

履歴情報を用いた TV 番組選択支援エージェント

隆 朋也[†] 渡辺 尚^{††} 樽 口 秀 昭^{†††}

放送のデジタル化にともなう多チャンネル化により、ユーザが番組選択の際に要求される労力も大きくなる。本論文では、ユーザの代わりに TV 番組表の膨大な情報を処理し、ユーザの好みにあうと推測される番組を推薦することによって、ユーザによる番組の発見と選択を支援する TV 番組選択支援エージェント Testa (TElevision program Selection support Agent) を提案する。Testa はユーザが過去に視聴した番組の情報や、番組検索の際に入力したキーワードを視聴履歴データベースに保持する。番組検索時には、MBR (Memory-Based Reasoning) に基づく手法を用いて、視聴履歴に蓄えられたユーザの過去の特性から、入力されたキーワードとの関連性が高いキーワードを推測し、これらを補った検索文字列を用いて番組表の検索を行う。検索結果は番組評価値によって順位づけされ、ユーザに提示される。本論文では、入力キーワードが Testa の検索結果に与える影響を評価するために、ユーザが入力するキーワードを、視聴履歴内のデータとの関連性に基づいて分類し、キーワードの種類による検索結果の違いを比較する実験を行う。さらに、ユーザがキーワードを入力しなかった場合にも番組推薦を行えるように Testa を拡張し、その性能を評価する。

A TV Program Selection Support Agent with History Database

TOMOYA TAKA,[†] TAKASHI WATANABE^{††} and HIDEAKI TARUGUCHI^{†††}

In this paper, we propose an agent called Testa (TElevision program Selection support Agent), which helps a user to find and select a recommendatory TV program from so many ones. This kind of system is useful when a user has wide choices of many TV programs, which are available because of digital broadcasting. Testa handles vast information about TV programs in behalf of a user, and recommends some programs which will be expected to match with the user's taste. A user inputs some keywords when the user wants to find a program. Testa adds some related keywords from viewing-history database using MBR-based reasoning, retrieves TV program table using these keywords, and lists up the results with recommendation ranking. To evaluate the effect of inputted keywords on search results, we classify user-inputted keywords by the relation to the information in history, and compare the quality of search results derived from keywords in each class. We also improve Testa so that it can retrieve programs even if a user doesn't input any keyword, and examine the performance of this feature.

1. はじめに

2000年12月より、NHKと民放によるBSデジタル放送が開始された。また、今後は地上放送波のデジタル化も予定されている¹⁾。従来のCATVやCS放送も含め、これらの放送電波のデジタル化と、それにとともにデジタル圧縮による放送の多チャンネル化²⁾によって、これまでより多くの番組が視聴者に提供され、番組選択の幅が大きく広がっていくことが予想される。

しかしその一方で、視聴者は、膨大な情報の中から自分の見たい番組を選択する労力を強いられることになる。そこで、エージェント³⁾と呼ばれるソフトウェアを利用して、視聴者(ユーザ)の好みにあった番組を選択する方式が検討されている。

ユーザの作業を代行する、あるいはユーザに示唆を与えるエージェントとして、これまでに多くのエージェントが研究・開発されている。たとえば、ユーザの代わりにメール管理やニュースフィルタリングを行うエージェント^{4),5)}、ユーザが参加するグループワークにおいて、他のメンバのスケジュールの収集や、他のエージェントからの質問への応答などを、ユーザの代理として行うエージェント⁶⁾、外部からユーザに届くメールや通話などのさまざまなメッセージを、ユーザの状況やアクセスする端末に応じてフィルタリン

[†] 静岡大学大学院理工学研究科
Graduate School of Industrial Science and Engineering,
Shizuoka University

^{††} 静岡大学情報学部
Faculty of Information, Shizuoka University

^{†††} ヤマハ株式会社
Yamaha Corporation

グ、メディア変換、リダイレクトするエージェント⁷⁾、ネットワーク上の各ホストの特性や、ユーザによって投入されるジョブの特性をシステム側が管理し、ユーザが投入したジョブを適切なホストに自動的に配送するエージェント⁸⁾などである。これらのエージェントに共通する特徴として、なんらかの知的処理や学習を行い、ユーザやシステムの意図や特性に則した処理を行う点があげられる。これらのエージェントは、これまでにユーザやシステムがおかれた状況や、そのときに行われた操作を記録する。蓄えられた情報からユーザの習慣や好み、ジョブの性質、システムの傾向などを学習し、現在の状況に適した処理を自動的に実行することで、ユーザの労力の軽減を図る。

本論文では、ユーザの代わりに TV 番組表の膨大な情報を処理し、ユーザの好みの番組を推薦することによって、ユーザによる番組の発見と選択を支援する TV 番組選択支援エージェント Testa (TElevision program Selection support Agent) を提案する^{9),10)}。Testa は、ユーザが過去に選択し視聴した TV 番組の視聴履歴から、番組選択におけるユーザの好みを学習し、ユーザからの番組検索要求に応じて、その嗜好に合致すると推測される番組を推薦するエージェントである。Testa は、ユーザの過去の番組視聴履歴を視聴履歴データベースに蓄積する。ユーザが新たな番組検索を行う際には、履歴に蓄えられたこれまでの TV 番組選択の結果をもとに、MBR (Memory-Based Reasoning)¹¹⁾ を応用した手法を用いて、ユーザによって入力されたキーワードと強い関連性を持つ語句を推測し、それらの語句を用いて番組検索と番組評価を行う。すなわち Testa は、履歴に蓄えられたユーザの視聴行動からその嗜好を学習し、膨大な情報からの番組の発見や選択に要するユーザの労力を軽減するエージェントである。さらに、ユーザにとって未知の番組を発見し、ユーザの隠れた嗜好に合致する番組検索を行うことも可能とする。

Testa は、視聴履歴に蓄積された番組情報を、番組検索時にユーザが入力したキーワードと関連づけ、その関連性の強さに基づき、ユーザの好みを推論する。したがって、視聴履歴と入力キーワードの関連性をどう評価し番組推薦に結び付けるかが、Testa の番組推薦能力の精度を決定する鍵となる。本論文では、視聴履歴との関連性の強弱に応じて入力キーワードを分類し、それぞれのキーワードの特徴と、それらが推薦結果に及ぼす影響について考察する。また、入力キーワードと視聴履歴の関連性の評価方式が番組推薦に及ぼす影響について考察する。さらに、番組検索の際に、

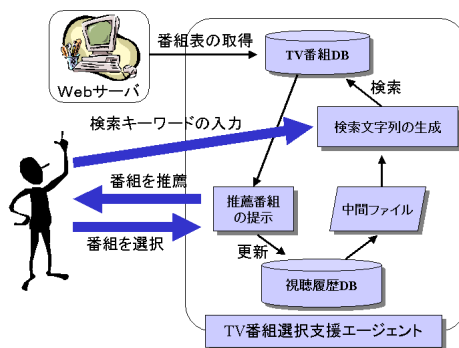


図 1 TV 番組選択支援エージェント Testa の概観

Fig. 1 Outline of TV program selection support agent Testa.

ユーザがキーワードを入力しなくても番組推薦が行えるように Testa の拡張を行い、入力キーワードが存在しない場合の Testa の推薦能力を評価する。

本論文の構成を以下に示す。2 章で、TV 番組選択支援エージェント Testa の概観と、Testa が行う番組選択手法について述べ、その特徴や利点を考察する。3 章で、入力キーワードと視聴履歴の関連性に対する評価が番組選択に与える影響を考察する。4 章で、キーワード入力がない場合にも番組推薦を行うよう Testa を拡張し、その性能を評価する。5 章で関連研究について述べる。

2. TV 番組選択支援エージェント Testa

Testa では、番組検索時にユーザが入力したキーワードは、ユーザが認識している自己の嗜好と強く結び付いているととらえ、過去にユーザが入力したキーワード群と、番組推薦に対するユーザの選択結果を、ユーザの TV 番組視聴履歴として蓄積する。新たな番組検索を行う際には、ユーザが入力したキーワードを手掛かりに、そのキーワードと強い関連を持つと推測される語句を視聴履歴から補い、番組検索と評価を行う。

2.1 Testa の概要

Testa の概観図を図 1 に示す。Testa は、Web サーバから TV 番組情報を取得し、TV 番組データベースに蓄える。過去にユーザが入力したキーワード群と、番組推薦に対するユーザの選択結果は、視聴履歴データベースに記録される。ユーザが番組検索を行う際には、ユーザが入力したキーワードに加え、入力キーワードと強い関連を持つ語句を中間ファイルから補い、検索文字列を生成する。TV 番組データベースから検索文字列に合致する番組を検索し、番組評価値が高い順に順位づけした検索結果を番組情報とともにユーザ

に提示する．ユーザにがある番組を選択すると，選択結果に関する情報を視聴履歴データベースに追加し，今後の検索に反映させる．

現在，Testa のプロトタイプは PC 上に実装され，Web サーバから取得した TV 番組情報に対する番組検索が可能となっている．また，Testa を Web サーバと連動させ，Web ブラウザから番組検索を行うシステムも実装されている．ただし，PC 上，あるいは Web ブラウザを用いた実装は，Testa の動作原理の確認や性能評価を行うためのプロトタイプであり，実用化を想定した実装形態ではない．本研究では，Testa の利用環境として，家庭に設置されたホームサーバを中心に，TV や PC，および種々の情報家電などがネットワークで相互接続された，ホームネットワーク環境を想定している．Testa はホームサーバ上に実装され，ユーザは家庭の TV の前で，TV の画面を見ながら手元の機器を用いて TV 番組を選択する．あるいは外出先から手元の携帯端末などを用いてホームサーバにアクセスし，TV 番組に関する情報を入手する．このような利用形態では，使い勝手が良く，だれでも簡単に操作できるようなユーザインタフェースの検討も必要不可欠である．たとえば，ユーザが頻繁に使うキーワードへのアクセス性を向上させた，TV のリモコンで容易に操作可能な洗練されたメニュー方式や，音声入力などが考えられる．しかし本論文では，ユーザの視聴履歴からユーザの嗜好を獲得する手法を議論の中心とするため，以降の議論ではこの問題には触れていない．

2.1.1 番組情報の取得

Testa では，番組検索に先立ち，現在および今後放送される番組の情報を Web サーバから取得し，TV 番組データベースに蓄える．ユーザへの番組推薦時には，TV 番組データベースに蓄えられた番組情報を検索し，検索結果に順位づけをしてユーザに提示する．TV 番組データベースは，Web サーバの情報更新にともない随時更新される．

番組情報とは，放送日，曜日，放送開始時間，放送局，ジャンル名，番組タイトル，放送内容（出演者など）といった，Web サーバから得られる一般的な情報である．Testa の現在の実装では，情報源として InterTV（<http://intertv.or.jp/>）より取得した番組表を利用している．取得される番組表は，表 1 に示す情報から構成される．放送形態には，ステレオ放送（[S]），二か国語放送（[二]），文字放送（[文]）といった番組の放送形態に関する情報が，ジャンルには，その番組のジャンル（バラエティ，ドラマ，映画，教養，音楽，

表 1 番組表の構成
Table 1 Structure of a TV program table.

01:	放送局	静岡朝日テレビ
02:	日付	1 月 23 日
03:	曜日	火
04:	放送開始時間	21:54
05:	放送終了時間	23:09
06:	番組タイトル	ニュースステーション
07:	放送形態	[S]
08:	ジャンル	
09:	放送内容(1)	10 年余で 550 店，米店との... あの中古本書店急成長の秘密... 祝 14 場所ぶり優勝生出演横綱貴...
10:	放送内容(2)	ニュースステーション 米店が古本を回収し始めている． 不況のさなか，急激に業績を伸ばし 十年余りで五百五十店舗を出店し...

アニメ，スポーツ，趣味・暮らし）が記載されている．また，放送内容（1）には，出演者や比較的短文による番組内容の要約，放送内容（2）には比較的詳細な番組内容が記載されている．ただし，放送形態，ジャンル，放送内容（2）については，番組によっては記載されていない場合も存在する．

Web から得られる情報量は，番組によって異なる．また，ユーザが番組に対して持っているイメージ（出演者名やジャンル名など）が，番組情報からは得られない場合も存在する．したがって，ユーザが入力したキーワードで TV 番組データベースを検索しただけでは，ユーザの見たい番組を抽出できない可能性がある．そこで Testa は，ユーザの過去の視聴履歴をもとに，ユーザが入力したキーワードと強く関連する文字列を検索キーワードに追加し，これらの検索文字列を用いて番組表の検索を行う．

2.1.2 視聴履歴データベース

視聴履歴データベースは，ユーザが番組を視聴したと判断できたとき，すなわちユーザが Testa の推薦結果から番組を選択したときに更新される．視聴履歴データベースには，ユーザによる番組選択の結果として，以下の情報が記録される（図 2）．

- ユーザが番組検索時に入力したキーワード．
- ユーザが選択した番組の番組情報（TV 番組データベースに記録されていたもの）と，その推薦順位および番組評価値．
- ユーザが選択しなかった番組のうち，選択した番組より上位で推薦された番組の番組情報と，その推薦順位および番組評価値．

ユーザが選択した番組の情報は，ユーザの嗜好が明確に反映されたデータとして扱われる．また，ユーザが選択した番組より上位に推薦された番組の情報は，

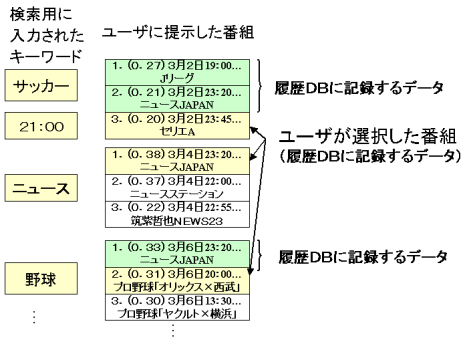


図 2 視聴履歴データベースの更新
Fig. 2 Update of history database.

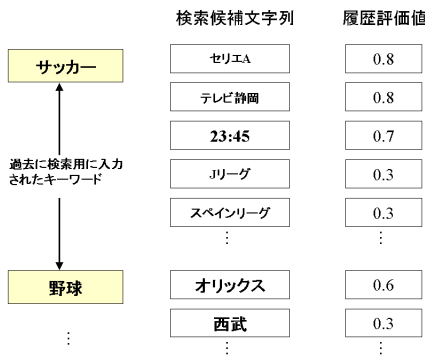


図 3 中間ファイルの例
Fig. 3 An example of median file.

実際の嗜好と Testa の予測との相違，あるいは嗜好の変化を表すデータとして利用される。

2.1.3 中間ファイル

中間ファイルは，番組検索に利用する検索文字列の決定に利用される．中間ファイルは，検索文字列の決定に必要な情報を視聴履歴データベースから抽出し，より参照性を高めた形式に変換したものである．また，視聴履歴データベースの更新時にあらかじめ中間ファイルを生成しておくことで，番組検索時のオーバヘッドを削減できる．

中間ファイルは，ユーザがこれまでに入力したキーワードに注目し，前項で示した視聴履歴データベースから，各入力キーワードに対してユーザが選択した番組の情報を対応づけたものである（図 3）．入力キーワードに対応づけられた番組情報の各項目の内容が，検索候補文字列として扱われ，番組検索時に入力キーワードを補う検索文字列の候補となる．過去に同一のキーワードが複数回入力されていた場合，対応する検索候補文字列はひとまとめにして扱われる．

ただし，放送内容(1)(2)には文章も含まれている．日本語の文章は，単語の区切りが字面上で明確ではないため，あらかじめ定義された区切り文字で複数の文字列に区切り，それぞれ個々の検索文字列として扱う．区切り文字は，番組表において，文章を区切る文字として利用されているもので，具体的には“ ”，“ ”，“[”，“】”，“...”，“，”，“.”，“.”，“?”，“ ”（空白）および改行を用いる．

また，各検索候補文字列には，履歴評価値と呼ばれる重みを与えられる．履歴評価値は，入力されたキーワードと各検索文字列との履歴内における結び付きの強さを示す値である．ある各検索候補文字列 RS に対する履歴評価値 E は，以下の方法により算出される．
視聴履歴中に， RS が関連づけられた入力キーワードが C 回存在し，その結果として選択された番組が N 個，選択されなかった番組が N' 個存在する（番組が 1 つも選択されない場合もありうるので， $N \leq C$ ）．選択された N 個の番組中，番組情報に RS を含むものが S 個，選択されなかった N' 個の番組中，番組情報に RS を含むものが S' 個存在するとき，履歴評価値 E は，次式によって決定される．

$$E_p = \sum_{i=1}^S \{G_i \times ON_i \sum_{j=1}^{N'} \{(1 + NS_{i,j})R_i\} / N\}.$$

$$E_m = \sum_{i=1}^{S'} \{ON_i \sum_{j=1}^N \{(1 + NS_{i,j})R_i\} / N'\}.$$

$$E = (E_p - E_m) / C.$$

式中の各評価項目は，それぞれ以下の意味を持つ．

G_i ：番組 i の推薦順位

選択順位が低いにもかかわらずユーザに選択された番組の情報を，上位に推薦された場合より強調する．

ON_i ：履歴の新しさによる重み値

新しい履歴を古い履歴より重視することによって，最近のユーザの傾向を強く反映させる．

$NS_{i,j}$ ：番組 i の番組情報と，番組 j の番組情報との不一致度

ここで用いる不一致度は，2.1.5 項で述べる方法で算出された一致度を，1 から減じた値である．

R_i ：番組 i が推薦されたときの番組評価値

番組評価値は，Testa がユーザに番組推薦を行う際に，各番組に評価値である．番組評価値の決定方法は 2.1.4 項で述べる．

E_p はユーザが選択した番組に基づく評価値である． RS がこれらの番組に含まれる場合に E_p が増加し，

履歴評価値 E を高める作用を持つ．選択されなかった番組との不一致度が高いものを，ユーザがその番組を選択する決め手となった情報ととらえ，より大きく評価する．また，推薦時の番組評価値を掛け合わせることで，評価の高かった番組に対する選択結果を，評価の低かった番組よりも強く評価に結び付ける．

一方， E_m はユーザが選択した番組より上位に推薦されたが，ユーザに選択されなかった番組に基づく評価値である． RS がこれらの番組に含まれる場合に E_m が増加し，履歴評価値 E を低める作用を持つ． E_p とは対称的に，ここでは選択された番組との不一致度が高いものを，より大きく評価する．

Testa では，ユーザの視聴行動は時間により変化するものと考え，評価項目 ON を用いて，最近のユーザの傾向を強く反映させる．また，選択順位が低い番組が選択されていた場合には，Testa の予測が実際のユーザの嗜好とくい違っていたか，あるいはユーザの好みが変わったととらえ，評価項目 G を用いて，過去にしばらくそれに強く反映させている． G を用いない場合，ユーザの過去の視聴履歴の蓄積量が多ければ多いほど，履歴評価値が過去の蓄積にしばらくしてしまい，好みの変化への対応に時間を要してしまう．

たとえば，図 3 における「セリエ A」の履歴評価値 0.8 は，視聴履歴中のキーワード「サッカー」による推薦結果（図 2 中の「Jリーグ」「ニュース JAPAN」「セリエ A」，およびキーワード「サッカー」を用いたその他の推薦結果）に記録された番組情報，推薦順位や番組評価値をもとに決定された値である．

2.1.4 番組検索と番組評価

TV 番組データベースを検索する際には，中間ファイルの検索候補文字列から，今回の入力キーワードとの関連が強い文字列を MBR (Memory-Based Reasoning) を応用した手法を用いて推測し，番組検索に使用する検索文字列を選択する．

MBR では，状況と結果の 2 つの概念の対を記録し，新しい状況が生じたときには，それを記録された過去の状況と比較し，最もマッチした過去の状況に対応する結果を，新しい状況にも最もマッチするものと判断する．Testa では，MBR における状況として，過去の入力キーワードを用い，結果として，そのキーワードによって選択された番組の番組情報から抽出された検索候補文字列を用いている．

ユーザからキーワードが入力されると，Testa は入力キーワードと中間ファイル中の過去の入力キーワードとを比較し，2.1.5 項で述べる方法で一致度を計算する．得られた一致度を各検索候補文字列の履歴評価

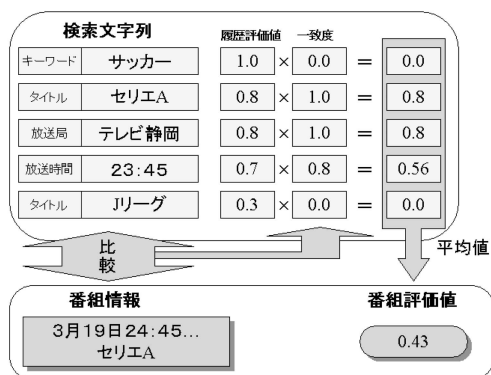


図 4 番組評価値の算出

Fig. 4 Calculation of program evaluation value.

値に乘じ，閾値より大きな値を得たものを検索文字列として，入力キーワードとともに番組検索に利用する．

検索された各番組に対して，ユーザへの推薦度を示す番組評価値を算出する．番組評価値は，番組検索に用いた検索文字列群と，検索された各番組情報との間の合致度を表す数値である．ある番組に対する番組評価値は，以下のように決定される（図 4）．

- (1) 各検索文字列について，番組情報の同じ項目（曜日，時間，放送局，タイトル，放送内容など）との一致度（0.0～1.0）を求める．
- (2) 上で求められた一致度と，検索文字列の履歴評価値の積を求める．
- (3) 特定の項目のみで高い一致度を得た番組よりも，全体的に一致度が高い番組の方が，過去に選択された番組との一致度が高いと判断し，これらの値の平均値を，その番組の番組評価値とする．

検索結果は番組評価値によってソートされ，ユーザに提示される．ユーザがいずれかの番組を選択すると，選択された番組およびそれより上位に推薦されていた番組の情報が視聴履歴データベースに記録される．

2.1.5 一致度の算出方法

2.1.3 項，2.1.4 項で述べたように，Testa では，検索文字列の決定や番組表の検索などの各場面において，入力キーワード，視聴履歴内のキーワードや検索候補文字列，番組表から得られる情報などの間の一致度（あるいは不一致度）を計算し，それに基づいて履歴評価値，番組評価値の決定を行っている．ここでは，Testa で用いる一致度の算出方法について述べる．

曜日，時刻に関しては，それぞれを数値化したうえで比較を行う．たとえば，ユーザが指定した曜日・時刻と，履歴中の番組を視聴した曜日・時刻の比較する際に，前者をそれぞれ $n.d$ ， $n.t$ ，後者を $p.d$ ， $p.t$ とする

と、その差はそれぞれ $\Delta d(n.d, p.d) = |n.d - p.d|/3$, $\Delta t(n.t, p.t) = |n.t - p.t|/12.0$ で求められる。| $n.d - p.d$ | は 7 日間に表示した曜日のうえでの差、| $n.t - p.t$ | は 24 時間表示の時刻のうえでの差であり、その値域は $0 \leq |n.d - p.d| \leq 3$, $0.0 \leq |n.t - p.t| \leq 12.0$ となる。たとえば、月曜日と金曜日の差は 3, 1:00 と 23:00 の差は 2.00 である。曜日および時刻の一致度は、それぞれ $1 - \Delta d(n.d, p.d)$, $1 - \Delta t(n.t, p.t)$ となる。

一方、番組タイトル、放送局、放送内容などの文字列を比較する際には、2.1.3 項に示した区切り文字を用いて文章を文字列に分割し、以下の方法で一致度を決定する。

- (1) 2 つの文字列上の最長一致部分の長さを、短い方の文字列の文字数で割る。
- (2) 2 つの文字列にともに現れる文字の数を、長い方の文字列の文字数で割る。
- (3) 上記 2 つの数値の大きな方を、2 つの文字列間の一致度とする。

日本語の文章では、改行によって単語が分割される場合もあり、最長一致部分の比較だけでは不十分である。よってここでは (2) の比較も行い、一致度の決定に反映させている。

2.2 Testa の特徴

Testa が行う番組検索では、たとえ入力したキーワードが番組表に含まれていなくても、ユーザがその番組を 1 回視聴することによって、Testa はキーワードとその番組の関連を理解でき、次回からはその番組や、関連する情報を含む他の番組（同じ出演者が出ている別の番組など）をユーザに提示することが可能となる。また、ユーザがある番組を選択した際には、その番組と強い関連を持つ検索候補文字列の履歴評価値が大きくなり、以降の検索に強く反映されるようになる。よって、ユーザが番組検索を繰り返すに従って、入力キーワードの不足を補い、ユーザの隠れた嗜好を類推する能力も強化される。検索候補文字列は番組情報に含まれる語句から生成されるため、ユーザが入力するキーワードに比べ、より多岐にわたる文字列が、番組検索に利用される。

2.1.3 項で述べたように、Testa は最近の選択結果を重視した番組推薦を行う。このため、入力キーワードと関連性の低い番組選択が行われた場合、その直後には、一時的に結果の揺れが生じる可能性は否定できない。しかし、そのような番組選択が一時的な気分の問題であるならば、その選択結果は、同一キーワードを用いたその他の番組推薦結果によって次第に影響力を薄められ、後々まで強く影響するような事態にはな

らない。また、それがユーザの嗜好の変化によるものであるならば、Testa はその変化を敏感に察知し、以降の番組選択に反映させることが可能である。

ユーザの入力キーワードを補う検索文字列を決定する際に、MBR を応用した手法を用いている点も、Testa が持つ重要な特徴の 1 つである。MBR の特徴として、以下の 3 点があげられる。

- (1) 意味には立ち入らず、字面上のマッチングのみを行う。
- (2) 簡単な統計量を用いた推論を行うため、推論のオーバーヘッドが小さい。
- (3) 先行する例が 1 つのときも、それをもとに仮説を作ることができるため、事前にルールの構築やトレーニングを必要としない。

上記の特徴 (1), (2) より、番組検索時のレスポンスタイムを抑えられることが期待される。Testa の主目的はユーザの好みにあった番組を探すことであり、レスポンスタイムの改善は最優先課題とはいえないが、ユーザの使い勝手を考慮した場合、この問題は無視できない。また、現在放映されている番組を知りたいという要求（この問題に対する Testa の拡張については 4 章で述べる）を考慮する場合、レスポンスタイムの向上は大きな利点となる。我々の研究では、TV のリモコンや携帯電話などの小型で処理能力の低い機器への Testa の実装も考慮に入れているため、この特徴は有利に働く。

特徴 (3) は、ユーザの視聴傾向の推論に際して、視聴履歴の初期データの構築やトレーニング期間を必要としない点から、利用開始時のユーザの手間を削減する効果があり、ユーザに Testa の利用を促す効果があると考えられる。また、Testa の導入直後から、ユーザの視聴履歴のみに基づく推論を行うため、比較的早い段階においても、ユーザの嗜好に対してある程度妥当な推論結果を得られることが期待できる。

一方、MBR を応用した手法の欠点として、履歴の蓄積量の問題が生じることが予測される。MBR の動作原理より、先行例が増えれば増えるほど、その推論の精度は向上するが、その反面、履歴の蓄積に必要とされる記憶領域は増加し、また履歴の走査によって生じるオーバーヘッドも増大する。ユーザ履歴の蓄積量がある程度のサイズに達した時点で、履歴が持つ情報量を損なわずにこれを圧縮する手法が、Testa の性能を維持するうえで重要となることは明らかだが、この点に関しては、まだ十分な検討は行っていない。

Testa は、すべての処理がユーザエンドで閉じたエージェントとして実現されている。Testa が利用する番

組情報は、Web などから一般に入手可能な情報を前提とし、特殊な付加情報やフォーマットには依存していない。またユーザの視聴履歴は、ユーザのこれまでの視聴活動のみに基づいてユーザの手元で作成される。番組選択の際に行われる推論も、他のユーザの視聴履歴の参照や比較、番組提供者側との情報のやりとりは必要ない。これらの特徴は、既存の環境への Testa の導入を容易にすると同時に、ユーザの個人情報が外部に漏洩する危険性を回避する効果もある。

3. 入力キーワードと視聴履歴の関連性の評価

Testa は、ユーザからの入力キーワードを手掛かりに、視聴履歴データベースから検索文字列を補い、番組検索および評価に利用する。このため、番組検索を行う時点での入力キーワードと視聴履歴の関連性の有無や、関連性を評価し番組推薦に結び付ける方式が、Testa の番組推薦能力の精度を決定する鍵となる。

ここでは、ユーザからの入力キーワードを、過去の利用状況や得られた結果との関連性に応じて分類し、それぞれに分類されるキーワードの特徴と、推薦結果に及ぼす影響について考察する。また、番組検索時における入力キーワードの評価値について、異なる評価方式を適用した場合の推薦結果の違いを比較し、入力キーワードと視聴履歴の関連性に対する評価が番組推薦に及ぼす影響について考察する。

3.1 入力キーワードの分類

ユーザからの入力キーワードを、過去に使用されたキーワードやユーザの選択結果との比較によって、図 5 に示すケース 1 からケース 10 の 10 種類に分類する。検索対象となる番組中に、ユーザの嗜好と合致する特定の番組が存在する場合を仮定し、使用する入力キーワードによって、Testa がその番組を正しく推薦することが可能かという観点から、キーワードの分類を行う。

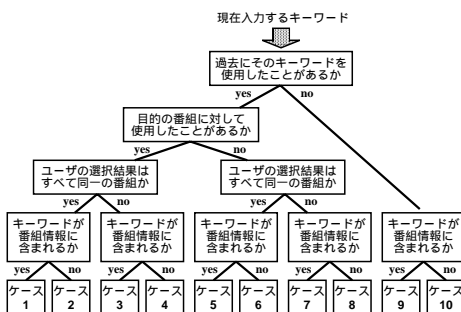


図 5 入力キーワードの分類

Fig. 5 Classification of inputted keyword.

入力キーワードは、まず、そのキーワードを使用した履歴の有無で分類される。過去に使用したことのないキーワードが入力された場合、視聴履歴内には、そのキーワードによる検索結果や番組情報は存在しない。この場合、Testa は入力キーワードのみを用いて番組検索を行うことになる。

過去に使用されたキーワードは、目的とする番組の選択に使用された履歴の有無で分類される。履歴が存在する場合、視聴履歴内には、すでに入力キーワードと目的の番組の関連性が記録されている。この分類は、視聴履歴に蓄えられた情報の、目的の番組に対する有効性を表している。

次に、その入力キーワードに対するユーザの選択結果が、すべて同一の番組かどうかで分類される。ある入力キーワードに対する選択結果が特定の番組に限定される場合、両者の間には強い関連性があるといえる。逆に、選択された番組が多ければ多いほど、そのキーワードを特定の番組と結び付けるのは困難となる。

さらに、キーワードが文字列の場合、目的とする番組の番組情報に、キーワードと一致する文字列が含まれるかどうかで分類される。この分類は、入力されたキーワードの、目的の番組に対する有効性を表している。

3.2 各ケースから得られる推薦結果

各ケースに分類されたキーワードの性質と、それらのキーワードによって得られる結果の関係を調べるために、番組推薦の実験を行う。それぞれのケースに該当するキーワードを用いた場合の目的の番組の推薦順位を調べ、視聴履歴と入力キーワードの関連性が推薦結果に与える影響を評価する。

3.2.1 実験方法

3 人の被験者から 3 週間分の視聴履歴を収集する。各々の視聴履歴のうち、最初の 2 週間分を、各被験者の視聴履歴データベースの初期データとする。ここで、被験者が視聴した番組は、いずれも Testa が 1 位で推薦し、被験者によって選択されたものと仮定する。被験者が 3 週目に視聴した番組に対して、1 から 10 のそれぞれのケースに該当する入力キーワードを用いて番組検索を行い、その推薦順位を調べる。

被験者はいずれも静岡大学理工学研究所の大学院生で、履歴の収集期間は 2000 年 10 月 14 日(土)から 11 月 3 日(金)の 3 週間、視聴対象となるチャンネル数は 6 つである。初期データの収集期間は、週に 1 度放送される番組についても繰り返し視聴の履歴が記録できる期間として、2 週間に設定した。この間に収集された、各被験者の初期データに格納された視聴履歴

表 2 各ユーザの初期データベース
Table 2 Initial database of each user.

ユーザ名	履歴	番組	キーワード
User A	58	48	7
User B	47	25	16
User C	99	72	37

数, 番組数, キーワード数を表 2 に示す.

視聴履歴の初期データに含まれる各番組に対する番組評価値 (=PV: Past Value) は 1.0 とする. また, ユーザが入力するキーワードの評価値 (=CV: Current Value) は, 中間ファイルの履歴評価値に基づいて, 以下の方式に従って決定される.

- 評価方式 A: 各キーワードの検索候補文字列の最大の履歴評価値の平均値
- 評価方式 B: 中間ファイル全体で最大の履歴評価値
- 評価方式 C: 定数 1.0

それぞれのケースにおいて, CV の決定方式を変化させ, 視聴履歴の情報を重視した場合と, 入力キーワードを重視した場合とで, 推薦結果に生じる差についても評価する.

3.2.2 実験結果

過去 2 週間に視聴した番組が, すべて 1 位で推薦されたものと仮定した視聴履歴の初期データを与え, 現在ユーザが入力したキーワードの評価値 (CV) を変えて推薦順位を調べた. ユーザが入力する各ケースのキーワードによって, 以下のような推薦結果が得られた.

- ケース 1, ケース 2

視聴履歴において, 入力キーワードと目的の番組との間に, すでに強い関連性があるケースである. 入力キーワードが有効なケース 1 のみならず, ケース 2 においても目的の番組は 1 位で推薦された.

- ケース 3

入力キーワードと目的の番組の関連性が, ケース 1 と比較すると弱い場合にあたる. このケースにおいても, 出現頻度の高い番組については 1 位で推薦された. 逆に, 出現頻度の低い番組については, PV を重視した方式では, 出現頻度の高い他の番組の影響が強くなり, 上位で推薦するのは困難となった. このケースでは, 目的とする番組の番組情報と入力キーワードとの一致度が高いので, 推薦結果は履歴への出現頻度に応じたものとなった.

- ケース 4

目的の番組を上位で推薦することが, ケース 3 よりさらに困難なケースである. すなわち, 入力された

キーワードはあてにならず, 視聴履歴に頼る場合である. この場合は, CV を重視しない方式が, 他の方式に比べて上位で推薦を行えた.

- ケース 5, ケース 7

これまでのケースとは逆に, 視聴履歴が目的の番組を検索するのに邪魔になる場合である. この場合は, CV を重視した方式が, 他の方式と比べて上位で推薦を行えた.

- ケース 6, ケース 8, ケース 10

これらのケースでは, 入力キーワードからも視聴履歴からも目的とする番組の推測が困難なため, 上位での推薦は困難となる.

- ケース 9

このケースでは, 入力されたキーワードのみによって番組検索が行われる. そのため推薦順位は, 現在ユーザが入力したキーワードがどれだけ目的の番組を特徴づけられるかによった.

ケース 3 の出現頻度の低い番組など, CV を強調した方が良い結果が得られるケースもあれば, ケース 4 のように CV を強調しない方が良い結果が得られるケースもあり, すべてのケースについて共通の最適解は存在しなかった. しかしながら, CV を評価方式 A または評価方式 B とすると, PV と CV のバランスがとれることが分かった.

3.3 繰返し視聴による推薦順位の推移

次に, 過去にあるキーワードを用いて検索し視聴した番組を, 同じキーワードを使用して繰返し視聴した場合の推薦順位の推移を調べた. この場合, 2 回目以降の視聴時には, すでに入力キーワードと目的の番組の関連性が記録されている. したがって, 図 5 のケース 9 は 2 回目以降はケース 1 に, ケース 10 はケース 2 にそれぞれ該当する. 同様に, ケース 5 と 7 はケース 3 に, ケース 6 と 8 はケース 4 に該当する. ケース 1 から 4 はそのままケース 1 から 4 に該当するため, 同じ番組を同じキーワードで繰返し視聴する場合には, 2 回目以降は, ケース 1 から 4 のみが発生する.

3.2 節の実験結果より, ケース 1 および 2 に分類される入力キーワードを用いた場合, Testa は適切な番組推薦を行っていた. したがって, ここではケース 3 と 4 の場合について, 繰返し視聴による推薦順位の推移を調べる実験を行った.

同じ入力キーワードによる同一番組の視聴を繰返した場合, そのキーワードと視聴履歴の関連性は, 視聴を繰返すたびに強まっていく. しかし, 入力キーワードが番組情報に直接含まれているケース 3 と含ま

検索用に入力されたキーワード	ユーザに提示した番組	ユーザが選択した番組
初期データ 過去2週間の	ニュース	1位 1月15日 21:54 1.0点 テレビ朝日 ニュースステーション
	...	
	ニュース	1位 1月19日 21:54 1.0点 テレビ朝日 ニュースステーション
	ニュース	1位 1月20日 19:00 1.0点 NHK総合 ニュース7
...		
ニュース	1位 1月21日 19:00 1.0点 NHK総合 ニュース7	
×2週間分(月曜から金曜までと土日で違うニュース番組を視聴)		
番組目的の	ニュース	?位 2月4日 19:00 ?点 NHK総合 ニュース7

図 6 ケース 3 の実験例

Fig. 6 An experimental example of Case 3.

検索用に入力されたキーワード	ユーザに提示した番組	ユーザが選択した番組
初期データ 過去2週間の	ニュース	1位 1月15日 21:54 1.0点 テレビ朝日 ニュースステーション
	ニュース	1位 1月15日 22:54 1.0点 SBS 筑紫哲也NEWS23
	ニュース	1位 1月15日 23:20 1.0点 テレビ静岡 ニュースJAPAN
	...	
	ニュース	1位 1月19日 21:54 1.0点 テレビ朝日 ニュースステーション
	ニュース	1位 1月19日 22:54 1.0点 SBS 筑紫哲也NEWS23
...		
ニュース	1位 1月19日 23:20 1.0点 テレビ静岡 ニュースJAPAN	
×2週間分(月曜から金曜まで3つのニュース番組を視聴)		
番組目的の	ニュース	?位 1月29日 22:54 ?点 SBS 筑紫哲也NEWS23

図 7 ケース 4 の実験例

Fig. 7 An experimental example of Case 4.

れていないケース 4 では、関連性の变化の度合いは異なる。それぞれのケースにおける推薦順位の推移を調べ、入力キーワードと視聴履歴の関連性に対する評価が推薦結果に及ぼす影響について考察する。

3.3.1 実験方法

ケース 3 の実験として、『キーワード“ニュース”を入力して、月曜から金曜までは「ニュースステーション」を、土曜と日曜には「ニュース 7」を視聴する』という視聴パターンを 2 週間続けた場合の「ニュース 7」の推薦順位の推移を調べる(図 6)。「ニュース 7」の初回視聴時(1 週目の土曜)には、キーワード“ニュース”はケース 5 に相当するが、2 回目以降(1 週目の日曜以降)はケース 3 へと変化する。また、両番組とも、キーワード“ニュース”を番組情報に含んでいるが、「ニュース 7」の視聴履歴への出現頻度は、つねに「ニュースステーション」より低いままである。

ケース 4 の実験として、『キーワード“ニュース”を入力して、放送時間の異なる 3 つのニュース番組を視聴する』という視聴パターンを月曜から金曜まで繰り返した場合の「筑紫哲也 NEWS23」の推薦順位の変化を調べる(図 7)。「筑紫哲也 NEWS23」の初回視聴時(月曜)には、キーワード“ニュース”はケース 6 に相当するが、2 回目以降(火曜以降)はケース 4 へと変化する。また、「筑紫哲也 NEWS23」の視聴履歴への出現頻度は、1 週間を通じて他の番組とほぼ同程度であるが、キーワード“ニュース”は番組情報には含まれていない。

いずれの実験とも、3.2 節での実験結果をふまえ、CV の決定方式として評価方式 A と評価方式 B を使用した。また、履歴内の PV の値として、より視聴履歴を重視した場合の評価も行うために、3.2 節での実験で用いた 1.0 に加えて、3.0 を使用した場合につ

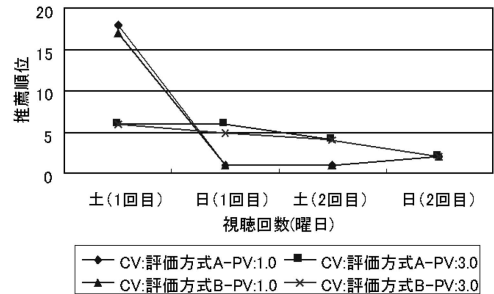


図 8 ケース 3 : 「ニュース 7」の推薦順位の変化

Fig. 8 Transition of recommendation ranking in Case 3.

いても、あわせて実験を行った。

3.3.2 実験結果

ケース 3 の実験結果を図 8 に示す。PV として 1.0 を用いた場合、CV として評価方式 A、評価方式 B のいずれを用いた場合も、初回の推薦順位は PV に 3.0 を用いた場合より低いが、2 回目以降はそれらより上位で推薦されるようになった。

ケース 4 の実験結果を図 9 に示す。初回目の推薦順位はいずれも高くはないが、CV として評価方式 A、PV として 1.0 を用いた場合は、他の組合せに比べて初回の推薦順位も高く、2 回目以降も徐々に上位で推薦されるようになった。

ケース 4 では、CV として評価方式 A、PV として 1.0 を用いた場合が、他の組合せと比較して初回も 2 回目以降も推薦順位が高く、適切な結果を得ることができた。ただし、この組合せを用いた場合、ケース 3 の初回の推薦順位は、他の組合せより低くなってしまふ。しかし実際には、入力したキーワードの有効度はユーザには判断できないため、ユーザ側の視点に立つと、ケース 3 とケース 4 のいずれでも、出現頻度に

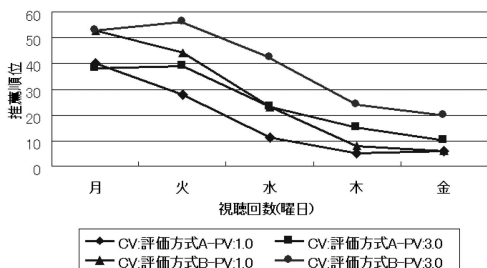


図 9 ケース 4:「筑紫哲也 NEWS23」の推薦順位の変化
Fig. 9 Transition of recommendation ranking in Case 4.

応じた順位で推薦されることが望ましいと思われる。ケース 3 の 1 回目の推薦順位は、それより出現頻度の高いケース 4 の 1 回目の推薦順位よりは高い値を示している。したがって、Testa が妥当な推薦を行うことが可能となる CV の決定方式は評価方式 A であり、また PV の値は 1.0 であると考えられる。

4. キーワード入力がない場合の考慮

3 章で述べた実験を行う過程で、キーワードによる番組検索だけでなく、現在の番組を知りたいという要求も存在することが分かった。そこで、キーワードの入力は省略し、検索対象期間のみを指定した場合にも番組推薦を行うように、Testa を拡張する。

4.1 Testa の拡張

キーワード入力がない場合 (=NF: No Feature) の視聴履歴も視聴履歴データベースに記録し、番組推薦時にはキーワード入力がある場合 (=FI: Feature Input) の視聴履歴とあわせて利用するように、Testa を拡張する。NF の視聴履歴は、中間ファイルではキーワード入力がない場合の検索候補文字列として、ひとまとめにして扱う。

ユーザからキーワードが入力された場合には、そのキーワードに関連する視聴履歴だけでなく、NF の視聴履歴にも W_{fi} の重みをつけて利用し、検索文字列の生成を行う。すなわち、キーワードが入力されなかった場合の視聴履歴も、一致度 W_{fi} で一致したと見なして、検索文字列の生成に用いる。逆に、キーワードが入力されなかった場合には、NF の視聴履歴に加え、他のキーワードに関連する視聴履歴も W_{nf} の重みをつけて利用し、検索文字列を生成と番組検索を行う (図 10)。

重み W_{fi}, W_{nf} を 0 とした場合、キーワードが入力された場合には、従来どおり、キーワードが入力されたときの視聴履歴のみを利用する。また、キーワードが入力されなかった場合には、過去にキーワードを

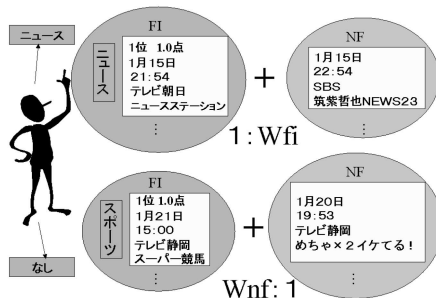


図 10 キーワード入力の有無による履歴の利用の違い
Fig. 10 Difference of history usage relays on existence of inputted keywords.

入力しないで視聴したときの視聴履歴のみが利用される。

重み W_{fi}, W_{nf} を 1 とした場合、キーワードが入力された場合には、関連するキーワードを入力したときの視聴履歴に加え、キーワードが入力されなかったときの視聴履歴も入力キーワードと一致したと見なし、これらの履歴を利用して番組検索を行う。キーワードが入力されなかった場合には、キーワードを入力しなかったときの視聴履歴に加え、キーワードを入力して視聴したすべての視聴履歴も入力キーワードと一致したものと見なされる。

4.2 番組推薦能力の評価

NF と FI のそれぞれの視聴履歴に付加される重み W_{fi}, W_{nf} の値が、Testa の番組推薦能力に与える影響を評価するために、番組推薦の実験を行う。

4.2.1 実験方法

3 人の被験者から 2 週間分の視聴履歴を収集する。視聴した各番組に対して入力キーワード (あるいは「キーワードなし」) を指定させ、これを視聴履歴データベースの初期データとする。 W_{fi}, W_{nf} として、0, 0.5, 1 の固定値を用いて、初期データをもとに、1 週間の番組推薦実験を行い、キーワード入力の有無と、被験者が選択した番組の推薦順位を記録する。

なお、この実験の被験者は、3.2 節で述べた実験の被験者と同じであり、2 週間分の初期データベースも、同じ履歴を利用した。ただし、入力キーワードは (キーワードなしも含めて) 改めて被験者に指定させた。番組推薦実験は、2000 年 12 月 2 日 (土) から 12 月 8 日 (金) に行った。番組改編期をまたいでいないため、この期間に放送されていた番組は、3.2 節の実験期間とほぼ同じである。各ユーザの初期データに格納された視聴履歴数、番組数、キーワード数、キーワードが入力されなかった数を、表 3 に示す。

表 3 各ユーザの初期データベース(キーワードなしを含む)
Table 3 Initial database of each user (with no keyword).

ユーザ名	履歴	番組	キーワード	キーワードなし
User A	58	48	7	9
User B	47	25	16	14
User C	99	72	24	60

表 4 Wfi を固定した場合の推薦結果(キーワード入力あり)
Table 4 Results of recommendation with fixed Wfi .

ユーザ名	Wfi	平均順位	5 位以内率	10 位以内率
User A	0	2.9	88%	100%
	0.5	8.3	79%	79%
	1	3.3	75%	92%
User B	0	6.1	72%	78%
	0.5	7.8	54%	77%
	1	4.2	75%	100%
User C	0	10.2	50%	50%
	0.5	8.4	42%	75%
	1	16.6	27%	64%

4.2.2 実験結果

キーワードが入力された場合の、各ユーザが選択した番組の平均順位、ユーザが 5 位以内の番組を選択した割合、10 位以内の番組を選択した割合を、表 4 に示す。キーワードが入力され、かつ $Wfi = 0$ の場合は、従来のキーワード入力を前提とした場合に相当する。この場合、各ユーザごとの平均選択順位が高くなる Wfi の値は、10 位以内の番組を選択した割合が高い場合と一致し、User A は $Wfi = 0$ のとき、User B は $Wfi = 1$ のとき、User C は $Wfi = 0.5$ のときと、ユーザごとに異なる結果となった。しかし、5 位以内の番組を選択した割合に着目すると、いずれのユーザとも $Wfi = 0$ の場合に比較的良好な結果が得られている。リモコンや携帯端末などの、同時に表示できる情報量が限定される装置への実装を考えた場合、1 画面に同時に表示できる番組数は 5 番組から 10 番組程度になる。ユーザは 1 画面目に表示された情報にまず目を通すため、この場合には、適切な番組がなるべく上位に推薦されることが要求される。5 位以内で選択された割合は 10 位以内で選択された割合と比べると重要度が高くなる。すなわち、ユーザがキーワードを入力した場合は、入力されなかった場合の履歴を考慮しない方が良好な結果が得られた。

キーワードが入力されなかった場合の実験結果を、表 5 に示す。各ユーザごとの平均選択順位が高くなる Wfi の値は、10 位以内の番組を選択した割合が高い場合と一致し、User A は $Wnf = 0.5$ のとき、User B は $Wnf = 1$ のとき、User C は $Wnf = 0$ のときと、ユーザごとに異なる結果となった。一方、5 位以

表 5 Wnf を固定した場合の推薦結果(キーワード入力なし)
Table 5 Results of recommendation with fixed Wnf .

ユーザ名	Wnf	平均順位	5 位以内率	10 位以内率
User A	0	7.3	33%	67%
	0.5	6.0	50%	83%
	1	13.5	33%	67%
User B	0	14.0	0%	0%
	0.5	7.6	63%	75%
	1	5.8	63%	88%
User C	0	8.1	53%	73%
	0.5	8.1	47%	67%
	1	14.3	27%	67%

表 6 各ユーザのキーワードの入力傾向
Table 6 Trends in keyword input of each user.

ユーザ名	Wfi/Wnf	入力あり	入力なし
User A	0	16	3
	0.5	14	6
	1	12	6
User B	0	18	3
	0.5	13	8
	1	12	8
User C	0	10	15
	0.5	12	15
	1	11	15

内の番組を選択した割合に着目すると、いずれのユーザとも $Wnf = 0.5$ の場合に比較的良好な結果が得られている。キーワードが入力されなかった場合には、キーワードが入力されたときの履歴もあわせて利用することで、Testa の性能が改善された。

各実験において、キーワードを入力した件数と入力しなかった件数を、ユーザごとにまとめて表 6 に示す。キーワードをよく入力する、あるいはめったにしないなどの個々のユーザの視聴特性を反映した Wfi 、 Wnf の決定方法については、さらなる検討が必要である。

4.3 考察

Testa は「自分の好みにあう番組を視聴したい・探したい」などの、目的を持った視聴者の支援を目的とするエージェントである。しかし実際には、明確な目的を持った視聴者だけではなく、その日の気分で番組を選択する、あるいは TV をつけてみて興味をひかれた番組があれば視聴するなどの、いわゆる“受動的な視聴者”も多数存在する。本章では、そのような視聴者への対応をも考慮に入れた、キーワードを用いない番組推薦への Testa の対応について述べた。その効果について考察する。

“受動的な視聴”の具体的な形としては、おおよそ以下の 4 種類に大別できる。

- (1) チャンネルを切り替えてみて、興味をひかれた番組があったので、その番組を視聴する。
 - (2) チャンネルを切り替えてみたが、興味をひかれた番組がなかったので、適当な番組を視聴する。
 - (3) TV のスイッチをいれて、そのまま視聴する。
 - (4) 目的の番組が終了した後も、そのまま視聴する。
- 入力キーワードを用いない番組推薦は、上記の (1) および (2) の視聴形態に対して、チャンネルを切り替えるかわりに Testa の検索開始ボタンを押すという手法を提供する。この場合、TV のリモコンで何度もチャンネルを切り替えるよりも、ユーザの手間は削減される。また、キーワードを用いない検索では、視聴結果は「キーワードなし」に対応する履歴として保存される。よって、それらの情報から、確たる目的はないが TV は見たいときの嗜好傾向を獲得し、それにみあった番組推薦を行うことも可能となる。(3) および (4) の視聴形態に対しては、TV の電源投入時や目的の番組の終了時に、Testa が自動的にキーワードを用いない検索を行い結果を提示することで、興味の持てる番組を視聴する機会を与えることが可能となる。

5. 関連研究

視聴者の嗜好に適していると思われる番組を選択・推薦するシステムとして、AVEB が提案・開発されている。また米国では、地上波、衛星放送、CATV などの複数の放送メディアを統合的に扱い、ユーザの TV 視聴をサポートする TiVo が製品化され、実用化されている。また、Web 検索において、ユーザの検索意図を分析し、検索に適していると思われるキーワードを推薦するキーワード推薦エージェントが提案されている。以下にそれぞれの概要を述べる。

AVEB

AVEB (Audio/Video Entertainment and Broadcasting)¹²⁾ は、エージェント技術の標準化組織 FIPA (Foundation for Intelligent Physical Agents)¹³⁾ の標準に準拠した、エージェント間通信と協調を用いたアプリケーションの実現を目的とする FACTS (FIPA Agent Communication Technologies and Services)¹⁴⁾ によって提案、開発されている。AVEB では、番組提供者、ユーザ、仲介者の 3 つのホストに複数のエージェントを実装し、エージェント間通信や協調を通じて、視聴者の嗜好に適した番組を提供することを目的としている。このモデルでは、ユーザの視聴傾向の分析に、仲介者ホスト上に実装されるユーザプロフィールエージェント (UPA) とユーザモデルエージェント (UMA) の 2 種類のエージェントを用いて

いる。UPA は、ユーザが番組を視聴した日時と、番組提供者によって番組に付加されたカテゴリ (sport, movie, music など) やサブカテゴリ (football, athletics など) とを、ベイジアンネットワークを用いて関連づけたユーザプロフィールを構築し、ユーザに特化した番組のフィルタリングを行う。UMA は統計的データをもとに、年齢、性別、職業、習慣などの属性に基づく多数の典型的なユーザモデルを構築し、これらのユーザモデルと個々のユーザとを比較することによって、ユーザの好みや意図を推論する。

TiVo

TiVo¹⁵⁾ は、米国で販売・実用化されている PTV (Personal Television) 製品で TV に接続するユニットとして販売されている。TiVo は、地上波、衛星放送、CATV などの複数の放送メディアを統合的に扱い、ユーザが指定した番組や “Suggestion List” に掲載された番組について、放送内容を自動的に録画する機能を提供する。そのほかにも、番組表のユーザへの提示機能、ユーザが過去に視聴した番組や、事前に指定した番組の放送開始時刻に、放送開始をユーザに通知する機能、番組名による番組の検索機能や、番組表や検索結果のジャンルによるフィルタリング機能などを備え、多メディア、多チャンネル環境におけるユーザの TV 視聴をサポートしている。TiVo は、TV 視聴時にユーザが番組に対して下した “thumbs-up/thumbs-down” という評価をユーザプロフィールに記録し、サービス提供者側がこの情報をもとに作成した “Suggestion List” をユーザに提供する機能を持つ。ただし、ユーザプロフィールは “Suggestion List” の作成にのみ用いられ、ユーザ側での番組検索やフィルタリングに用いる機能は提供されていない。また、TiVo がユーザに提供する番組検索・フィルタリング機能は、番組名による検索とジャンルによるフィルタリングに限定されている。

キーワード推薦エージェント

キーワード推薦エージェント¹⁶⁾ は、ユーザが現在入力したキーワードと、ユーザが過去に行った検索履歴内の各キーワードとの関連度を計算し、ユーザの検索意図と関連するキーワードをユーザに推薦する。キーワード候補を過去の検索履歴から選択する点は Testa と共通しているが、Testa ではエージェントが最終的な検索文字列の決定を行うのに対して、このエージェントはキーワード群をユーザに提示し、その取捨選択をユーザに任せている点が大きく異なっている。この方式では、ユーザによるキーワードの取捨選択によって、ユーザの隠れた検索意図を引き出し、実際の検索に明確に反映することが可能となる一方で、推薦され

たキーワードの評価と選択をユーザに負担させることになる。Web 検索の場合と異なり、Testa が対象とする TV 番組選択支援では、たとえば TV のリモコンのような、入出力能力の限られたデバイスへの対応を考慮する必要がある。複雑な操作の繰返しはユーザの使い勝手の悪化させる恐れがある。Testa では、最初にユーザの検索意図を伝えるだけで、ユーザの望む結果を得ることが可能である。

6. おわりに

ユーザのかわりに TV 番組表の膨大な情報を検索し、視聴を希望すると思われる番組をユーザに推薦する TV 番組選択支援エージェント Testa を提案した。ユーザが入力するキーワードを、過去の検索に使用されたキーワードとの比較によって分類し、ユーザが現在入力したキーワードと視聴履歴の関係を評価する実験を行った。また、番組検索の際にユーザがキーワードを入力しなくても番組推薦が行えるように Testa を拡張し、その推薦能力を評価する実験を行った。

本論文では、ユーザの視聴履歴に蓄えられた情報から、ユーザによって入力されたキーワードを手掛かりに、TV 番組に対する嗜好を取得する手法について議論した。そのため、ここで行った実験では、特定の視聴パターンを想定した実験や、被験者が実際に視聴した番組に対する Testa の評価の確認など、あらかじめ目的とする番組を定め、その番組を正しく推薦できたかが、議論の中心となっている。そのため、ユーザにとって未知の番組や、視聴履歴から類推されるユーザの隠れた嗜好に合致する番組の推薦能力に関しては、十分な検証は行っていない。他の学習・推論手法を用いた他のエージェントやシステムとの定量的な性能比較も、今後の課題として残されている。

今後、Testa の実際の利用状況を想定し、より多くのチャンネル数、より多くのユーザやより長い期間を対象とした実践的な実験を行い、多チャンネル環境への対応や、長期の TV 視聴における嗜好の変化に対する議論が必要である。また、他の TV 視聴支援システムとの組合せや、TV 視聴と親和性の高いユーザインタフェース、家族など複数の視聴者によるテレビ視聴への対応なども検討する必要がある。

Testa では、ユーザの嗜好に応じた TV 番組の視聴に関する情報検索を行っているが、ここで用いているユーザ特性の獲得手法は、TV 番組のみに適応可能な限定的な手法ではなく、他のメディアや用途への応用も可能なものと考えられる。現在、対象メディアを TV 番組に限定せず、Testa によって視聴履歴から抽出さ

れたユーザの嗜好情報をもとに、他のメディア (Web ページなど) からユーザの欲する情報を獲得するシステムの検討も行っている。

謝辞 Testa の基本設計および実験システムの実装・評価に多くの協力をいただいた静岡大学院の中島太郎氏、磯貝邦昭氏に感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) 日本放送協会: BS デジタル放送, 東海情報通信懇談会会報誌, No.56, pp.1-5 (2000).
- 2) 金淵 培: エージェント技術の放送への応用, 映像情報メディア学会誌, Vol.52, No.4, pp.447-451 (1998).
- 3) 西田豊明: ソフトウェアエージェントとその周辺, 電子情報通信学会, Vol.78, No.11, pp.1252-1259 (1995).
- 4) Maes, P.: Agents that Reduce Work and Information Overload, *Comm. ACM*, Vol.37, No.7, pp.31-40 (1994).
- 5) Lashkari, Y., Metral, M. and Maes, P.: Collaborative Interface Agents, *Proc. AAAI-94*, pp.444-449 (1994).
- 6) Ishiguro, Y., Tarumi, H., Asakura, T., Kida, K., Kusui, D. and Yoshifu, K.: An Agent Architecture for Personal and Group Work Support, *Proc. ICMAS-96*, pp.134-141 (1996).
- 7) Abu-Hakima, S., Liscano, R. and Impey, R.: A Common Multi-Agent Testbed for Diverse Seamless Personal Information Networking Applications, *IEEE Communications Magazine*, Vol.36, No.7, pp.68-74 (1998).
- 8) 久田なつみ, 渡辺 尚, 太田 剛, 水野忠則: ジョブ配送システム JAM/JC におけるユーザエージェントのジョブ特性推測方法の検討, 情報処理学会研究報告 97-DPS-83, Vol.97, No.57, pp.19-24 (1997).
- 9) 中島太郎, 渡辺 尚, 樽口秀昭: ユーザ履歴を用いた TV 番組選択支援エージェントの実装と評価, 情報処理学会研究報告 2000-DPS-101, Vol.2001, No.15, pp.7-12 (2001).
- 10) Taka, T., Isogai, K., Watanabe, T., Taruguchi, T. and Mizuno, T.: Improvements of TV Program Selection Support Agent with History Database, *Proc. SNPD'01*, pp.1041-1047 (2001).
- 11) Stanfill, C. and Waltz, D.: Toward Memory-Based Reasoning, *Comm. ACM*, Vol.29, No.12, pp.1213-1223 (1986).
- 12) Bellifemine, F., Charlton, P., Kamyab, K., Caprile, B., Cattoni, R., Shibata, M. and Kim, Y.-B.: Agent-System software for the AVEB—phase 2. <http://www.labs.bt.com/profsoc/facts/a14d2final.pdf> (1999).

- 13) FIPA. <http://www.fipa.org/>.
 14) FIPA ACTS Project. <http://www.labs.bt.com/profsoc/facts/>.
 15) TiVo. <http://www.tivo.com/>.
 16) 織田 充, 南 俊朗, 有馬 淳: 検索ログを用いたキーワード推薦エージェント, 電子情報通信学会技術研究報告, AI98-58, pp.33-40 (1998).

(平成 13 年 6 月 8 日受付)

(平成 13 年 10 月 16 日採録)



隆 朋也 (学生会員)

1995 年静岡大学工学部情報知識工学科卒業. 1997 年同大学大学院工学研究科修士課程修了. 現在, 同大学大学院理工学研究科博士後期課程在学中. 分散コンピューティング, ソフトウェアエージェントに興味を持つ.



渡辺 尚 (正会員)

1982 年大阪大学工学部通信科卒業. 1984 年同大学大学院博士前期課程修了. 1987 年同博士後期課程修了. 同年徳島大学工学部情報工学科助手. 1990 年静岡大学工学部情報知識工学科助教授. 現在, 同大学情報学部情報科学科教授. 1994 年文部省在外研究員 (カリフォルニア大学アーバイン校). 工学博士. 計算機ネットワーク, 分散システム, マルチエージェントシステムに関する研究等に従事. 1997 年情報処理学会モバイルコンピューティング研究会幹事. 訳書「計算機設計技法」等. 電子情報通信学会, IEEE 各会員.



樽口 秀昭

1987 年鹿児島大学理学部物理学科卒業. 1991 年同大学大学院理学研究科修士課程修了. 同年, ヤマハ株式会社入社. 現在, 同社においてモバイルコンピューティングの研究開発に従事. 日本物理学会会員.