

パーソナルオンラインニュース配信システムの実証実験

大槻 一博[†] 服部 元[‡] 松本 一則[‡] 滝嶋 康弘[‡] 菅谷 史昭[‡] 鹿喰 善明[†]

[†]NHK 放送技術研究所 〒157-8510 東京都世田谷区砧 1-10-11

[‡]KDDI 研究所 〒356-8502 埼玉県ふじみ野市大原 2-1-15

E-mail: [†]{otsuki.k-ek, shishikui.y-hw}@nhk.or.jp, [‡]{gen, matsu, takisima, fsugaya}@kddilabs.jp

あらまし 視聴履歴に基づきユーザの嗜好に適応したニュース記事の推薦を行う、オンラインニュース配信サービスについて検討している。これまでに、嗜好クラスタ生成に視聴履歴と非視聴履歴の両方を使用する手法を提案し、あらかじめ用意した記事を固定的に用いたシミュレーション実験により、提案手法が視聴履歴のみを用いる従来手法よりも推薦精度が向上していることを示した。本稿では、さらに評価の信頼性を高めるため、30人程度の被験者を対象として実際の多様な記事を用いて行った実証実験と、その結果について述べる。実験では試作システムを用いて、ユーザの視聴履歴がそれ以降の提示記事に実際に反映される環境で視聴履歴を取得し、その履歴を用いた各手法の推薦記事のどちらがユーザの嗜好に合致するかを、正確性・多様性・再現性・整列性の点から比較評価した。実験の結果、視聴履歴のみを用いる従来手法よりも提案手法がユーザの嗜好に合うことを確認した。また、特に多様性において評価が高いことを示した。

キーワード オンラインニュース配信, 実証実験, 多様性

Practical Experiment of Personal Online News Delivery System

Kazuhiro OTSUKI[†] Gen HATTORI[‡] Kazunori MATSUMOTO[‡]

Yasuhiro TAKISHIMA[‡] Fumiaki SUGAYA[‡] and Yoshiaki SHISHIKUI[†]

[†]NHK Science & Technical Research Laboratories 1-10-11 Kinuta, Setagaya-ku, Tokyo, 157-8510 Japan

[‡]KDDI R&D Laboratories Inc. 2-1-15 Ohara, Fujimino-shi, Saitama, 356-8502 Japan

E-mail: [†]{otsuki.k-ek, shishikui.y-hw}@nhk.or.jp, [‡]{gen, matsu, takisima, fsugaya}@kddilabs.jp

Abstract We are studying on developing an online news delivery service that recommends suitable news articles to individual users by inferring a user preference from user access logs. So far we have proposed a method that uses both user access logs and non-viewed logs to generate preference clusters and the result of a simulation experiment conducted using fixed prepared articles indicated that the proposed method gives higher accuracy of recommendation than the conventional method that used only user access logs. This paper describes a practical experiment, participated by about 30 testers, we carried out using real various articles, with the aim of improving the reliability of the evaluation. In the experiment we used the prototype system in which recommended articles actually change according to user access logs. The system inferred articles to be recommended using both proposed and conventional methods and then the testers compared between the two outputs from the viewpoints of accuracy, diversity, reproducibility, and orderliness. As a result of the experiment, we confirmed the proposed method is better suited to user preferences than the conventional method, especially from the viewpoint of diversity.

Keyword Online news delivery, practical experiment, diversity

1. はじめに

昨今、ユーザの興味や関心などの嗜好情報に応じて情報を提供するサービスが増えている。例えば、Google ニュース[1]においては、興味のあるキーワードをカスタムセクションとして追加が可能である。また My Yahoo![2]においてはキーワードやカテゴリをもとにしてカスタマイズが可能である。これら以外にもあらかじめユーザの好みを指定することで嗜好に合った情報を表示するサービスは多く存在し、ユーザが自分の

嗜好にあった情報を簡単、確実に視聴したいという要望は確実に存在する。しかし、常に最新のユーザの嗜好に合わせておくためには、ユーザの好みの設定を頻繁に更新する必要がある、それはユーザにとって非常に煩わしく手間の掛かる作業となる。

我々は、ユーザの嗜好情報に応じたオンラインニュース配信に関して、特にユーザには極力手間を掛けさせない方法として、ユーザの視聴した記事の履歴（以降、視聴履歴と呼ぶ）を利用する方針としている。

これまでに、視聴履歴に基づきユーザの複数の嗜好を抽出して嗜好クラスタを生成し、嗜好クラスタの重みを個別に管理する嗜好クラスタ管理手法を提案している[3]。さらに、視聴履歴だけではなく、視聴しなかった記事の履歴（以降、非視聴履歴と呼ぶ）を利用する嗜好クラスタ管理手法を2手法提案している[4]。

これまでは、あらかじめ収集しておいた1600記事を用いたシミュレーション実験を行い、推薦精度が従来よりも向上することを示した。本稿では、さらに評価の信頼性を高めるため、30人程度の被験者を対象として実際の多様な記事を用いて行った実証実験について述べる。本実証実験では提案手法を実装したパーソナルオンラインニュース配信システムを試作し、ユーザの視聴履歴がそれ以降の提示記事に実際に反映される環境で視聴履歴を取得した。さらに、その履歴を用いた各手法の推薦記事のどちらがユーザの嗜好に合致するかを評価した。ここでの評価基準は、我々が重要と考える、正確性・多様性・再現性・整列性とした。詳細は5.で述べる。

本稿の構成を述べる。まず、2.で関連研究について述べ、3.では視聴/非視聴履歴を利用した提案手法を述べる。4.で試作したオンラインニュース配信システムについて述べ、5.では実証実験について述べる。最後に6.でまとめる。

2. 関連研究

ユーザの嗜好情報に適応させるサービスを行うためには、ユーザの嗜好を取得・収集・抽出するためのユーザプロファイリング技術と、得られた嗜好に基づいてユーザに適応した情報を選び出すための情報フィルタリング技術が必要である。さらに情報フィルタリング技術は、コンテンツに基づくフィルタリングと協調フィルタリングの2種類がある。これらの手法を組み合わせ、ユーザの嗜好に合わせたサービスを行おうという目的の研究は多数存在する[5]。

閲覧履歴利用によるWebページ提示システム実現のために、利用者の意図や嗜好性はWebページの閲覧履歴に反映されていると仮定し、確率モデルにより分析したユーザの嗜好をひとつの文章ベクトルという形で表し、それを検索キーワードとして利用するWebページ推奨エンジンを提案している研究[6]がある。また、ユーザの興味をひくニュースコンテンツを選択するために、最近提示したニュースコンテンツに高い重みを与える時間減衰項とユーザが興味を示さなかったニュースコンテンツに負の重みを与える興味認識項を導入することで、興味追跡と話題転換を実現しようとする研究[7]がある。しかしながら、これらの2つの研究ではユーザ嗜好を単一に扱っており、複数の嗜好か

らどのように文章を選択するかの言及がない点が我々と異なる。

Webのデータマイニングや閲覧履歴の視覚化などにおいて、Webのアクセス履歴を解析する手法がいくつか提案されている。例えば、ユーザが閲覧したWebサイトをクラスタリングする際に、ウィンドウタイトルから単語を抽出して用いることで、ユーザの興味の遷移パターンを抽出するデータマイニング手法を提案している研究[8]がある。また、リンク選択時の履歴としてリンクを含む行のテキストから得られるキーワード群を用いることで、キーワードとWebページを表すアイコンを2次元空間上に配置して、さらに時系列で提示する手法を提案している研究[9]がある。コンテンツを代表するキーワードをタイトルから抽出する考え方は我々と同一であるが、閲覧履歴からどのようにしてWebを推薦するかの言及がない点が我々と異なる。

推薦システムの評価に関するものとして、協調フィルタリング方式の推薦システムの評価方法が提案されている[10]。その中でも述べられているように、ユーザの満足度はシステム評価に用いられる推薦結果だけではなく、様々な要因に左右されることが知られている。それらの要因の中でユーザの状況を考慮して評価実験を行っている研究[11]や、推薦結果の意外性の面から評価しようとしている研究[12][13]がある。

3. 視聴/非視聴履歴を利用した提案手法

我々が目指す、視聴履歴を用いたユーザプロファイリング技術とコンテンツに基づくフィルタリング技術とによるユーザの嗜好情報に適応したサービスの研究において従来では、視聴履歴を一括して扱いユーザ嗜好を単一に捉えていた。我々は、ユーザ嗜好は複数種類の嗜好の集合であるという仮説に基づき、視聴履歴のみでなく非視聴履歴も利用した嗜好クラスタ管理手法を2手法提案した。1つは視聴履歴と非視聴履歴を分けずに提示履歴としてまとめて扱い、クラスタごとの閲覧率を定義することで、嗜好の度合いを反映する「統合管理手法」で、もう1つは視聴履歴と非視聴履歴を別々に扱うことで、嗜好に合うか合わないかを明確に切り分ける「独立管理手法」である。これらの概要について3.1.と3.2.でそれぞれ述べる。

3.1. 統合管理手法

視聴履歴と非視聴履歴を合わせた提示履歴に含まれる記事のタイトルから茶筌[14]を用いた形態素解析でキーワードを抽出し、そのキーワードを利用して嗜好クラスタを生成する。また、嗜好クラスタの特徴量として、各嗜好クラスタ生成の基になったニュース記事の全文を対象としたTF-IDF[15]による特徴ベクトルをすべて総和した嗜好クラスタベクトルを算出する。

ニュース記事の推薦は嗜好の度合いを表す推薦点数の大きい順に行う。推薦点数の計算方法を付録1に示す。また、各クラスタには重要度を設定する。算出式を付録2に示す。なお、推薦点数の計算では、式A・1の W_C の代わりに式A・2で定義する W'_C を用いる。

上記の手法により、提示履歴に含まれる記事数が少ないクラスタであっても視聴している記事の割合（閲覧率）が高い場合は、類似する記事を上位にすることができる。すなわち、閲覧率の大きさを嗜好の度合いに反映する手法であるといえる。

3.2. 独立管理手法

提示履歴を用いたクラスタ生成と同様の手法で、視聴履歴を用いた嗜好クラスタと非視聴履歴を用いた非嗜好クラスタを生成し、それぞれを独立に管理する。視聴されなかった記事から生成される非嗜好クラスタに類似する記事は推薦しないようにするため、ニュース記事の推薦は次の手順で行う。推薦点数の計算は付録1と同様である。各クラスタの重要度の算出式を付録3に示す。なお、推薦点数の計算では、式A・1の W_C の代わりに式A・3で定義する W''_C を用いる。

- (1) 新着記事に対し、すべての嗜好クラスタおよびすべての非嗜好クラスタとの類似度を算出する。
- (2) (1)で算出した類似度の最大値を新着記事とユーザとの推薦点数 $S(D_i)$ とする。類似度が最大値となるクラスタが非嗜好クラスタの場合には推薦点数 $S(D_i)$ をマイナスの値とする。
- (3) すべての新着記事でユーザの嗜好/非嗜好クラスタとの類似度を求め、推薦点数 $S(D_i)$ が大きなニュース記事から順に推薦する。

上記の手法により、ユーザの嗜好ではない非嗜好クラスタに類似するニュース記事ほど下位の候補となるニュース記事の優先順位が得られる。すなわち、非視聴履歴からの嗜好情報に強く影響を受け、嗜好に合うか合わないかを明確に切り分ける手法であるといえる。

3.3. 提案手法による記事の提示法

従来手法でも、推薦点数の大きい順にニュース記事を提示することでユーザの嗜好を反映した提示を行うことはできるが、対象の新着ニュース記事の内容によっては、記事同士の内容が類似したものばかりになる可能性がある。例えば大きな事故や重大事件などが起きた場合に、時々刻々の変化により多くの関連記事が存在することになる。この場合、推薦点数の大きい順に提示しただけでは、推薦記事の全てがその関連記事になってしまうという問題があり、他の興味のある記事が推薦されなくなる。本稿で想定しているサービスでは、ユーザの嗜好に合った内容であっても、同一内容のニュースであれば多数提示するのではなく、ユーザの嗜好に合う記事を幅広く閲覧することを望ま

しいと考える。嗜好クラスタを生成する提案2手法では、この問題に対応する提示が可能となる。

すなわち、提案手法により生成した嗜好クラスタに基づき類似記事群を生成し、最初の提示では、嗜好クラスタごとの類似記事群の中で推薦点数が最も高い記事のタイトルを提示する。次に、1つの嗜好クラスタを選択すれば、その嗜好クラスタに類似している記事群のタイトルのリストを提示する。このような嗜好クラスタによる階層型の提示法により、同一内容の記事が連続して提示されることを避けながら、加えて多種の記事の提示が可能となる。この嗜好クラスタを応用した階層型の提示法は、嗜好クラスタが複数生成されない従来手法では行うことができず、提案2手法の大きな特徴といえる。

4. 試作したオンラインニュース配信システム

試作したオンラインニュース配信システムの機能構成を図1に示す。

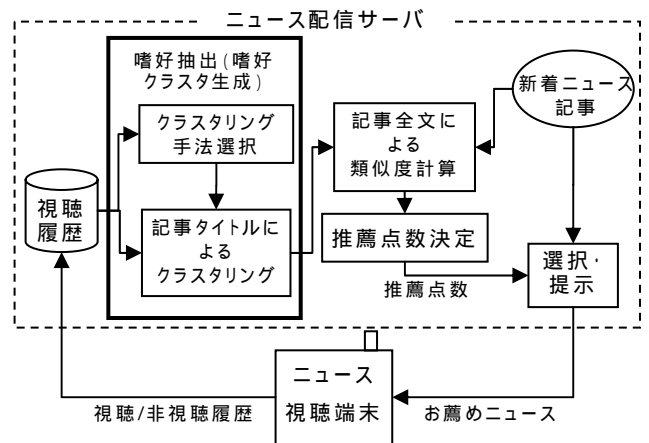


図1 試作システムの機能構成

本システムではユーザには嗜好情報の入力や登録などの煩雑な操作を求めず、ニュース視聴端末の操作に基づく視聴履歴を自動的に取得することで嗜好情報を得ることを試みる。ニュース配信サーバは3.で述べた手法で視聴履歴から嗜好クラスタ生成を行う。次に、この嗜好クラスタの特徴量である嗜好クラスタベクトルと新着ニュース記事の全文による特徴ベクトルを用いて類似度を計算し、最終的な各新着ニュース記事の推薦点数を決定する。この推薦点数に基づきユーザにお薦めのニュースを選択してニュース視聴端末に提示する。ここでの提示は、3.3で述べた階層型の提示法を実装する。ユーザは提示されたものから視聴を行い、その結果として視聴/非視聴履歴が新たに追加される。これらの手順を繰り返すことにより嗜好情報が蓄積されるため、推薦精度が向上することが期待できる。

また、提案手法は、ユーザが視聴しなかった記事はユーザが興味を持たなかった記事であるという前提に

基づいている。非視聴履歴として記録する記事対象を新着ニュース記事全てとすると、本当に興味が無かったのか、単に他の理由で視聴しなかったのかが判別できず、結果として推薦精度が下がってしまうことになる。よって、非視聴履歴としては、サービスにアクセスして最初に提示された記事（嗜好クラスタごとの類似記事群の中で推薦点数が最も高い記事）であるにも関わらず、ユーザがログアウトするまでに視聴された記事を記録するものとする。このように、システムが推薦したにも関わらず、ユーザが視聴しなかった記事を非視聴履歴とすることで、高精度な嗜好情報を生成することが可能となる。

5. 実証実験

試作したシステムを用い、一定期間提案手法で推薦したニュース記事を視聴してもらい視聴履歴を蓄積した後、提案手法と従来手法とで提示されるニュースのどちらが、ユーザの嗜好に合致するかを比較する主観評価を行う。ここで、従来手法としては、視聴履歴の全てを1つの嗜好クラスタとみなして推薦点数を計算する手法とする。

5.1. 実験手順

(ア) 実験の概要

月曜日から木曜日にニュース記事を視聴して履歴を蓄積し、金曜日に提案手法と従来手法の2つの手法により提示されたお薦めニュースを比較して、どちらの手法がユーザの嗜好に合う記事が提示できているかを主観評価した。提案手法は独立管理手法と統合管理手法をそれぞれ2週間ずつ、合計4週間行った。実験手順の詳細を次に述べる。

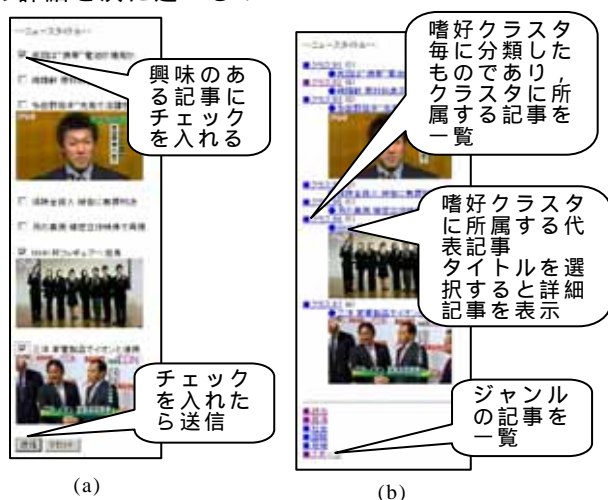


図 2 視聴履歴収集時の画面

(イ) 手順 1(月曜日～木曜日)

(1) 図 2(a)にあるように、提示された7件のニュースタイトルを見て、興味のある記事にチェックを入れ(複数選択可能)「送信」ボタンを押す。

(2) 送信後は、図 2(b)にあるように、7件のニュース記事およびジャンル選択が表示されるので、自由に操作し、興味のある記事を視聴して履歴を蓄積する。終わったらブラウザを閉じる。

(ウ) 履歴の記録

手順 1 の(1)でチェックを入れた記事は視聴履歴として、チェックを入れなかった記事は非視聴履歴として記録する。また、手順 1 の(2)で自由に操作して視聴した記事に関しても、視聴履歴に記録する。

(エ) 手順 2(金曜日)

(1) 図 3にあるように、手法 1 と手法 2 で提示されるお薦めニュースを比較して、アンケート(3段階評価)に回答する。手法 1 と手法 2 は、提案手法と従来手法をランダムに振り分けている。また、フリーアンサー欄には評価の理由を自由に記入し、全て完了したら「送信」ボタンを押す。

(2) 送信後は、図 2(b)の画面になるので、自由に操作し、興味のある記事を視聴する。終わったらブラウザを閉じる。

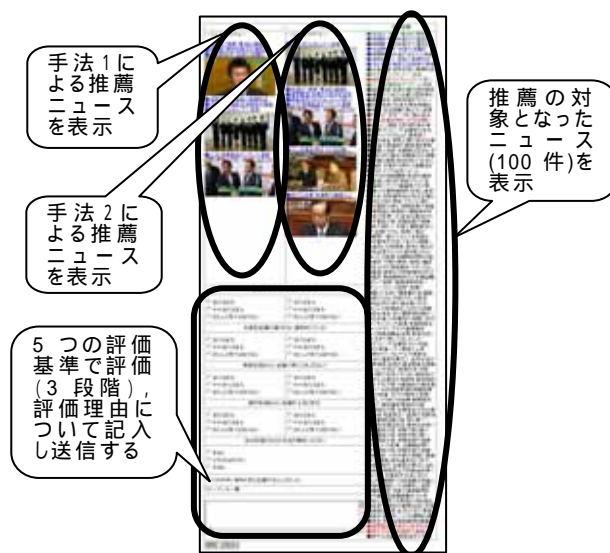


図 3 比較評価時の画面

(オ) 評価の基準

評価は各手法に対して、我々が重要と考える以下の4つの基準について、3段階評価(当てはまる、やや当てはまる、ほとんど当てはまらない)で行う。

- (1) 正確性: 提示された記事の中に読みたい記事が多くあるかどうか
- (2) 多様性: 提示された記事が内容の偏りなく対象記事から選択されているかどうか
- (3) 再現性: 提示された記事の中に読みたい記事の取りこぼしがないかどうか
- (4) 整列性: 提示された記事の中で読みたい記事が上位にあるかどうか

また、どちらの手法によるお薦めニュースの方が嗜好

に合っているかの総合評価と、そもそも対象となる記事に読みたい記事があったかどうかの評価（対象記事にほとんど興味が無ければチェックを入れる）を入力してもらった。さらに、フリーアンサー欄を設け、総合評価の理由を記入してもらった。

5.2. 実験結果と考察

実証実験における結果と考察を以下に述べる。

(1) 評価基準の3段階評価と総合評価の結果

5.1 で述べた4つの評価基準の3段階評価を、当てはまる:1、やや当てはまる:2、ほとんどあてはまらない:3と数値に直し、それぞれの手法に対する評価の平均値を求め、t検定の片側検定を行い有意な差があるかを調べた。結果を表1および表2に示す。表の上段左に提案手法の平均値、上段右に従来手法の平均値、下段にt値と検定結果を示す。

表1 各評価基準におけるユーザ評価の平均値 (独立管理手法)

	正確性		多様性		再現性		整列性	
1週目	1.93	1.63	1.81	2.15	2.19	2.11	2.11	2.00
	t(52)=1.67 , n.s.		t(52)=-1.91 , p<.05		t(52)=0.45 , n.s.		t(52)=0.62 , n.s.	
2週目	1.68	1.57	1.79	2.29	2.07	2.04	2.11	2.04
	t(54)=0.59 , n.s.		t(54)=-3.39 , p<.01		t(54)=0.20 , n.s.		t(54)=0.39 , n.s.	

*n.s.は非有意, p<.05は5%有意, p<.01は1%有意

表2 各評価基準におけるユーザ評価の平均値 (統合管理手法)

	正確性		多様性		再現性		整列性	
1週目	1.83	1.79	1.83	2.17	2.10	2.17	1.79	1.86
	t(56)=0.21 , n.s.		t(56)=-1.79 , p<.05		t(56)=-0.38 , n.s.		t(56)=-0.37 , n.s.	
2週目	1.67	2.04	1.48	2.22	2.04	2.26	1.74	2.19
	t(52)=-2.73 , p<.01		t(52)=-4.70 , p<.01		t(52)=-1.31 , n.s.		t(52)=-2.68 , p<.01	

*n.s.は非有意, p<.05は5%有意, p<.01は1%有意

5%の有意水準で4週の評価の全てで差が認められたのは多様性のみで、いずれも提案手法の方が高い評価となった。これは提案手法における、階層型の提示法による効果であると考えられる。また、統合管理手法を用いた2週目においては、1%の有意水準でも正確性、多様性、整列性において差が認められており、提案手法の有効性が示されている。一方、再現性に関してはどちらの提案手法も有意な差は無いという結果となった。これは対象記事が100件に対してお薦めニュースが7件のみの提示による評価であり、そもそも再現性が確認しづらいことが原因と考えられる。

次に、総合評価の結果を表3および表4に示す。提案2手法とも1週目よりも2週目の方が、従来手法に比べて嗜好に合っていると評価する人数が増えている。

これは提案手法が嗜好クラスタを生成するのに十分な視聴履歴を必要とする手法であり、後半の週の方がより十分な視聴履歴を得られ、ユーザの嗜好を反映した嗜好クラスタが生成されたための結果と考えられる。また、提案2手法の2週目の結果を比較すると、独立管理手法よりも統合管理手法の方を良いとする人数がより増えている。独立管理手法は嗜好に合うか合わないかを明確に切り分ける手法であり、嗜好・非嗜好の両方のクラスタを生成する必要があるため、履歴が少ない状態では精度が落ちる。一方、統合管理手法は閲覧率による嗜好の度合いを反映する手法であり、生成すべきクラスタ数は比較的少なく済むため、履歴が少ない状態でも精度が上がり、その効果が早期に結果に表れたと考えられる。

表3 総合評価の結果 (独立管理手法)

	提案手法	従来手法	どちらでもない
1週目	10人	11人	5人
2週目	11人	10人	5人

表4 総合評価の結果 (統合管理手法)

	提案手法	従来手法	どちらでもない
1週目	11人	10人	4人
2週目	22人	2人	1人

(2) フリーアンサーの結果

独立管理手法では、1週目には提示される記事にほとんど差を感じないという意見が多く見られたが、2週目に入ると多様性の面から提案手法を評価する意見が増えている。嗜好クラスタへのユーザの嗜好の反映は遅いものの、提案手法による一定の効果はあることが伺える。

統合管理手法では、1週目にはどちらの手法でも提示記事に偏りがみられたとの意見が多かったが、2週目には従来手法に偏りを感じたという意見が多数あった。1週目には提案手法を評価するユーザの一方で、対象記事自体に偏りがあったせいもあり、嗜好クラスタ生成に十分な履歴がないユーザの場合、提案手法であっても偏りのある記事が提示され、従来手法を良いとするユーザがあった。2週目には対象記事に同一内容の関連記事が複数存在し、嗜好クラスタの生成も十分行われているため、従来手法に比べて提案手法が高い評価となっている。

以上より、提案手法は従来手法に比べて、多様性において優位にある手法であり、視聴履歴が蓄積されるほど、嗜好に合うという評価の高まる手法であることを示すことができた。また、提案2手法を比較すると、統合管理手法の方が、ユーザの嗜好を反映した嗜好クラスタ生成にかかる時間が短く、視聴履歴の蓄積の初期段階から有効な手法であるといえる。

6. おわりに

オンラインニュース配信を対象とするユーザに適應した情報サービスに関して、閲覧率による嗜好の度合いを反映する統合管理手法と、嗜好に合うか合わないかを明確に切り分けた独立管理手法を提案し、提案2手法による試作システムを用いて実証実験を行った。実験はユーザの視聴履歴がそれ以降の提示記事に実際に影響を与える環境で行い、提案2手法と従来手法のどちらがユーザの嗜好に合致するかを比較評価した。その結果、提案2手法は従来手法に比べて、多様性において優位にある手法であり、視聴履歴が蓄積されるほど嗜好に合うという評価の高まる手法であることを示した。また、統合管理手法が独立管理手法に比べてユーザの嗜好をより早く嗜好クラスタへ反映させる手法であることを確認した。今後の課題として、視聴履歴をさらに増やしていった場合の比較評価を行う必要がある。

文 献

- [1] Googleニュース <http://news.google.co.jp>
- [2] My Yahoo! <http://my.yahoo.co.jp/>
- [3] 大槻一博,服部元,帆足啓一郎,星野春男,菅谷史昭,“携帯向けオンラインニュース配信のための視聴履歴に基づく嗜好クラスタ管理手法の検討,”電子情報通信学会ヒューマンコミュニケーショングループ W12 研究会資料, pp.113-118, 2006.7
- [4] 大槻一博,服部元,星野春男,松本一則,菅谷史昭,“携帯向けパーソナルオンラインニュース配信のための視聴/非視聴履歴に基づく嗜好クラスタ管理手法,”第18回データ工学ワークショップ(DEWS2007), C2-8, 2007
- [5] 土方嘉徳,“情報推薦・情報フィルタリングのためのユーザプロファイリング技術,”人工知能学会誌, Vol.19, No.3, pp.365-372, 2004
- [6] 佐藤健吾,“確立モデルによる Web ページ推薦エンジン,”IPA(情報処理振興事業協会)平成13年度成果報告集第二版
- [7] 佐竹聡,川島英之,今井倫太,“ニュースコンテンツ提示ロボットにおけるユーザ興味を考慮したコンテンツ選択手法,”電子情報通信学会データ工学研究会 技術研究報告, Vol.105, No.171, pp.119-124, 2005.7
- [8] 山田和明,中小路久美代,上田完次,“Webユーザの行動履歴解析のためのデータマイニング,”電子情報通信学会ヒューマンコミュニケーショングループ W12 研究会資料, pp.59-64, 2005.9
- [9] 村上晴美,平田高志,“Webにおけるリンク選択行動からユーザの時系列の興味空間を作成するシステム,”日本認知科学会テクニカルレポート, JCSS-TR-47, pp.1-12, 2003
- [10] J. Herlocker, et al. “Evaluating collaborative filtering recommendation systems,” ACM Transactions on Information Systems, Vol.22, pp.5-53, 2004
- [11] 小野智弘,本村陽一,麻生英樹,“携帯電話によるレコメンデーションシステムの一般ユーザによる評価実験,”The 21st Annual Conference of the Japanese Society for Article Intelligence, 2C5-1, 2007
- [12] Cai-Nicolas Ziegler, S. M. Mcnee, J. A. Konstan and

G. Lausen, “Improving Recommendation Lists Through Topic Diversification,”In proc. of WWW'05, pp.22-32, 2005

- [13] 村上知子,森紘一郎,折原良平,“推薦結果の意外性を評価する指標の提案,”The 21st Annual Conference of the Japanese Society for Article Intelligence, 2C5-2, 2007
- [14] 松本裕治,北内啓,山下達雄,平野善隆,松田寛,高岡一馬,浅原正幸,“日本語形態素解析システム『茶筌』version 2.3.3 使用説明書,”奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科自然言語処理学講座, 2003
- [15] G.Salton and M.J.McGill, “Introduction to Modern Information Retrieval”, McGraw-Hill, 1983

付 録

1. 推薦点数の計算

推薦点数は、新着記事と各嗜好クラスタベクトルとによって求まる類似度を比較し算出する。すなわち、新着記事*i*の特徴ベクトル D_i と、嗜好クラスタ*C*の嗜好クラスタベクトル Q_C とのコサイン距離を計算する。次に、後に述べる嗜好クラスタ*C*が持つ重要度 W_C を乗じてその記事と嗜好クラスタとの類似度 $sim(Q_C, D_i)$ を算出する。最後に、式A.1に示すように、 $sim(Q_C, D_i)$ の最大値を新着記事*i*の推薦点数 $S(D_i)$ と定義する。

$$S(D_i) = \max_C (sim(Q_C, D_i)) = \max_C \left(W_C \frac{Q_C \cdot D_i}{|Q_C| |D_i|} \right) \quad (A.1)$$

2. 統合管理手法での重要度

各クラスタに対して閲覧率と履歴順に基づく重要度を定義する。式A.2に示すように、嗜好クラスタ*C*の重み W'_C は、嗜好クラスタ生成の基になった記事の総数*m*、そのうち視聴した記事数*n*、視聴した記事*i*が嗜好クラスタ生成の基になった記事のうち最新の記事から履歴順で何番目にあるかの順位 P_i を用いて、

$$W'_C = \frac{n}{m} \sum_{i=1}^n \frac{1}{P_i} \quad (A.2)$$

と定義する。

3. 独立管理手法での重要度

嗜好クラスタ生成の基になった各ニュース記事が履歴された時刻から現在時刻までの時間差で定まる各記事の重みを総和したものを嗜好クラスタの重要度と定義する。すなわち、式A.3に示すように、重要度 W''_C は、初期値 W_0 、現在時刻 τ 、記事*i*が記録された時刻 T_i 、重みの値が約4割になるまでの単位時間を T 、クラスタに含まれる記事数*m*を用いて、

$$W''_C = \sum_{i=1}^m W_0 \exp \left(-0.9 \times \left(\tau - T_i \right) / T \right) \quad (A.3)$$

と定義する。