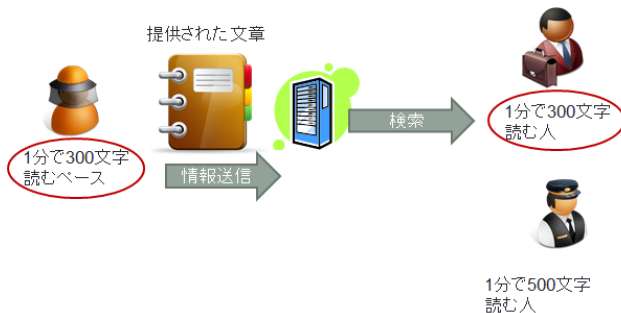


図 4.1 提案手法②概要

図 4.1 を用いて説明する。まず利用者が Web 教材側から提供された文章またはコンテンツを閲覧する。これにより利用者の文章を読む速度を割り出し、その情報をもとにログデータサーバから同程度の文章を読む速度の人物を検索し、その人物が過去に閲覧したコンテンツを提案するという流れである。

4.3 この手法のメリット

この手法によるメリットは、1 ページを読むだけで大まかな読む速度を割り出すことができるため推薦コンテンツの提供を迅速に行うことができる。また、必要な属性が「読む速度」が軸となるため、個人情報の登録などが必要ない、すなわちゲストユーザと言ったその場限りの利用者に対しても推薦コンテンツを提供することができる。

4.4 仮説

提案手法②に関して、読む速度と理解しやすいコンテン

ツの共通点に関する検証実験を行った。読む速度が速い人と遅い人との間に理解しているコンテンツの内容の違いが見いだせれば、この手法は効果があると言える。

4.5 検証実験

まず、被験者には自身の文章を読む速さの測定を行ってもらう。文字量が同じかつ内容の違う文章を 3 回読んでもらい、その平均を被験者の読むスピードという属性に設定する。

次に、AIRS で、20 分間学習してもらった。学習してもらったコンテンツとコンテンツの種類は以下の通りとなっている。

(1) 文章や簡単な図が多いコンテンツ (A パターン)

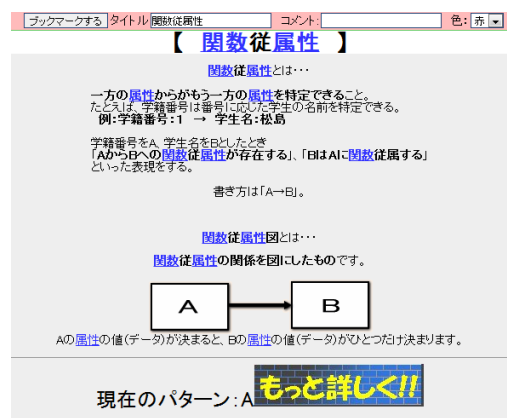


図 4.2 コンテンツパターン A の例

パターン A では文章がメインで構成されたコンテンツであり、図 4.2 のように最低限の説明で構成されている特徴がある。多少の図説は含まれているが、コンテンツによっては文章のみで構成されている物も存在する。

(2) より詳細な図が加わったコンテンツ (B パターン)

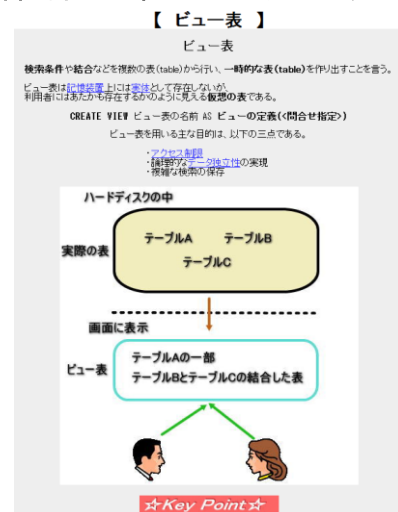


図 4.3 コンテンツパターン B の例

パターン B では、パターン A よりも図説が多く、詳しく説明されているという特徴がある。ほとんどのパターン B のコンテンツにこの特徴がみられる。今回検証実験で用いたパターン B のコンテンツは、同コンテンツのパターン A よりも図説が詳しいことを条件に選択した。

(3) FLASH 形式で説明しているコンテンツ (C パターン)

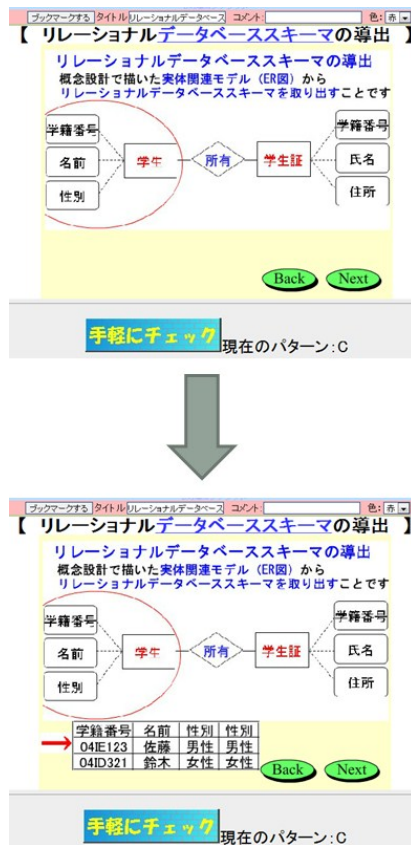


図 4.4 コンテンツパターン C の例

パターン C では、FLASH による動画形式で内容を説明するコンテンツである。

アニメーションで構成されているため、読むよりも見る方に重点を置いたコンテンツとなっている。またアニメーション自体も自動的に進むのではなく、図 4.5 の中にある Next ボタンを押すことによってアニメーションが進むため、理解する前にアニメーションが進むことがなく、自分の理解したタイミングに合わせてアニメーションを進めることができる。

20 分間の学習後、5 分間の休憩を取ってもらった。その後学習したコンテンツの内容をそれぞれ説明してもらいどのコンテンツをどの程度理解しているかを測る理解度チェックを行った。この方法を用いた理由として、検証実験①の時と同様に、単純に用意された問題を解く場合に比べ学習内容の説明をする方が学習教材を理解していないと難しく、検証の信頼性が向上するからである。採点方法は検証

実験①と同様に加点方式による 10 点満点で採点を行った。主な加点基準としては、説明があっている (2 点, 3 点)、図で説明している (3 点) などと言ったものである。

理解度チェック後、文章を読む速さと理解度チェックの結果を比較し、文章を読む速さでどの種類のコンテンツをよく理解しているか、文章を読む速さで理解しやすいコンテンツの種類に違いは出るのかを調べた。

4.6 結果

今回は本校のデータベースの講義を履修している学生 (No.1, No.2)、外国から留学してきている学生 (No.3)、情報系の分野の学習を行っていない学生 (No.4, No.5) の 3 種類の被験者を用意して検証を行った。

検証の結果、表 4.1 の A1 の結果からわかるように文字を読む速さが 500 文字以上/分の被験者は文章量が多いコンテンツの内容をしっかりと把握している傾向が出た。逆に文字を読む速さが遅い被験者は文章量が多いコンテンツを把握しきれず、うまく説明できなかった結果となった。

一方、FLASH 形式で表示されていたコンテンツに関しては、表 4.1 の C2 の結果からわかるようにすべての被験者が同等程度の説明内容である結果となった。

表 4.1 検証結果

No.	Speed (letter/min)	A1	A2	B1	B2	C1	C2
1	511	10	0	2	6	10	5
2	626	7	2	0	6	3	6
3	309	2	0	5	3	0	5
4	883	8	2	4	0	7	5
5	1610	6	0	2	7	6	4

4.7 考察

表 4.1 の結果からわかるように文章を読む速度が 1 分あたり 500 文字以上 1000 文字以下の被験者は A パターンのコンテンツの内容をよく理解していることから、コンテンツを推薦する際、文章量が多いコンテンツを提供しても支障は少ないと言える。読む速度が 500 文字に満たさなかった被験者は、文章量が多いコンテンツを提供した場合、内容を把握しきれない可能性がある結果となったので、文章量が多いコンテンツを推奨コンテンツとして提供することは避けたほうが良いと言える。逆に読む速度が 1000 文字を超える被験者の場合、500 文字以上 1000 文字以下の被験者と似た傾向が出た結果となったため、文字を読む速度が速い被推薦者に対しては文章量が多いコンテンツを推薦しても、支障は少ないと考えられる。今回の検証実験で読む速度が 500 文字以上の被験者の母国語が全て日本語であったため、母国語という属性を用いても推奨コンテンツをある程度導出できるのではないかと考えられる。

表 4.1 の C2 からわかるように、C パターンのような FLASH 形式で表示されるコンテンツの場合、どの被験者もほぼ同等の理解度を示す結果となった。また、表 4.1 のように全体と比較した時も点数が高く且つどの被験者も安定した点数を出している傾向にあったことから、FLASH 形式のような図が多いコンテンツは読む速度に関係なく高い効果が得られると言える。しかし C1 を見ると必ずしもこのようなパターンにならなかった。被験者によると C1 のコンテンツは内容が悪く把握しづらい内容だったという意見が非常に多かったため、このような結果になったのだと思われる。

パターン B のコンテンツの 1 問目に関しては、検証実験後に被験者から内容が把握しづらいコンテンツであったという意見が非常に多かった。また、2 問目に関してはコンテンツの内容がデータベースに関する知識が前提にあるものとして考えられているコンテンツだったためこのような結果になったと思われる。これらのことはコンテンツを無作為に抽出したこともあるためと考えられる。

表 4.1 からわかるように、どのタイプの被験者も点数の傾向は似たような傾向になる結果となっている。そのため、今回の検証では専攻分野の違いによる成績の変化は見られなかった。

4.8 まとめ

今回の検証実験で、読むスピードという属性が Web 教材を推薦するうえで有効性がある可能性が得られた。しかし、今回の検証実験では個人の記憶力と言った要素を考慮していなかったため、この要素を考慮した場合でも同様の結果が出るかを検証する必要が出てきた。

5. 改良手法

5.1 提案手法②実験結果から

提案手法②の検証実験を行った際、個人の記憶力や IQ と言ったものを考慮せずに実験を行った。そのため、これらの要素を考慮した場合検証実験②の結果と同様の結果が出るか、すなわち個人の記憶力や IQ を考慮せずにコンテンツ推薦が可能かを立証する必要が出てきた。

5.2 改良の経緯

5.1 章の事柄から、個人の能力や IQ に関係なくコンテンツ推薦する方法を考案しようとしたが、これらの属性は「文章を読む速度」という属性と同様に、個人に備わっている能力・個人が元々持っている能力と同等のものであると考えた。また、このような属性を排除して推薦しても本当に利用者にとって有益な推薦ができるかという点に関して問題が出てくる。よって、「個人の能力や IQ」という属性と「文章を読む速度」という属性を用いた二次元的な推薦手法に改良する運びとなった。

5.3 検証実験

「文章を読む速度」と「個人の記憶力・IQ」と言った能力が推薦コンテンツの理解度にどのような影響してくるかを検証する実験を行った。また、同時にどのようなコンテンツを好むか、理解度の結果に関わらずどのコンテンツが被験者にとって理解しやすいと感じたかの検証も行った。

コンテンツの区分けとして、各章を前半と後半に分割し、前半コンテンツを基本的なコンテンツとし、後半のコンテンツを基本コンテンツの知識を用いた応用コンテンツとしている。

5.3.1 検証実験概要

まず、読む速度の測定を行った。やり方は提案手法②の検証実験での読む速度の計測と同様の方法で、文字量が同じかつ内容の違う文章を 3 回読んでもらい、その平均を被験者の読むスピードという属性に設定する。

次に、IQ の測定を Web 上にある Web テストを用いて行った。この Web テストにおいて算出された IQ は、必ずしも被験者の正確な IQ ではなく、大まかな数値である。

次に学習コンテンツ (AIRS) を用いて 20 分間の学習を行ってもらった。今回の検証実験では学習コンテンツを指定せずに自由に被験者の好きなコンテンツを閲覧してもらうパターンと、提案手法②との結果との比較実験のため同様のコンテンツを閲覧してもらう 2 つのパターンで検証を行った。

20 分間の学習後、5 分間の休憩を取ってもらった。その後、理解度チェックを行い、学習コンテンツをどの程度理解しているかの検証を行った。今回の理解度チェックも検証実験①、検証実験②の理解度チェックと同様被験者に説明をってもらう形で行った。

その後、学習してもらったコンテンツを用いて問題作成を行ってもらった。問題の作成は、学習したコンテンツを理解していない場合作成が難しくなるので、どの程度学習したコンテンツを理解できているかを把握するために行った。

最後に、閲覧したコンテンツの中でどのようなコンテンツが被験者にとって閲覧しやすかったなどのアンケートを行った。

5.3.2 結果

検証結果から、IQ が平均的な人物 (100 程度) よりも IQ が高い人物 (120 以上) の方が章の前半のコンテンツだけでなく、後半のコンテンツも理解度が高いことが分かった。問題の作成に関しては章の前半のコンテンツを用いて作成する人物が多かった。また、閲覧しやすかったコンテンツをアンケートした結果、こちらも章の前半コンテンツの方が理解しやすいという結果が出た。念のため、表示パターンによるアンケートも取った結果、B パターンの表示が一番見やすいという結果となった。

表 5.1 検証結果

No.	Speed (letter/min)	IQ	A	B	C	章 前 半	章 後 半
1	515	104	9	4	5	7	3
2	516	120	7	2	5	7	6
3	510	102	6	4	6	6	3
4	893	126	8	2	5	9	7
5	1590	103	6	3	4	7	3

5.4 考察

IQ が高い人物は限られた時間内で章の後半コンテンツまで含めた幅広いコンテンツを記憶・理解できるということが分かった。逆にそうでない IQ が平均程度の人物は限られた時間内で多くのコンテンツを記憶・理解することは難しいことから、推薦するときは章の前半コンテンツを中心としたコンテンツを提供することで一定の効果が挙げられる可能性がある。履歴データのないユーザーの特性を考えると、どのユーザーに対してもまずは章の前半コンテンツと言った基本的なコンテンツのみを提供することが第一であると考えられる。IQ が高い人物に対しては、基本的なコンテンツの提供を行った後に応用コンテンツを提供するタイミングを IQ が平均的な人物より早くすることで効果が得られると考えられる。

そして、これはコンテンツの中身に関する事柄となってしまうが、文章が多すぎるコンテンツやアニメーションで構成されたコンテンツよりも、文章がメインで図説が多目で構成されているコンテンツの方が、利用者視点での見やすさ、理解しやすさが高いことが分かった。しかし、利用者視点でのコンテンツの評価と、実際の理解度の結果では必ずしも片方が高ければもう一方も高いという結果にならなかったことから、利用者の評価のみで提供コンテンツを決定することは難しいことが分かった。

5.5 まとめ

提案手法②を改良したことで、利用者に対してより良い推薦ができる可能性を確認できた。しかし、一般的な Web 教材では、読む速度のように既存のコンテンツを用いて計測することができず、IQ を測るシステムを Web 教材に導入するか、利用者自己申告してもらう形でしか使うことができないという問題点も見られた。

6. おわりに

Web 教材における推薦システムの有効性を確認した。提案手法①を考案し、その手法に関する検証実験を行ったが、

手法による推薦の有効性を見出すことができなかった。それを踏まえ提案手法②を考案し、同様の検証実験を行った結果、こちらは有効性が見られなかった提案手法①と比較した場合、有効性が見られた。よって提案手法②は、Web 教材を推薦する新たな手法として、わずかながらの有効性があると言える。提案手法②を改良した結果、IQ という属性を増やすことで利用者に有益なコンテンツを提供できる可能性が上がった。よって、IQ と読むスピードの 2 つの属性を用いることで、利用者に有益なコンテンツ推薦ができるようになる結果となった。同時に、属性が少ない場合は有益なコンテンツの提供率が落ちるといったコールドスタート問題を改めて確認し、推薦システムの大きな障害となることも確認した。

本研究では、検証実験の規模、すなわち被験者の数が少なかつたということもあり、被験者の数が膨大であった場合の検証データがないため、今後より多くの被験者を用意して同様の検証実験を行った際、また違う結果が出てくる可能性もある。

謝辞 本研究は、科学研究費助成事業 学術研究助成基金助成金 基盤研究(C) 課題番号 24500122 「ユビキタスデータベースにおける知識融合技術に関する研究」の支援による。

参考文献

- 1) Amazon.com
<http://www.amazon.com/>
- 2) 小野智弘 麻生英樹 本村陽一 “情報・コンテンツのレコメンド技術と課題” 電子情報通信会誌 Vol.94 No.4 (2011年4月) pp.310-315
- 3) 樽井 勇之 “協調フィルタリングとコンテンツ分析を利用した観光地推薦手法の検討” 上武大学経営情報学部紀要 36, 1-14, 2011-12
- 4) 松原 有希 長田 智和 玉城 史朗 “協調フィルタリングを用いた初等教育の授業向け Web 検索手法の提案” 情報処理学会研究報告. コンピュータと教育研究会報告 2007(101), 69-74, 2007-10-05
- 5) 松澤 俊典, 山口 未来, 和田 雄次, 土肥 紳一 “教材コンテンツ双方向推薦システムの実装” 情報処理学会研究報告, 情報処理学会研究報告, コンピュータと教育研究会報告 2008(13), pp.127-132 (2008)
- 6) 個別復習支援システム AIRS
<http://133.20.244.51/AIRS/>
- 7) 井上 明 “PBL 情報教育の学習効果の検証” 情報処理学会研究報告. 情報システムと社会環境研究報告 2007(25), 123-130, 2007-03-14