

# マルチスクリーン連携利用に基づくユーザの興味推定

楨 優<sup>1,a)</sup> 茂木 学<sup>1</sup> 高嶋 洋<sup>1</sup> 小林 透<sup>1</sup>

**概要:** 本研究では、ユーザの様々なメディア接触により生まれた興味を把握し、ユーザのコンテキストに応じてユーザが欲しいと思う情報を提示し、実行動へと導くことを目指す。そこで、テレビ番組の内容についてスマートデバイスで関連する web ページを閲覧する“マルチスクリーン連携視聴”に着目し、関連 web ページに対するユーザの反応に基づいてユーザの興味プロファイルを作成する手法を検討する。

本稿では、各関連 web ページに対するユーザの反応 (“閲覧しない”, “閲覧した”, “ブックマークした”) を利用し、ファジィ理論に基づいてユーザの関心がある特徴語を推定する手法について述べる。被験者実験の結果、事前のアンケートでマルチスクリーン連携視聴によって関心をもったと答えた特徴語を本手法により推定できることを確認した。一方で、ユーザ毎に各 web ページへの反応が異なるため、ユーザ毎にメンバシップ関数を最適化する必要があることなど、いくつかの課題が明らかとなった。

## 1. はじめに

人は日々様々なメディアと接触しながら、自らの消費行動を決定している。メディアとの接触による消費者の心理プロセスとして、AIDMA の法則が古くから知られている [1]。テレビ番組や CM で商品の存在を認知 (Attention) し、興味・関心 (Interest) が生まれた場合はそれが欲求 (Desire) へと変化し、消費者の記憶 (Memory) を経て、消費行動 (Action) に至る。さらにインターネットの普及に伴い、消費者の購買行動は、認知 (Attention) から興味・関心 (Interest) への遷移後、検索 (Search) を経て消費行動 (Action) に至り、さらにその情報をブログや SNS で共有 (Share) するという AISAS 理論が (株) 電通により提唱されている\*1。

しかし、例えばテレビやラジオのような受動メディアで紹介された行為やサービスなど、消費者の実体験を伴う消費行動\*2の場合、上記のようなモデルが必ずしも適用できるとは限らない。これは、上記の Desire から Memory を経て Action に至るまでの間に時間や場所の変化を伴うため、Action に至るまでの障壁が高くなるためであると考えられる。また、一日に触れる情報が爆発的に増えた現代では、Memory に対する消費者への負担も大きいと考えら

れる。

現代の消費者は、上記のようなメディアで紹介された行為やサービスを認知し興味・関心をもった際、インターネット等を活用してその実行動ができる施設や環境についての情報を収集する。この時、情報の収集や記憶は消費者の裁量に依存している。IT リテラシの高い消費者は、収集した情報をメモツールを利用して蓄積し、スケジュールやリマインダーなどで記憶の補助を行っている。しかし多くの消費者は、収集した情報を記憶し、その情報を活用する際には自身の記憶に頼っているため、十分に活用しきれていないのが現状である。従って、消費者の各メディアへの接触から生まれる興味・関心を正しく把握し、適切な状況でユーザの所望の情報を提示することは重要な課題である。

そこで本研究では、様々なメディアとの接触から生まれる“興味”を把握し、“実体験”へとスムーズに導く情報提示サービスの実現を目的とする。そこで、多様化する消費者のメディア接触の中から、一日の中で最も接触時間が長いテレビと、近年急速に普及が進むスマートデバイスの連携利用に着目した。番組中に紹介された内容について、スマートデバイスで関連する web ページを検索し閲覧する行為をマルチスクリーン連携視聴と定義する\*3。マルチスクリーン連携視聴によるユーザのより詳細な興味を把握し、“必要な時”に“必要な場所”で“あなたただけ”の情報の提示の実現に取り組む。本研究の目標が達成されることで、ユーザ各々の“したいこと”をユーザの状況に応じて適宜教えてくれるサービスを実現できる。また、消費者の消費

<sup>1</sup> 日本電信電話株式会社 NTT サービスエボリューション研究所  
NTT Service Evolution Laboratories, NTT Corporation

a) maki.yuuichi@lab.ntt.co.jp

\*1 AISAS は (株) 電通の登録商標である。

\*2 実体験を伴う消費行動とは、その行為やサービスを知り興味・関心をもった時とは時間や場所が異なる状況で、消費者の実行動を伴う消費行動と定義する。

\*3 付録参照。

行動機会の損失を抑止する効果が期待でき、放送事業者や広告代理店にとっても有益なサービスとなりうる。

本稿ではまず、マルチスクリーン連携視聴時に閲覧した関連 web ページの内容と、各関連 web ページに対するユーザの反応 (“閲覧しない”, “閲覧した”, “ブックマークした” など) を利用し、ユーザの興味プロファイルを作成する手法を提案する。我々の手法は、ユーザの各 web ページに対する半明示的な反応を利用するが、その反応の曖昧性を考慮して、web ページ中に含まれる各特徴語への関心度を推定する手法として新規性がある。

本稿は以下のような構成となっている。まず、ユーザプロファイルの作成に関する関連研究を第 2 章で挙げる。次に、第 3 章で既存手法の問題点を述べた上で、マルチスクリーン連携視聴環境の要件、そして、興味プロファイルの作成手法を提案する。第 4 章にて提案手法を適用した実験とその結果について述べる。最後に 5 にてまとめと今後の課題について述べる。

## 2. 関連研究

### 2.1 視聴番組に基づくコンテンツ推薦・興味推定

ユーザの番組視聴履歴からユーザの興味を推定し、ユーザの興味に合致するコンテンツを推薦する研究がなされている。井川らは、テレビ番組の電子番組表 (Electronic Program Guide; EPG) のテキスト情報と視聴履歴をもとに、EPG の概要文から抽出されたキーワードへの選好度を定義し出力する方法を提案している [3]。しかし、EPG の概要文は番組全体を説明するものであり、その文書を用いて番組視聴からの精度の高い興味キーワードの抽出は困難である。また、文書量も文章の長さも少なく、ある程度の精度を得るまでに時間がかかるという問題もある。

本研究は上記のような問題に対し、ユーザがマルチスクリーン連携視聴で番組で登場したキーワードで検索を行い、閲覧した web 上の関連情報を対象にすることで、ユーザの興味に関する文章を効果的に収集し、精度の高い興味を抽出する。

### 2.2 web 閲覧による興味プロファイル作成

情報検索によるユーザプロファイルの抽出の関連研究について述べる。

ユーザプロファイルの作成には明示的にユーザが興味をフィードバックする手法と、暗黙的にユーザの web 閲覧から推定する方法の 2 つに大別される。明示的にフィードバックを与える方法としては、(i) ユーザが自分でプロファイルを作成する方法 (ii) ユーザに web ページに評価を与える方法の 2 つに分けられる [2]。(i) は、MyYahoo!<sup>\*4</sup>などで一般的に用いられるが、ユーザが興味のあるジャンル

やキーワードを設定するため、ユーザへの負担が大きい。(ii) はこれまで多くのアプローチがとられてきた。例えば Pazzani らの Syskill&Webert[4] は、ユーザの興味のあるページ (“hot”), 興味のないページ (“cold”) の評価を学習データとして利用し、未知のコンテンツを推薦する方法である。ユーザには 2 値の入力のみを要求するためユーザへの負担が少なく、任意の学習アルゴリズムが適用できるというメリットがある。しかし、ユーザが入力した “hot” が、web ページのどのキーワードに対するものかは判断できない。また、“hot” という入力にユーザの曖昧さが含まれていることが予測されるが、ユーザの入力の段階でその曖昧さを考慮していないという問題もある。

一方、暗黙的に推定する方法としては、閲覧時間に基づく方法 [5] や閲覧履歴を用いた方法 [6][7][8] などがある。しかし、閲覧時間に基づく手法では、番組視聴時は閲覧時間の長いページが必ずしも興味をもったページとは限らない。例えば番組視聴や他のことに集中しているために閲覧時間が長く計測されてしまうということがあるからである。また、閲覧履歴に関しても、番組の進行に合わせて与えられた関連情報を閲覧する場合、その内容を確認するために閲覧したが、興味がなかったということも考えられる。この意味では、閲覧した関連情報の履歴のみを用いる方法では不十分な場合が発生する。

また、ユーザのマウス操作に基づく手法 [9] や視線追跡に基づく方法 [10] といった、web 閲覧時のユーザの動きを利用した方法もあるが、専用のブラウザや専用の装置を必要とするため、本研究では対象としない。

本研究では、ユーザのマルチスクリーン連携視聴時における web 上の関連情報の閲覧を対象とするため、サブスクリーン上でのユーザの各反応を入力することができるユーザインタフェースを伴い、明示的なユーザの評価を入力する方法について検討する。

## 3. 興味プロファイルの作成手法

### 3.1 マルチスクリーン連携視聴の要件

マルチスクリーン連携に必要な機能要件を整理する。

まず、メインスクリーンであるテレビと、サブスクリーンである個々人のスマートデバイスとの間に主従関係を仮定する。つまり、あくまでメインコンテンツはテレビ番組であり、スマートデバイスではその内容に関連する web 上の情報を検索・閲覧可能であるという状況である。また、マルチスクリーン連携視聴では、ユーザは半受動的な情報の享受が行われている。明確にユーザの興味の対象が決まっているのではなく、番組の進行に合わせてユーザ毎に異なる興味が生まれたり、興味が移り変わったりすることが頻繁に繰り返されることが想定される。それにあわせ、ユーザが必要とする情報をユーザが選択できる環境が理想である。さらに、ユーザの番組視聴を妨げることなく関連

<sup>\*4</sup> <http://my.yahoo.com.jp>

web ページの享受を可能にするため、キーワードの入力を要求せず、番組に関連する情報が受動的に提供される必要がある。特に IT リテラシの低いユーザーにとっては、煩雑な検索行為がメインの番組視聴を妨げる要因のひとつとなる可能性がある。そこで、ユーザーに関連 web ページの候補を提示し、それらを取捨選択させ、その反応をユーザーの興味プロファイルの作成に用いる。

以上の要求から、以下の要件を満たすマルチスクリーン連携視聴環境を構築する。

【要件 1】 テレビ番組にはあらかじめ番組内容とその時刻を記述したメタデータが保持され、進行に合わせてそのメタデータで検索された関連 web ページが収集されサブスクリーンに提示される。

【要件 2】 提示された情報はユーザーの簡単な操作で閲覧・フィードバックが可能である。

上記を満たすサブスクリーン用のユーザーインタフェースとして、瀬古らが提案する Infoskin[11] がある。瀬古らは実世界でのウィンドウショッピング中の 4 つの行動に着目し、ユーザーの非目的志向な情報検索と情報の取捨選択を簡単な操作で実現するユーザーインタフェースを提案している。この Infoskin は現在、(株)NTT ぷららが提供するひかり TV りもこんプラスのながら見アシスト機能<sup>\*5</sup>に導入されており、本研究のマルチスクリーン連携視聴との親和性が高い。本研究では、例えば Infoskin のような、ユーザーの各関連 web ページに対する反応を入力することができるユーザーインタフェースを伴うマルチスクリーン連携視聴環境を前提とする。

### 3.2 興味プロファイルの構造

本稿では、関連 web ページへのユーザーの反応に基づいて、ユーザーの興味プロファイルを作成することを目標としている。コンテンツに基づくフィルタリングを行う場合、テキスト情報の解析を言語単位で行うことが多い [2]。そこで、本研究では以下のような構造をもつ興味プロファイルを作成する。

$$user\ profile = \{keyphrase_1 : w_1, \dots, keyphrase_i : w_i, \dots\} \quad (1)$$

ここで  $keyphrase_i$  とは、ユーザーがマルチスクリーン視聴時の各関連 web ページから抽出された特徴語である。また、各  $w_i$  は各  $keyphrase_i$  に対する重みを表している、この重みの算出は次節で述べる。これらの組を収集したデータセット全体をユーザーの興味プロファイルとして生成する。

### 3.3 ファジィ推定に基づく関心度の算出手法

本節では、各関連 web ページから抽出される各特徴語に

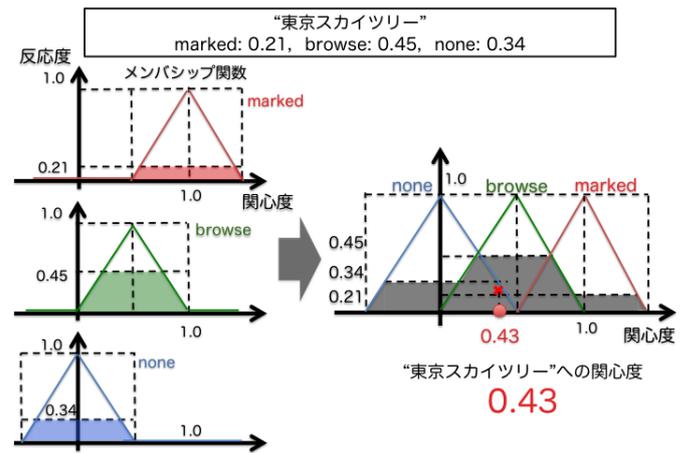


図 1 ファジィ推定に基づく各特徴語への関心度の算出手法。

対する重み  $w_i$  を求める手法について述べる。

第 2 章で述べた Syskill&Webert[4] では、ユーザーの閲覧した web ページに対する反応は “hot” と “cold” の 2 値のみである。しかし、本研究では、Infoskin のような 2 値以上のユーザーの反応を取得できるユーザーインタフェースを含め対象とする。また、各ユーザーの反応のもつ意味がユーザーによって異なり、対象 web ページによっても異なる曖昧なものである。そこで、上記のような曖昧性を積極的に取り入れる方法を検討する。

各関連 web ページに対するユーザーの各反応を、その関連 web ページから抽出された特徴語  $keyphrase_i$  への反応とみなし、各特徴語ごとの反応度ベクトル  $\mathbf{R}(keyphrase_i)$  を以下のように定義する。

$$\mathbf{R}(keyphrase_i) = \left( \frac{n_{keyphrase_i}^{status_1}}{N_{keyphrase_i}}, \dots, \frac{n_{keyphrase_i}^{status_m}}{N_{keyphrase_i}} \right) \quad (2)$$

ここで  $n_{keyphrase_i}^{status_m}$  は  $keyphrase_i$  を含む web ページに対するユーザーの反応が  $status_m$  であった個数であり、 $m$  はユーザーの各関連 web ページに対する反応の種類の数である。また、 $N_{keyphrase_i}$  は  $keyphrase_i$  が含まれる関連 web ページの総数である。例えば、番組メタデータから “東京スカイツリー” という代表キーワードが発行され、関連 web ページが収集されたとする。この各関連 web ページには少なくとも 1 つ “東京スカイツリー” という特徴語が含まれている。マルチスクリーン連携視聴により、各関連 web ページに対してユーザーの反応を蓄積する。そこで、ユーザーに提示されたすべての関連 web ページから特徴語を抽出し、“東京スカイツリー” を含む関連 web ページの数  $N_{keyphrase_i}$  をカウントする。その各関連 web ページへ与えられた各  $status$  の個数  $n_{keyphrase_i}^{status_m}$  をカウントし  $N_{keyphrase_i}$  で割ることで、“東京スカイツリー” という特徴語への反応度ベクトル  $\mathbf{R}(\text{東京スカイツリー})$  を算出する。

上記のような手法により求めた反応度ベクトル

\*5 [http://www.nttplala.com/news\\_releases/2012/11/20121115.html](http://www.nttplala.com/news_releases/2012/11/20121115.html)

$R(keyphrase_i)$  は、あくまでその特徴語が含まれていた関連 web ページへの反応であって、その特徴語に対する正確な反応ではない。また、各特徴語に与えたユーザの反応は有/無の 2 値で与えられるようなものではなく、前節で述べた通り曖昧性をもっていると考えられる。

そこで、ユーザの各特徴語に対する反応の曖昧性を考慮するために、ファジィ理論に基づく手法を提案する。図 1 に、ファジィ理論を適用した各特徴語への関心度の算出手法の概要を示す。まず、各 *status* に対するルールを決める。例として、以下のものを設定したとする。

- 【ルール 1】 「*status* が “marked(その特徴語を含む関連 web ページをブックマークした)” なら、その特徴語への興味は高い」
- 【ルール 2】 「*status* が “browse(その特徴語を含む関連 web ページを閲覧した)” なら、その特徴語への興味は中程度」
- 【ルール 3】 「*status* が “none(その特徴語を含む関連 web ページが提示されたが閲覧しなかった)” なら、その特徴語への興味は低い」

次に、このそれぞれのルールに従うメンバシップ関数を定義する。ファジィ推定を用いるメリットは、このメンバシップ関数を事前に定義しておくだけでなく、その後のユーザの各関連 web ページへの反応に応じて関数の形状を最適化させることも可能であるという点にあると考えている。

上記ルールに従う各メンバシップ関数を定義したら、*status* 毎に反応度ベクトル  $R(keyphrase_i)$  の各要素を利用し、*status* 毎の出力(グレード)を決定する。つまり、図 1 の左側において “marked” の反応度が 0.21 なら、“marked” のメンバシップ関数の 0.21 までの部分の面積を *status* が “marked” のグレードとする。

上記のようにして求められた、ファジィ化されている各 *status* 毎のグレードを非ファジィ化し、最終的な関心度  $I(keyphrase_i)$  を求める。図 1 の右側にその概要を示す。今回は、 $R(keyphrase_i)$  と該当するメンバシップ関数から出力されたグレードの OR をとり、その重心の *x* 座標の値を出力  $I(keyphrase_i)$  とした。

ここで、対象の特徴語を含む関連 web ページの数が少ない場合、ユーザの反応の個数が少ないために  $R(keyphrase_i)$  の信頼性が低いという問題がある。そこで、キーワードに対するユーザの反応数を考慮するため、ファジィ理論に基づく推定法により出力された関心度に以下のような処理を加えることとした。

$$I'(keyphrase_i) = (1 - \frac{1}{N_{keyphrase_i}})I(keyphrase_i) \quad (3)$$

以上のような手法により各特徴語に対する関心度  $I'(keyphrase_i)$  を算出し、各特徴語の *tf · idf* と  $I(keyphrase_i)$  を掛け合わせた値を *user profile* の重み

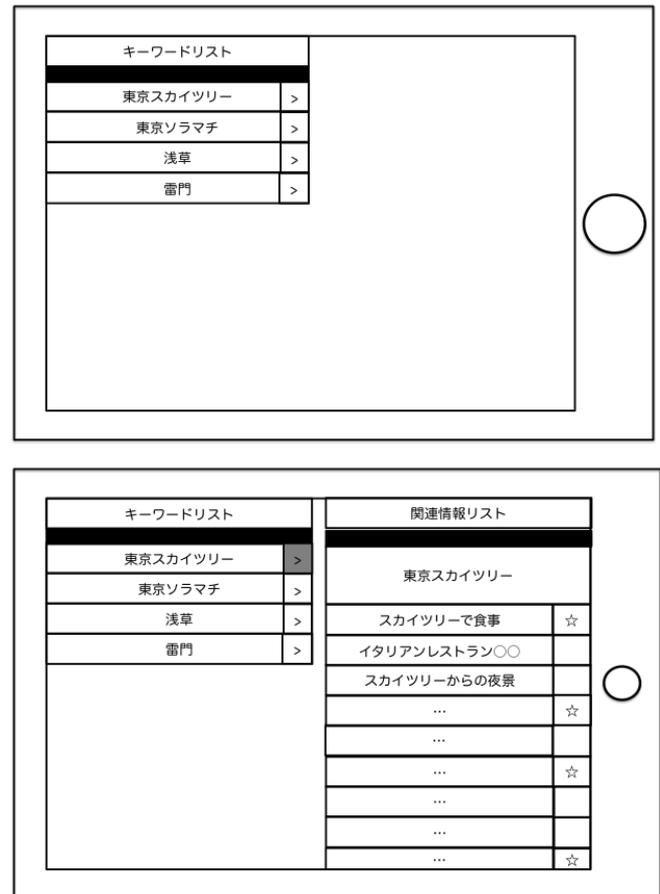


図 2 サブスクリーン表示画面

$w_i$  とする。

## 4. 実験

本章では、被験者にマルチスクリーン連携視聴を行ってもらい、その結果得た実験データに対して第 3 章で提案した手法を適用し、ユーザの関心キーワードの抽出結果と発生した課題について述べる。

### 4.1 実験環境

まず、メインのテレビ番組はテレビ画面に出力する。番組の進行時刻に合わせて、番組メタデータから番組の内容を反映したキーワードが発行される。このメタデータは、本実験では表 1 に示すものを用いた。表 1 における time は、そのキーワードが発行される番組開始後の経過時刻 ([sec]) を示している。

サブスクリーンの画面表示例を図 2 に示す。発行されたキーワードは、図 2 の左図のようにタブレット PC などユーザがもつサブスクリーンの画面上に表示される。ユーザはこのキーワードをタップ操作により選択することで、図 2 の右図のようにそのキーワードで検索された関連 web ページのリストが表示される。本実験では一つのキーワードの選択に対し最大 20 件までの関連 web ページのリスト

表 1 メタデータの例

itemID	time[sec]	Keyword
0	44	もしもツアーズ
1	55	東京スカイツリー
2	140	東京ソラマチ
3	173	うなぎ
4	176	うなぎ
5	203	コシヒカリ
...	...	...

をユーザに提示した。表示された関連 web ページリストから一つをタップして選択してユーザは関連 web ページを閲覧する。関連 web ページは、今回は頓知ドット株式会社が提供するサービス tab<sup>\*6</sup>の web ページを用いた。さらに、閲覧した関連 web ページの中からユーザが気に入ったものをブックマークできるように、ブックマークボタンを構築した。本実験では、ユーザが選択したキーワードで検索された関連 web ページリストの中から、ひとつの web ページを選択して閲覧した時点で“browse”という status を与えることとし、ブックマークした web ページには“marked”という status を与えることとした。また、ユーザがキーワードを選択して関連情報リストを表示したにもかかわらず、閲覧しなかったコンテンツには“none”という status を与えた。

#### 4.2 実験方法

実験は以下の手順で行う。

- 【手順 1】ユーザは番組に紐づくメタデータをもつ 1 番組のマルチスクリーン連携視聴を行う。
- 【手順 2】番組の進行に応じてメタデータに記載のキーワードがサブスクリーンに表示される。ユーザが表示されたキーワードを選択すると、関連 web ページリストが表示される。
- 【手順 3】ユーザは上記リストから web ページを選択すると、その内容をサブスクリーン上で閲覧できる。
- 【手順 4】ユーザは気に入った web ページについて、関連 web ページリストの画面からブックマークボタンを押す。
- 【手順 5】番組視聴後、抽出した特徴語のうち  $tf \cdot idf$  の上位 500 語について、マルチスクリーン視聴時に見た記憶がある語と関心をもった語をユーザに選んでもらう上記の実験を、今回は被験者 3 名に行ってもらい、次節で各被験者の関心をもった特徴語が正しく推定できているかを検証する。

#### 4.3 結果

評価は以下の手順で行う。

- 【手順 1】抽出された特徴語のうち、上位 500 語について、

<sup>\*6</sup> <http://www.tab.do>

表 2 本手法により抽出された特徴語の例

No	特徴語	$N_{keyphrase}$	$tf \cdot idf$	関心度	記憶あり	関心あり
1	程	4	0.0293667	0.1136345	-	-
2	ビーフ	15	0.263951	0.309518333	○	○
3	卵	21	0.230379	0.268514	○	○
4	ヘレ	9	0.263951	0.341458667	-	-
5	カツ	9	0.211823	0.220366278	○	○
6	梵	3	0.117005	0.2307655	○	○
7	東京	3	0.10166	0.128759304	-	-
8	サンド	2	0.0233979	0.211642105	○	-
9	スイーツ	2	0.124614	0.2142795	○	○
10	スカイツリー	2	0.118439	0.2142795	○	○
11	ピフカツ	2	0.136165	0.2142795	-	-
12	老舗	2	0.124614	0.2142795	-	-
13	テイクアウト	17	0.223581	0.143212235	-	-
14	グリル	2	0.119824	0.2307655	-	-
15	新世界	2	0.119824	0.2307655	-	-
...	...	...	...	...	...	...
20	ケーキ	3	0.110379	0.025471665	○	○
21	レア	2	0.110379	0.2307655	○	○
...	...	...	...	...	...	...
24	極上	2	0.08591	0.28571	○	○
...	...	...	...	...	...	...
28	パン	6	0.113252	0.194440833	○	-
34	横浜	2	0.0787515	0.2499965	○	○
...	...	...	...	...	...	...

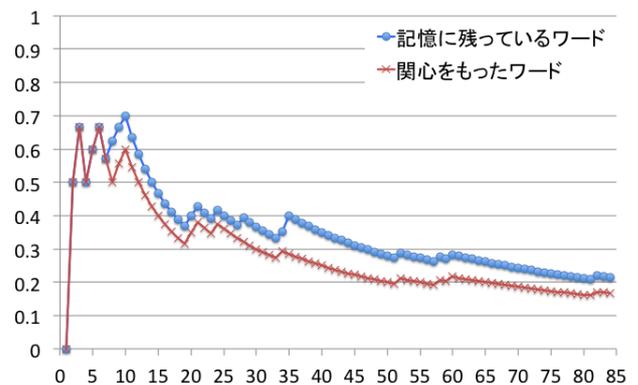


図 3 適合率変化の例

提案手法の関心度  $I(keyphrase)$  を算出する。

- 【手順 2】各特徴語の  $tf \cdot idf$  値と関心度  $I(keyphrase)$  を掛け合わせた  $w_i$  の順に並べる。
- 【手順 3】 $w_i$  が値をもつ語のみ各被験者の正解データと比較し、 $w_i$  の上位から順に取り出した場合の適合率を算出し、その変化をみる。

本提案手法により抽出した特徴語を  $w_i$  順に並べた被験者 B の結果を表 2 に示す。また、前節で述べた評価方法によって算出した被験者 B の特徴語の抽出数毎の適合率の変化を図 3 に示す。

表 2 に示す通り、被験者 B については、関心があると答えた特徴語をある程度正しく抽出していることがわかった。図 3 から、上位 10 語程度までは適合率の減少が押さえられている。これらより、被験者 B の場合、抽出された特徴語上位 10 語程度について興味プロファイルとして利用でき、本手法が有効に働く傾向がみられた。

#### 4.4 考察

3人のうち被験者Bについては、上位10件程度までは適合率が減少せず、ユーザの関心があった特徴語を正しく抽出できていたが、残り2人の被験者では、ユーザが正解とした特徴語が抽出できなかった。

原因としては以下のようなものが考えられる。まず、本実験では、形態素解析をおこなって抽出されたすべての名詞に対して本手法を適用したため、店舗の名称や料理名など、複数語で意味をもつ単語が抽出されていないという問題があった。また、言葉の表記のゆれを考慮していないため、同じ意味だが表記が異なる単語(スカイツリーとSKYTREEなど)を別々に扱ってしまっている。そのため、表2の“程”というような、ユーザが意図していない語を抽出している。

また、実験に用いたwebページが少ないという問題もある。約10分間の映像で10個程度のキーワードで検索を行い、コンテンツの種類をtab1種類としたため、ユーザの関心が顕著に現れるほど十分なwebページ数が得られなかった。閲覧時間とメタデータに記載のキーワードの個数、対象とするwebページの種類を増やして再度実験を行う必要がある。

被験者3名のうち十分な精度が得られなかった2名は、それぞれ以下のような傾向があった。まず、番組を視聴したことによって生まれた関心を、サブスクリーン上でのwebページの閲覧やブックマーク行為に反映していないという状況があった。その結果、被験者Aの正解データには一度も閲覧していないページから抽出された特徴語に関心があったとしていたケースがあった。また、被験者Cではwebページを閲覧しただけで十分関心があり、ブックマークを行わないために、ユーザの関心を十分にシステム側に反映しきれていなかった。ユーザ毎にwebページに対する反応の意味や重要性が異なるため、メンバシップ関数をユーザ毎に最適化して上記の問題を解決できるか更なる検証が必要である。

#### 5. おわりに

本研究では、ユーザの様々なメディア接触から生まれる“したいこと”へと導く情報提示を実現するため、近年テレビの視聴スタイルとして確立しつつあるマルチスクリーン連携視聴におけるユーザの興味プロファイルの作成手法を提案した。そして、上記手法を実装し、3人の被験者にマルチスクリーン連携視聴を行ってもらい、アンケートによる正解と比較して検証した。

今後の課題としては以下を考えている。まず、特徴語抽出器や実験に用いる番組数を増やすなど実験環境を整備した上で、被験者数を増やして検証を行うとともに、用いるメンバシップ関数のユーザごとの最適化手法について検討を行う必要がある。今回ファジィ推定に用いたメンバシッ

プ関数は3人とも同様のものを用いた。ユーザ毎にwebページに対する反応のもつ意味が異なるため、ユーザ毎にメンバシップ関数を学習させる仕組みを検討する必要がある。その上で既存手法との比較検証を行い、提案手法を改善していく。

#### 参考文献

- [1] H. S. Roland, “Retail advertising and selling”, McGraw-Hill, 1924.
- [2] 土方, “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”, 人工知能学会論文誌, Vol. 19, No. 3, pp. 365–372, 2004.
- [3] 井川 ほか, “テレビ番組の視聴履歴と電子番組表を用いた番組推薦システムの構築と評価”, 第24回人工知能学会全国大会論文集, No. 3C4-3, 2010.
- [4] Pazzani et. al., “Learning and Revising User Profiles: the Identification of Interesting Web Sites”, *Machine Learning*, Vol. 27, No. 3, pp. 313–331, 1997.
- [5] Morita et. al. “Information Filtering Based on User Behavior Analysis and Best Match Text Retrieval”, in *Proc. of the 17th Annual International ACM-SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pp. 272–281, 2004.
- [6] Joachims et. al., “WebWatcher: A tour guide for the World Wide Web”, in *Proc. of 15th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 770–777, 1997.
- [7] Chen et. al., “WebMate: A Personal Agent for Browsing and Searching”, in *Proc. of the 2nd International Conference on Autonomous Agent*, pp. 132–139, 1998.
- [8] 橋高 ほか, “パーソナライズ情報提供方式の提案と評価”, 情報処理学会論文誌, Vol. 40, No. 1, 175–187, 1999.
- [9] 土方 ほか, “マウス挙動に基づくテキスト部分抽出方式と抽出キーワードの有効性に関する検証”, 情報処理学会論文誌, Vol. 43, No. 2, pp. 566–576, 2002.
- [10] 大野 ほか, “IMPACT: 視線情報の再利用に基づくブラウジング支援法”, in *Proc. of WISS'2000*, pp. 137–146, 2000.
- [11] 瀬古 ほか, “Infoskin: 非目的志向な情報検索インタフェース”, *インタラクション 2012*, pp. 899–904, 2012.
- [12] “メディア定点調査 2011”, <http://www.media-kankyo.jp/news/media/20110615.1590.html>, 博報堂 DY メディアパートナーズ メディア環境研究所, 2011, 2012/06/05 アクセス.
- [13] “全国スマートフォンユーザ 1000 人調査 第 2 回分析結果”, <http://www.hakuhodody-holdings.co.jp/news/20120910/HDYnews120910.pdf> 2012/12/03 アクセス.
- [14] 加藤, “Hybridcast<sup>TM</sup> を目指して ~ 技研における放送通信連携の取り組み ~”, *NHK 技研 R&D*, No. 123, pp. 53–60, 2010.

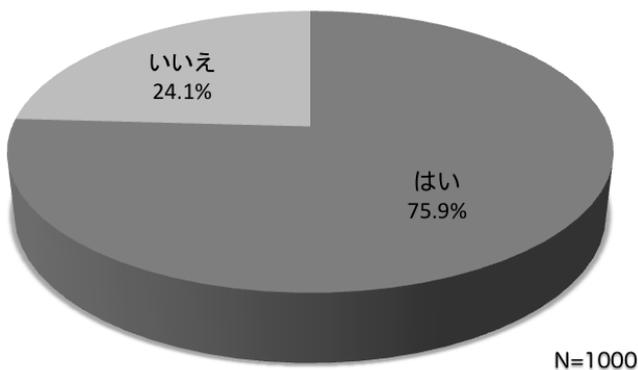
## 付 録

### A.1 マルチスクリーン連携視聴

近年、インターネット接続によるメディア接触の時間が増加している。しかし、それでも2011年の平均テレビ視聴時間はメディア接触時間全体の46.1%と大きな割合を占めている [12].

また、近年スマートフォンやタブレット PC に代表されるスマートデバイスの普及が著しい。可搬性に優れ、ジェ

番組の内容について  
スマートフォンで検索したことがある



あなたはテレビ番組で見聞きしたことについて  
スマートフォンで以下のようなことをされていますか？

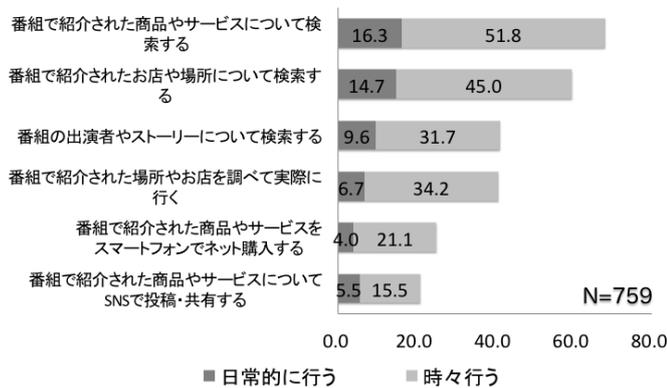


図 A-1 番組視聴時のスマートフォンを用いた検索行為 [13].

スチャ入力や音声入力の技術の発達により、いつでもどこでも必要な情報を検索して取得することが可能になった。博報堂 DY グループ・スマートデバイス・ビジネスセンタの調査では、スマートフォンユーザ 1000 人のうち 75.9% のユーザは番組で紹介された商品やお店などの情報について、その時もしくはその後にスマートフォンで関連情報を検索したことがあるというユーザも 40% を超えている (図 A-1)[13]。このような調査から、番組視聴がきっかけで興味をもった内容について、スマートデバイスを利用してその場で関連情報を検索するという視聴スタイルが存在することが伺える。

一方、上記のような視聴スタイルに対するアプローチとして、マルチスクリーン連携視聴を促すサービスも登場しつつある。例えば、NHK 放送技術研究所の Hybridcast<sup>TM</sup>[14] では、タブレット PC やスマートフォンに番組と同期した関連情報を提供する仕組みを提案している。イギリスではテレビ番組に連動して関連する情報を提示する zeebox<sup>\*7</sup> というスマートデバイス用アプリケーションがある。番組から抽出された zeetag と呼ばれるキーワードを選択するだけで、ユーザは関連情報を閲覧することができる。

また、次世代標準 web 技術 HTML5<sup>\*8</sup> を利用したマルチコンテンツ配信サービスが登場している。その一例として国内では、日本テレビ放送網株式会社が HTML5 とソーシャルメディアサービス Facebook を利用した JoinTV<sup>\*9</sup> というサービスを開始している。放送サーバと Facebook サーバを連携させ、デバイスフリーな番組連動情報の提示や連動アプリケーションの提供を行っている。

このような背景から、今後テレビとスマートデバイスの連携によるマルチコンテンツの連携視聴が普及していく可能性がある。

\*7 <http://zeebox.com/tv/home>

\*8 <http://www.w3.org/TR/html5/>

\*9 <https://www.jointv.jp/>