

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

Practical Experiment of Personal Online
News Delivery System

大槻 一博^{†1} 服部 元^{†2} 松本 一則^{†3}
滝嶋 康弘^{†4} 菅谷 史昭^{†5} 鹿喰 善明^{†6}

Kazuhiro OTSUKI Gen HATTORI
Kazunori MATSUMOTO Yasuhiro TAKISHIMA
Fumiaki SUGAYA Yoshiaki SHISHIKUI

視聴履歴に基づきユーザの嗜好に適應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、ユーザの複数種類の嗜好を識別可能な嗜好表現を利用したニュース提示手法を提案し、評価済みの記事を用いた基礎実験を行い、提案手法が従来手法よりも推薦精度の向上に有効であることを確認した。本稿では、提案手法のシステム評価として、ユーザの視聴履歴がそれ以降の提示記事に反映されるシステムを試作し、想定しているサービスの実際の利用方法に近い視聴環境を構築した上で、実証実験を行ったので報告する。実験では、30人程度の被験者を対象として、実際に配信されているニュース記事を用いた視聴履歴の蓄積を行い、試作システムを利用して提案手法と従来手法のどちらの推薦記事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。

We are studying 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 for article selection that can derive more than one preference for each individual user, and we conducted a basic experiment using the articles that have been given prior evaluation by the user. The result of the experiment indicated that the proposed method gives higher accuracy of recommendation than the conventional method that identifies only one user preference. This paper describes a practical experiment with the aim of evaluating the system. We used the prototype system in which recommended articles actually change according to user access logs. Also the system simulated a viewing

environment that we plan to implement for a real service. In the experiment, about 30 testers participated, and the testers accumulated user access logs using actually delivered news articles. The system inferred articles to be recommended using both proposed and conventional methods and then the testers compared 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.

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登録すると、そのキーワードが含まれる記事を集めたカテゴリがトップページに追加されるようになる。またMy Yahoo! [2]においては、ユーザが興味のあるカテゴリを選択することで、コンテンツ一覧メニューのカスタマイズが行われる。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、ユーザが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パーソナル・オンラインニュース配信の実現方法について検討している。ユーザに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）を利用して、視聴履歴をニュースタイトルに基づいて類似する記事ごとに複数の集合（以降、嗜好クラスタと呼ぶ）に分け、それら嗜好クラスタをユーザ嗜好の表現とする。これまでに、視聴履歴だけではなく、ユーザへの推薦はしたもののユーザが視聴しなかった記事の履歴（以降、非視聴履歴と呼ぶ）を嗜好クラスタ生成の対象とし、両者を統合して扱う手法と、個別に扱う手法の2種類の嗜好クラスタ管理手法を提案している[3]。あらかじめ収集し評価を行った記事を用いた基礎実験を行い、提案手法が従来手法と比較して推薦精度の向上に有効であることを確認した。

想定しているサービスでは、ユーザの履歴が常に記録され、その履歴が提示記事に反映され、その提示記事に対する履歴がさらに次の提示記事に繰り返し反映されるような、ユーザの嗜好に適應して動的に変化する視聴環境を前提としている。本稿では、提案手法のシステム評価として、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システムを試作し、実際の利用方法に近い視聴環境を構築した上で、実証実験を行ったので報告する。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使用し、30人程度の被験者を対象として、実際に配信されているニュース記事を用いた視聴履歴の蓄積を行った。さらに、システムで取得した履歴を用いた提案手法と従来手法の推薦記事を並べてユーザに提示し、どちらがユーザの嗜好に合致するかを評価する実験を行った。ここでの評価基準は、正確性・多様性・再現性・整列性とした。4つの評価基準などの評価実験の詳細は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

†1 正会員 NHK 放送技術研究所 otsuki.k-ek@nhk.or.jp
†2 正会員 株式会社 KDDI 研究所 gen@kddilabs.jp
†3 非会員 株式会社 KDDI 研究所 matsu@kddilabs.jp
†4 非会員 株式会社 KDDI 研究所 takisima@kddilabs.jp
†5 非会員 株式会社 KDDI 研究所 fsugaya@kddilabs.jp
†6 非会員 NHK 放送技術研究所 shishikui.v-hw@nhk.or.jp

は評価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[4]．我々の研究は、視聴履歴を用いたユーザプロファイリング技術と、ニュースコンテンツに基づく嗜好クラスタを用いた情報フィルタリング技術により、ユーザに適応したサービスの実現を目指している．

視聴履歴を用いたユーザプロファイリング技術において、履歴の対象となるコンテンツの内容を何で表現するかは重要である．例えば、Webの閲覧履歴を解析する研究において、ユーザが閲覧したWebサイトからユーザの興味の遷移パターンを抽出しようとする目的では、閲覧したWebサイトのウィンドウタイトルから単語を抽出し、その単語をWebサイトの内容を表現するものとして用いている研究[5]がある．また、Webのリンク選択行動からユーザの時系列の興味空間を作成し閲覧履歴を視覚化しようとする目的では、リンク選択時の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リンク先Webページの内容を表現するものとして用いている研究[6]がある．我々もこれらの研究と同様に、ニュースタイトルから抽出したキーワードをニュースの内容を表現するものと考え、そのキーワードを基にしてユーザの嗜好を表現する嗜好クラスタの生成を行っている．

コンテンツに基づく情報フィルタリング技術における代表的な手法として、ベクトル空間モデルを用いている研究がある．例えば、閲覧履歴からサポートベクタマシンを用いた確率モデルにより推定されたユーザの嗜好を、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[7]がある．また、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した特徴ベクトルを提案し、ユーザが興味を持ちそうなニュースコンテンツを選択しようとしている研究[8]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1つの特徴ベクトルで代表し選択を行っている．我々は、各嗜好クラスタに含まれる記事の全文から導かれる特徴ベクトルを複数用いてユーザの嗜好を表現しコンテンツの選択を行っている．

一方、ユーザの嗜好に応じた推薦システムを評価する手法として、一般に情報検索の評価基準である適合率と再現率が用いられる．しかし、推薦システムの評価に大きく影響するユーザの満足度は、システムから提示さ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[9]．それらの要因の中でユーザの状況として現在の気分に適しているかをアンケート調査により評価を行っている研究[10]や、推薦結果の多様性や意外性を評価する指標を提案している研究[11][12]がある．我々はこれらの推薦結果に対する評価の考え方を参考として、正確性・多様性・再現性・整列性の4つの評価基準により評価を行っている．

3. 視聴/非視聴を利用した提案手法

これまでに我々は、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、視聴履歴を類似する内容の記事ごとに分類した嗜好クラスタによる嗜好管理手法を提案した．ニュース記事のタイトルは熟練者により生成されていることから、記事本文を端的に表現する重要語のみで構成されており、かつ、使用される語彙の揺らぎが少ない．そこで提案手法における嗜好クラスタの生成においては、ニュース記事のタイトルの類似性を利用する．ただし、タイトルだけでは語彙数が少ないため、各嗜好クラスタの特徴ベクトル生成においては、記事本文を利用する．

また、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閉世界仮説に基づき、ユーザの嗜好は視聴しなかった履歴にも表れていると考え、視聴履歴と非視聴履歴を利用した嗜好クラスタ管理手法を2手法提案している．1つは視聴履歴と非視聴履歴を分けずに合わせた履歴（以下、提示履歴と呼ぶ）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、各嗜好クラスタの重要度を決定する「統合管理手法」である．もう1つは視聴履歴と非視聴履歴とを別々に嗜好クラスタ生成を行うことで、嗜好に合うか合わないかを明確に切り分けられる「独立管理手法」である．これらの2手法について3.1と3.2でそれぞれ述べる．

ユーザの嗜好を単一に扱う従来手法においても、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．しかし、対象の最新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．提案手法による記事の提示法を3.3で述べる．

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[13]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[14]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（以下、推薦点数と呼ぶ）の大きい順に行う．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 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．

$$S(D_i) = \max_c (sim(Q_c, D_i)) = \max_c \left(W_c \frac{Q_c \cdot D_i}{|Q_c||D_i|} \right) \quad (1)$$

また、各嗜好クラスタにはユーザがその嗜好クラスタをどの程度嗜好しているかの度合い（以下、重要度と呼ぶ）を設定する。統合管理手法では閲覧率と提示履歴へ記事の視聴/非視聴を記録した順番に基づく重要度を設定する。式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直前に記録された記事から何記事目に提示履歴に記録されているかの順番 P_i を用いて、

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

と定義する。なお、統合管理手法の推薦点数の計算では、式1の W_c の代わりに式2で定義する W'_c を用いる。

統合管理手法では、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。

- (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 $S(D)$ 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 $S(D)$ 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 $S(D)$ が大きなニュース記事から順に推薦する。

なお、推薦点数の計算は3.1 統合管理手法と同様である。独立管理手法では、各嗜好クラスタには分類された各ニュース記事が履歴に記録された時刻から現在時刻までの時間差に基づく重要度を設定する。すなわち、式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、

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

と定義する。なお、独立管理手法の推薦点数の計算では、式1の W_c の代わりに式3で定義する W''_c を用いる。

独立管理手法では、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

提案手法により生成した嗜好クラスタに基づき、最も高い推薦点数が計算される嗜好クラスタに対して、類似記事群として各新着記事を分類する。嗜好クラスタの類似記事群の中で推薦点数が最も高い記事をその嗜好クラスタの代表記事とする。最初の推薦記事の提示では、代表記事の推薦点数の高い順に嗜好クラスタのまとまりと代表記事のタイトルを提示する。次の段階として、1つの嗜好クラスタのまとまりを選択すれば、その嗜好クラスタの類似記事群のタイトルのリストを提示する。このように提案する嗜好クラスタによる階層型の提示法をとるようにしている。嗜好クラスタ毎に類似記事群をまとめることにより、同一内容の記事が連続して推薦提示されることを避けながら、加えて多種の記事の推薦提示が可能となる。この嗜好クラスタを応用した階層型の提示法は、ユーザの嗜好を単一に扱い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。

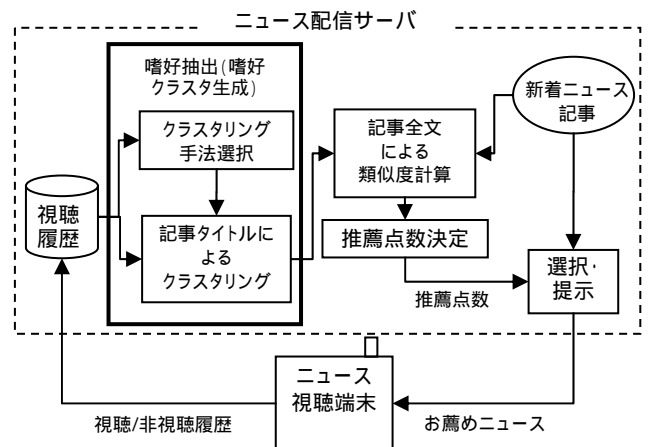


図1 試作システムの機能構成

Fig. 1 Function Composition of Prototype System

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3.2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なかっ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. 評価実験

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実験を行う。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

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。

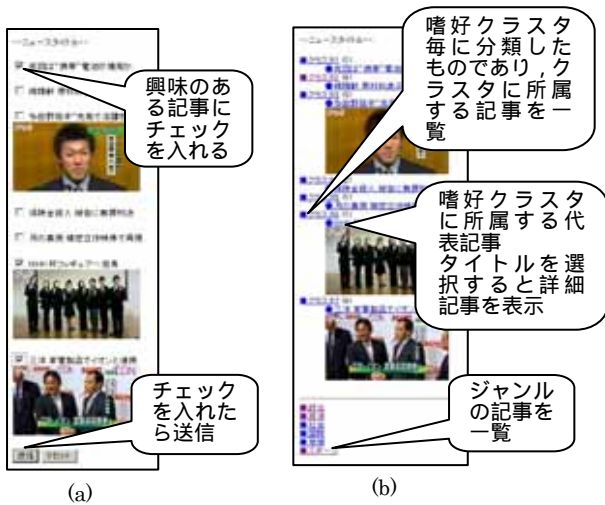


図2 視聴履歴収集時の画面

Fig. 2 Screen Image of Recommended News Pages

(ア) 履歴の蓄積(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。
- (3) システムが(1)でチェックされた記事を視聴履歴として、チェックされなかった記事を非視聴履歴として記録する。また、(2)で自由に操作して視聴された記事に関して

も、視聴履歴に記録する。

(イ) 推薦記事に対する評価(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、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)を入力する。最後に、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。

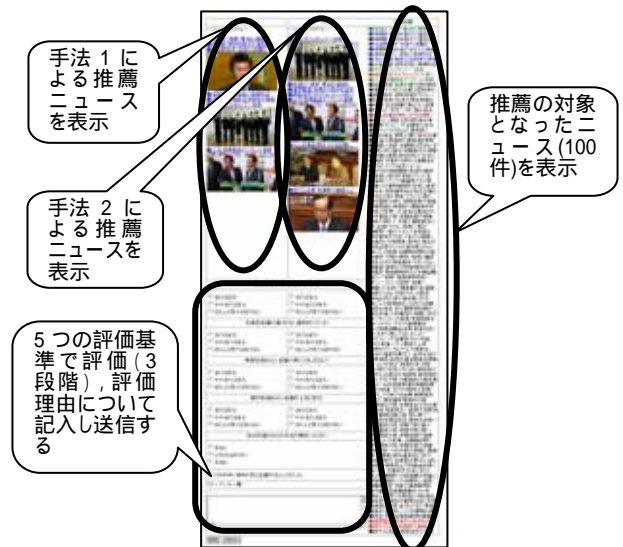


図3 比較評価時の画面

Fig. 3 Screen Image of Comparison Evaluation Page

ここで、評価の基準を次のように定めた。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、ほとんどあてはまらない)で行う。

- ・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
- ・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
- ・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
- ・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

5.2 実験結果と考察

実証実験の結果と考察を以下に述べる。

(1) 評価基準の3段階評価の結果

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しての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)

Table 1 Average of User Evaluation value
(Independent Management method)

	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)

Table 2 Average of User Evaluation value
(Integrated management method)

	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。

(2) 総合評価の結果

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)

Table 3 Result of Comprehensive evaluation
(Independent Management method)

	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)

Table 4 Result of Comprehensive evaluation
(Integrated management method)

	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

(3) 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たと考えられる。

以上の(1)から(3)の評価結果より、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応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な手法であり、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,星野春男,松本一則,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/非視聴履歴に基づく嗜好クラス管理手法,”日本データベース学会 Letters, Vol.6, No.1, pp.37-40, 2007
- [4] 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
- [5] 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WI2研究会資料, pp.59-64, 2005.9
- [6] 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
- [7] 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
- [8] 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
- [9] J. Herlocker, et al. “Evaluating collaborative filtering recommendation systems,” ACM Transactions on Information Systems, Vol.22, pp.5-53, 2004
- [10] 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
- [11] 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
- [12] 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
- [13] 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『茶釜』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
- [14] G.Salton and M.J.McGill, “Introduction to Modern Information Retrieval”, McGraw-Hill, 1983

大槻 一博 Kazuhiro OTSUKI

平成7年東工大・工・情報工学卒業。平成9年同大学院修士課程修了。同年NHK入社。現在、放送技術研究所(システム)新サービス研究グループ研究員。この間、データ放送方式、多重化方式の研究開発に従事。平成16年度映像情報メディア学会鈴木記念奨励賞受賞。映像情報メディア学会、日本データベース学会各会員。

服部 元 Gen HATTORI

平成8年神戸大・工・電気電子工学卒業。平成10年同大学院修士課程修了。同年国際電信電話(株)(現KDDI(株))入社。現在、(株)KDDI 研究所知能メディアグループ研究主査。この間、ネットワーク管理,ITS,ソフトウェアエージェント,Webコンテンツマイニングの研究開発に従事。平成15年電

子情報通信学会学術奨励賞受賞。電子情報通信学会,情報処理学会,日本データベース学会各会員

松本 一則 Kazunori MATSUMOTO

昭和59年京都大・工・情報工学卒業。昭和61年同大学院修士課程修了。同年国際電信電話(株)(現KDDI(株))入社。現在、(株)KDDI 研究所知能メディアグループ主任研究員。この間、マルチメディア検索,コンテンツ配信の研究開発に従事。平成10年人工知能学会研究奨励賞,平成12年度電子情報通信学会論文賞を各受賞。電子情報通信学会,情報処理学会各会員。

滝嶋 康弘 Yasuhiro TAKISHIMA

昭和61年東大・工・電子卒。昭和63年同大学院修士課程修了。国際電信電話(株)(現KDDI(株))入社。現在、(株)KDDI 研究所知能メディアグループリーダー。この間、動画像の符号化方式,動画通信システム,情報理論の研究・開発に従事。映像情報メディア学会,画像電子学会各会員。工博。

菅谷 史昭 Fumiaki SUGAYA

昭和57年東北大・工・通信工学卒業。昭和59年同大学院修士課程修了。同年国際電信電話(株)(現KDDI(株))入社。現在、(株)KDDI 研究所執行役員。この間、情報検索,e-Learning,音声翻訳評価の研究開発に従事。平成3年電子情報通信学会学術奨励賞受賞。平成18年電子情報通信学会情報システムソサイエティ論文賞受賞。電子情報通信学会,日本音響学会,情報処理学会各会員。工博。

鹿喰 善明 Yoshiaki SHISHIKUI

昭和56年東大・工・電子卒。昭和58年同大学院修士課程修了。同年NHKに入局。昭和61年より同放送技術研究所に勤務し,デジタル信号処理,ハイビジョンの伝送方式,高能率符号化方式の開発に従事。平成13年(財)NHKエンジニアリングサービスに出向,映像設備開発に従事。平成15年NHK放送技術研究所に復職。IP放送,新サービスの研究に従事。現在,同所(システム)新サービスグループリーダー。映像情報メディア学会論文賞受賞。博士(工学)。電子情報通信学会,映像情報メディア学会各会員