

テレビ視聴行動からの個人的嗜好獲得

山本 誠[†] 新田 直子[†] 馬場口 登[†]

[†] 大阪大学大学院工学研究科 〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1

E-mail: †{m-yamamoto,naoko,babaguchi}@nanase.comm.eng.osaka-u.ac.jp

あらまし ユーザの好みにあった情報を提供する個人適応型サービスの重要性が増大している。このサービスを実現するためには、ユーザの興味や嗜好といった個人的嗜好が必要となる。我々は、ユーザのテレビ視聴時の行動を撮影した映像から、個人的嗜好に関する情報を自動的に獲得するシステムの構築を目指している。提案システムではまず、撮影映像からユーザの顔の変化のパターンを学習した隠れマルコフモデルを用いて、ユーザが興味を持ってテレビを視聴した区間の抽出、及びその区間においてユーザの行動が示す興味度の推定を行う。更に、興味度と視聴した番組のメタデータを関連付けることにより、ユーザの嗜好を記述したプロフィールを作成・更新する。バラエティ番組を対象とした実験では、抽出した区間に対して適合率 72.8%、再現率 59.1% で興味度が推定でき、各被験者の実際の嗜好に応じたプロフィールが作成できた。

キーワード 個人適応型サービス, 個人的嗜好, テレビ視聴行動, プロフィール

Personal Preference Acquisition from TV Viewer's Behaviors

Makoto YAMAMOTO[†], Naoko NITTA[†], and Noboru BABAGUCHI[†]

[†] Graduate School of Engineering, Osaka University, Yamadaoka 2-1, Suita, 565-0871 Japan

E-mail: †{m-yamamoto,naoko,babaguchi}@nanase.comm.eng.osaka-u.ac.jp

Abstract The demand for information services considering personal preferences is increasing. In this report, we propose a system for automatically acquiring personal preferences from TV viewer's behaviors. Our system firstly extracts intervals of interest and estimates the interest degrees for each extracted interval based on the temporal patterns in facial changes by Hidden Markov Models. Then, the viewer profile is created by associating the interest degrees with content information described in the metadata of the watched program. Experimental results show that the proposed system is able to correctly estimate interest degrees for extracted intervals with a precision rate of 72.8% and a recall rate of 59.1%, and that the created viewer profile is comparable to the actual preference of each viewer.

Key words Personalized Services, Personal Preferences, TV Viewer's Behaviors, User Profiles

1. はじめに

インターネットの発達やテレビ放送の多チャンネル化などにより、ユーザの獲得可能な情報が莫大な量になっている。そのため、すべてのユーザに同じ情報を提供するのではなく、ユーザの好みに合った情報を提供する個人適応型サービスが重要になりつつある。個人適応型サービスを実現するためには、ユーザの興味、嗜好といった個人的嗜好に関する情報が必要となり、その情報を自動的に獲得する手段の開発が切望されている。

ユーザの行動観測により自動的に個人的嗜好を獲得するための既存手法では、主にウェブやテレビの閲覧・視聴行動などが利用されている。ユーザのウェブ閲覧行動を利用した研究として、三浦ら [1] はアクセス回数及び閲覧時間に基づき、ウェブ

ページに含まれるキーワードに対する嗜好度を推定する手法を提案した。この手法では、ウェブが主にテキスト情報で構成されているため、詳細な嗜好の獲得が比較的容易に実現される。しかし、ウェブの閲覧は一般にキーワードやカテゴリに基づいた検索など、目的が明確である意識的な行動が主であるため、獲得される嗜好はユーザが自覚しているものがほとんどとなる。

一方、ユーザのテレビ視聴行動を利用したものとして、隆ら [2] はユーザの番組選択行動を、黒木ら [3] は各番組の視聴時間 [3] を観察することにより、番組の内容を表すキーワードに対する嗜好度の推定を試みた。テレビ視聴時にはウェブ閲覧時に比べ、一方的に配信される番組に対する視聴・非視聴の選択といった受動的な行動が頻繁に見られるため、偶然視聴した初見の番組に興味を示すなど、未知の嗜好の獲得まで可能となる。

しかし、番組単位で嗜好を獲得するため、すべての出演者に対して同じ嗜好度が設定される。また、視聴時間を考慮する場合、嗜好獲得に必要な時間が長くなるといった問題がある。これに対し、益満ら[4]は番組の視聴・スキップといった視聴・非視聴の選択に着目し、ユーザが過去に視聴した番組の部分映像との類似度に基づき対象となる部分映像への関心度を設定することによる、ユーザの嗜好を反映した映像要約を実現した。このように、番組に対するユーザの関心度は一定ではなく、部分映像ごとに変化すると考えられる。よって、部分映像ごとの視聴行動を観測し、各出演者に対する視聴頻度に応じて嗜好度を設定することにより、比較的短時間でより詳細な嗜好獲得が期待される。ただし、視聴した部分映像に対して必ずしも興味があるとは限らないため、視聴履歴のみを用いた嗜好獲得方法では誤った嗜好が獲得される可能性がある。

この問題に対処するため、笑いや驚きなどの感性的行動においてユーザの視聴内容に対する興味度の違いが表れることに着目した方法が提案されている[5]~[8]。宮原ら[5]はユーザの感性的行動を観測することにより、正の評価(肯定)、無関心、負の評価(否定)の3段階に設定した映像視聴時のユーザの興味度を推定している。しかし、実際にはユーザが正または負の興味を示した場合において、その興味度には大小関係が存在する。そこで我々は段階的な興味度を推定した上で、各行動時にユーザが視聴していた番組のメタデータから個人的嗜好に関する情報を自動的に獲得するシステムを提案する[6][7][8]。部分映像に対する段階的な興味度の設定により、ユーザの嗜好をより正確に獲得可能となる。また、番組のシーン構造、及び各シーンの内容がテキスト形式で記述されたメタデータの利用により、各行動時に視聴された部分映像の内容のみに基づいた嗜好獲得が可能となる。

2. 嗜好獲得システム

提案システムは、ユーザが興味を持った際に顔に特徴的な変化が表れるという仮定のもと、テレビ視聴時のユーザの顔を観測する。顔の表情は連続的に変化するため、まず同じ興味度を示す行動が観測される区間を決定する必要がある。そこで、ユーザが同じ度合いの興味でテレビを視聴した興味区間を抽出した後、各興味区間においてユーザの行動が示す興味度を推定する。

図1に提案システムの構成を示す。なお、本研究では、ユーザの視聴する番組は、予めMPEG-7などの形式により内容に関するメタデータが付与された形でテレビへ配信されているものとする。

システムを構成するモジュールは以下の通りである。

- (1) **視聴環境の撮影**: カメラによりテレビ視聴時のユーザを撮影する。
- (2) **人物同定**: テレビ視聴時には複数の人物が存在し得るため、ユーザの顔のパターンを学習した固有顔を用いて、嗜好を獲得するユーザを同定する。人物同定は本稿で述べる内容の対象外であり、詳細は文献[6]を参照されたい。
- (3) **興味区間抽出**: ユーザが同じ度合いで興味を持ってテレ

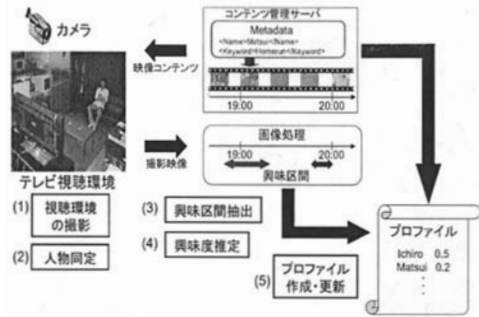


図1 提案システムの構成

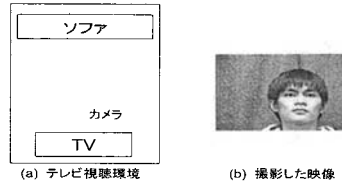


図2 実験環境

ビを視聴した興味区間を抽出する。ユーザの顔の変化を表すと考えられる特徴量の時系列パターンを学習した隠れマルコフモデル(HMM)に基づき、興味区間を抽出する[7][8]。

- (4) **興味度推定**: 段階的に設定した各興味度を示すユーザの顔の変化を学習したHMMを利用し、各興味区間における興味度を推定する。
- (5) **プロフィール作成・更新**: 興味度と興味区間に相当するシーンのメタデータを関連付けすることにより、プロフィールを作成・更新する。

図2(a)に試作のテレビ視聴環境を示す。テレビの前にカメラを設置し、ソファに座ってテレビを視聴しているユーザの顔をアップで撮影する。図2(b)にカメラによって撮影した映像の例を示す。撮影映像のフレームレートは10fpsである。

3. 個人的嗜好獲得

本章では、提案システムの主要モジュールである、興味区間抽出、興味度推定、及びプロフィール作成・更新について述べる。

3.1 興味区間抽出

同じ興味度を示す感性的行動において、ユーザの顔が特徴的な変化を見せると仮定し、顔から得られる特徴量に注目することにより興味区間を抽出する。興味区間抽出の過程は、(1)撮影した映像から顔の変形の検出、(2)顔の変形と興味の有無の対応付け、の2段階に分かれる。少数の学習用データで十分な抽出精度を得ることが望まれるため、第1段階において、少ない次元で顔の変化を十分に表す顔特徴点間の距離を特徴量として抽出する。図3に示すような特徴量($F_1 \sim F_5$)を、撮影映像に対してテンプレートマッチングを用いて抽出した特徴点($Q_1 \sim Q_6$)から計算する。各フレームにおけるこれらの特徴量

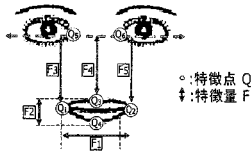


図 3 顔の特徴量

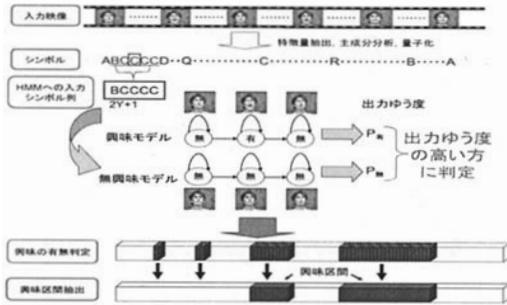


図 4 興味区間抽出の流れ

を主成分分析と量子化によりシンボルへと変換する [7] [8]. このシンボルを用いて興味の有無への対応付けを行う。表情の変化は、時系列パターンを持っていると考えられるため、第 2 段階において、時系列データに適応可能な HMM を用いる。時間軸方向の伸縮に強い点が HMM の利点として挙げられる。

図 4 に興味区間抽出の流れを示す。まず、ユーザが興味を持ってテレビを視聴したときとそうでないときのそれぞれのシンボル列パターンを学習するため、ユーザごとに興味モデルと無興味モデルの 2 種類の HMM を用意する。ここでは、興味区間の中で、ユーザの状態が興味なし、あり、なしの順で入れ替わると考え、各状態を HMM の状態に対応させるため、HMM の状態数を 3 とする。また、特徴量が時間とともに連続的に特性を変えていく信号を容易にモデル化する特性を備えている left-to-right HMM を用いる。それぞれの学習用シンボル列で各 HMM のパラメータを Baum-Welch アルゴリズムにより学習する [9]。

判定処理では、撮影映像の各フレームにおいて、前後各 Y 枚から成る計 $2Y + 1$ 枚分のフレーム列から得られるシンボル列を入力とする。このシンボル列を学習された 2 種類の HMM に入力し、各 HMM における出力ゆう度を forward アルゴリズムにより求める [9]。興味モデルにおけるゆう度が無興味モデルにおけるゆう度より高い場合はフレーム列の中央のフレームを興味あり、そうでなければ興味なしと判定する。興味ありと判定されたフレームが T 枚以上連続する場合、その区間を興味区間と決定する。

3.2 興味度推定

各興味区間において観測される感性的行動が示す興味度は一定であるという仮定に基づき、抽出された各興味区間において興味度を推定する。興味度を $\beta_1 \sim \beta_E$ の E 段階に設定し、

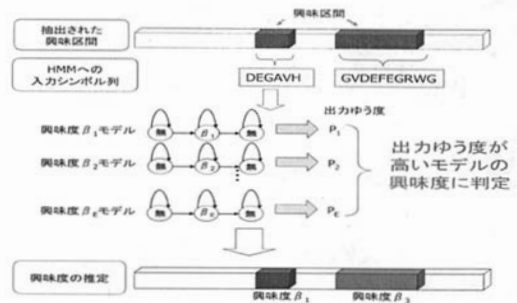


図 5 興味度推定の流れ

HMM を用いて興味度を推定する。

図 5 に興味度推定の流れを示す。まず、興味度ごとのシンボル列のパターンを学習するため、ユーザごとに興味度 β_i ($i = 1 \dots E$) に対応する E 種類の HMM を用意する。ここでは、興味区間において、ユーザの状態が興味なし、あり (興味度 β_i)、なしの順で入れ替わると考え、興味区間抽出と同様の HMM を用いる。判定処理では、抽出された興味区間のシンボル列を各モデルに対して入力する。各モデルにおけるゆう度を求め、ゆう度が高い方のモデルの興味度を該当区間の興味度として採用する。

3.3 プロファイルの作成・更新

推定された興味度を、抽出された興味区間を含むシーンのメタデータと関連付けることにより、映像の内容を表すキーワード (Key_i) とそのキーワードに対する選好度 (Ω_i) を記述したプロファイル $\langle Key_i, \Omega_i \rangle$, ($i = 1 \dots N$) の作成・更新を行う。ただし、 N はプロファイルに記述されるキーワードの数である。ここで、シーンとは登場人物と場所の変化がなく、時間的に連続した映像におけるアクションまたは会話の一区切りとして定義される。図 6 にバラエティ番組を構成するシーンの例を示す。人物紹介や議論などのシーンの集合がトークやゲームなどを構成し、トークやゲームなどがバラエティ番組を構成する。本研究では、番組のメタデータには図 7 のようにシーンごとに、開始フレーム番号、シーンのフレーム数、及び登場人物の名前が記述されているものとし、各登場人物をキーワードとした選好度を推定する。ただし、特にシーン内において会話している登場人物は主要人物、会話していない登場人物は非主要人物として記述されており、各シーンを視聴した際、主要人物と非主要人物に対する重要度は異なるものとする。また、ユーザの顔に変化が現れるのは興味をひくものを視聴した直後であると考え、プロフィール作成・更新には興味区間の開始フレームを含むシーンのメタデータを用いる。

テレビ番組は一週間周期のサイクルがあると考えられるため、最近の一週間に視聴した番組における各登場人物に対する重みを推定し、前週に推定した選好度との統合により毎週プロフィールを更新する。

まず、最近の一週間に視聴した番組における登場人物 i に対する重み ω_i を次のように計算する。

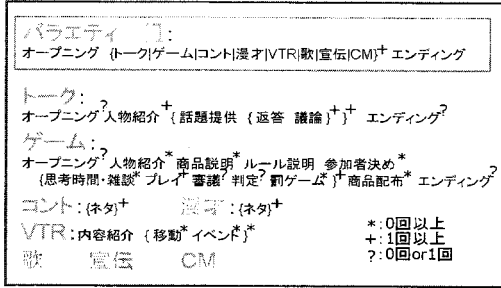


図 6 バラエティ番組におけるシーンの構成

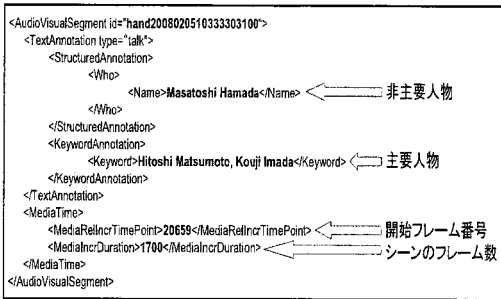


図 7 メタデータの例

$$\omega_i = \sum_{k=1}^E \beta_k \cdot num_{k,i}^{main} + \alpha \sum_{k=1}^E \beta_k \cdot num_{k,i}^{sub} \quad (1)$$

ここで、 α は主要人物と非主要人物に対する重要度の差を示す重み係数である。また、 $num_{k,i}^{main}$ と $num_{k,i}^{sub}$ はそれぞれ興味度 β_k のすべての区間において、登場人物 i が主要人物、または非主要人物として登場した回数である。各登場人物に対する重みは、すべての登場人物に対する重みの和が 1 になるよう正規化する。

次に、次式により第 j 週のプロファイルの選好度を更新する。

$$\Omega_i^{(j)} = \gamma \cdot \Omega_i^{(j-1)} + (1 - \gamma) \cdot \omega_i \quad (j \neq 1) \quad (2)$$

ここで、 γ は前週に推定した選好度に対する重み係数である。また、 $\Omega_i^{(j)}$ は登場人物 i の j 週目時点での選好度であり、 $\Omega_i^{(1)} = \omega_i$ である。なお、重み推定時において、前週までに登場していない人物 r が新たに登場した場合、 $\Omega_r^{(j-1)}$ の値を 0 として追加する。ただし、ユーザがテレビ番組を多く見ると必然的に登場人物の数が増え、各登場人物に対する選好度は次第に小さくなる。そこでこれを防ぐため、登場人物が Z 名以上となった際は、選好度が高い Z 名の登場人物に対する選好度の和が 1 になるよう正規化し、他の登場人物はプロファイルから削除する。

4. 実験と評価

実験に用いる視聴映像は、被験者が興味を持つ区間が頻繁に現れると考えられるバラエティ番組に限定した。被験者は 20 代男性の 3 名 (V_1, V_2, V_3) で、コメディやトークなどの 5 種類

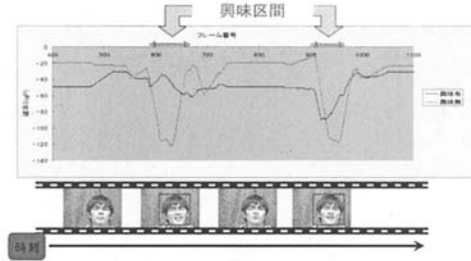


図 8 興味区間抽出結果例

表 1 興味区間抽出の結果

被験者	適合率 (%)	再現率 (%)
V_1	90.6(77/85)	90.6(77/85)
V_2	81.7(85/104)	75.9(85/112)
V_3	87.1(88/101)	79.3(88/111)
合計	86.2(250/290)	81.2(250/308)

の番組からなる合計約 5 時間の番組を 1 人で視聴した後、興味区間と各区間における興味度を提示してもらった。各ユーザに対し、興味区間抽出、興味度推定、プロファイルの作成を行った。更に、被験者 V_1 に対しては、追加で 3 週間毎週約 2 時間分の番組を視聴する様子を観測し、プロファイルの更新を行った。実験で用いたパラメータは、それぞれ $Y = 24, T = 5, Z = 35, \gamma = 0.5$ である。HMM の状態遷移確率、シンボル出力確率の初期パラメータ値はそれぞれ、全体の確率 1 を遷移可能な状態数、全シンボル数で等分した値を採用した。

評価に用いる再現率、適合率の定義は以下の通りである。

$$\text{適合率} = \frac{\text{正解区間数}}{\text{抽出区間数}}, \quad \text{再現率} = \frac{\text{正解区間数}}{\text{正解対象数}}$$

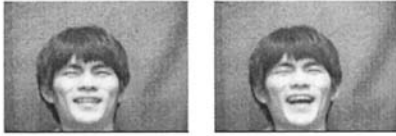
ただし、抽出区間数は興味区間または各興味度を持つ区間として抽出された区間数、正解区間数は抽出区間のうち正しく抽出された区間数、正解対象数は正解となる実際の区間数である。

4.1 興味区間抽出実験

被験者の提示した興味区間からランダムに 30 箇所選択し、興味モデルの学習データとして用いた。また、それ以外の区間から 10 秒分 (100 フレーム) を 30 箇所選択し、無興味モデルの学習データとして用いた。これらの学習データを除いた撮影映像に対して興味区間抽出を行った結果を図 8、表 1 に示す。

視聴者は面白いシーンにおいて断続的に笑うなど、興味区間全体において常に顔に変化を示すとは限らない。そこで、実際の興味区間の一部を含み、無興味区間が合計 5 秒以内である抽出区間を正解とする。ただし、抽出区間内に実際の興味区間が 2 つ以上存在する場合、実際の興味区間同士の間隔が 5 秒以内であり、かつ、その間隔を除いた無興味区間の合計が 5 秒以内であるものを正解とする。

被験者が視聴した番組の性質により、ほとんどの興味区間における顔の変化は笑いによるものであった。興味区間においてクスっとした笑いや大笑いなど笑いの度合いは異なり、興味区間の長さも最大約 22 秒、最小約 1 秒と様々であったが、ロバストな興味区間抽出が可能となった。



(a)Shallow区間における顔の変化の例 (b)Deep区間における顔の変化の例
図9 各興味度における顔の変化の例

4.2 興味度推定実験

興味度推定手法の有効性を検証するため、まず実際の興味区間に対して興味度の推定を行った。なお、 $E = 2$ として興味度ごとに異なる顔の変化が観測されるかを検証した。以下では、興味度 β_1, β_2 の区間をそれぞれ Shallow 区間、Deep 区間と呼ぶ。ランダムに選択した15箇所の Shallow 区間、Deep 区間を学習データ、残りの興味区間をテストデータとして興味度の推定を行った。同様に、抽出した興味区間に対しても興味度の推定を行った。図9(a), (b)にそれぞれ Shallow 区間、Deep 区間における顔の変化の例を、表2、表3に実際の興味区間、及び抽出した興味区間における興味度推定の結果を示す。

図9のように、すべての被験者において、Shallow 区間では口をあまり開いていないのに対し、Deep 区間では口を大きく開けるような変化が多く見られた。表2、3より、実際の興味区間と正しく抽出できた区間には時間的にわずかなずれがあるものの、そのずれが興味度推定の結果に影響を与えないことがわかる。また、興味度推定は Shallow 区間における適合率、及び Deep 区間における再現率は比較的良好な結果が得られたが、Shallow 区間における再現率、及び Deep 区間における適合率が比較的低くなっている。これは、Shallow 区間において、顔の変化が大きき場合、Deep 区間と誤推定され、顔の変化がほとんどない場合、無興味区間として誤抽出されたことが原因である。このように被験者が提示する2段階の興味度の間には明確な境界が存在しないため興味度が誤推定されることがあるものの、2段階の興味度を設定した場合において興味度ごとに異なる顔の変化が観測できたといえる。

既に述べたように、バラエティ番組に対する被験者の顔の変化はクスツとした笑いや大笑いなど、程度の違いはあるものの笑いによるものであった。よって今後は、他の表情が現れると考えられるバラエティ以外のジャンルのテレビ番組を用いた実験による汎用性の評価が必要である。

4.3 プロファイル作成実験

プロファイル作成手法の有効性を検証するため、実際の興味区間に対してプロファイル $\langle Key_{i_1}, \Omega_i^{(1)} \rangle$ を作成した。主要人物と非主要人物に対する興味度の差を考慮する効果を検証するため、式(1)において、 $\alpha = 0.5$ または 1 、また、感性的行動の観測により興味度の差を考慮する効果を検証するため、式(1)において、 $\beta_1 = 1, \beta_2 = 1$ または 2 としてプロファイルを作成した。作成したプロファイルにおける各人物に対する選好度 $q = (\Omega_1^{(1)} \dots \Omega_N^{(1)})$ を、被験者が提示した実際のプロファイルにおける各人物に対する選好度 $u = (U_1 \dots U_N)$ との一致度 S を用いて評価する。ただし、 $\sum_i U_i = 1$ である。また、一

表2 実際の興味区間に対する興味度推定の結果

被験者	興味区間	抽出区間		適合率 (%)	再現率 (%)
		正解	誤推定		
V ₁	S	27	5	84.4(27/32)	69.2(27/39)
	D	41	12	77.4(41/53)	89.1(41/46)
	S, D	68	17	80.0(68/85)	80.0(68/85)
V ₂	S	52	7	88.1(52/59)	76.5(52/68)
	D	37	16	69.8(37/53)	84.1(37/44)
	S, D	89	23	79.5(89/112)	79.5(89/112)
V ₃	S	45	11	80.4(45/56)	73.8(45/61)
	D	39	16	70.1(39/55)	78.0(39/50)
	S, D	84	27	75.7(84/111)	75.7(84/111)
合計	S, D	241	68	78.2(241/308)	78.2(241/308)

表3 抽出した興味区間に対する興味度推定の結果

被験者	興味区間	抽出区間			適合率 (%)	再現率 (%)
		正解	誤推定	未抽出		
V ₁	S	21	6	6	77.8(21/27)	53.8(21/39)
	D	38	12	2	76.0(38/50)	82.6(38/46)
	S, D	59	18	8	76.6(59/77)	69.4(59/85)
V ₂	S	30	7	22	81.1(30/37)	44.1(30/68)
	D	32	16	5	66.7(32/48)	72.7(32/44)
	S, D	62	23	27	72.9(62/85)	55.4(62/112)
V ₃	S	26	11	19	70.3(26/37)	42.6(26/61)
	D	35	16	4	68.6(35/51)	70.0(35/50)
	S, D	61	27	23	69.3(61/88)	55.0(61/111)
合計	S, D	182	68	58	72.8(182/250)	59.1(182/308)

致度 S は次式により計算される。

$$S = \frac{u \cdot q}{\|u\| \|q\|} = \cos\theta \quad (3)$$

表4に一致度と、視聴した番組における登場人物に対する選好度が示された q と u の各要素の差の平均を示す。いずれの被験者においても、 $\alpha = 1$ より $\alpha = 0.5$ のときの方が、一致度、選好度の差共に良い結果が得られた。また、 $\beta_2 = 1$ より $\beta_2 = 2$ のときの方が、被験者 V_1 に対して選好度の差の平均がわずかに悪化したものの、おおむね良い結果が得られた。これらの結果より、ユーザの感性的行動が示す興味度の差に加え、メタデータに記述された情報に対する重要度の差を考慮することにより、選好度が詳細に推定されることが分かる。

表5に作成したプロファイルの例を示す。番組単位ではなくシーン単位でユーザの行動を観測し、各行動が示す興味度と各シーンのメタデータを関連付けることにより、5時間という短時間の視聴で、35名の登場人物から成るプロファイルをユーザの実際の選好を十分に反映した形で作成できたといえる。しかし、

- 好きな人物に対して、その登場回数が少ない場合は選好度が低く推定される(例: 登場人物 C_5)。
- 特に好きではない人物に対して、その人物が興味区間において好きな人物と会話していた場合は選好度が高く推定される(例: 登場人物 C_6)。

といった問題が見られた。前者の問題は、式(1)のように選

表 4 プロファイル作成の評価

被験者	V_1	V_2	V_3
$S (\alpha = 0.5, \beta_2 = 2)$	0.841	0.722	0.762
$S (\alpha = 1, \beta_2 = 2)$	0.822	0.711	0.747
$S (\alpha = 0.5, \beta_2 = 1)$	0.839	0.714	0.755
差の平均 ($\alpha = 0.5, \beta_2 = 2$)	0.0197	0.0215	0.0236
差の平均 ($\alpha = 1, \beta_2 = 2$)	0.0238	0.0255	0.0282
差の平均 ($\alpha = 0.5, \beta_2 = 1$)	0.0195	0.0224	0.0251

表 5 プロファイルの例 (被験者 $V_1, \alpha = 0.5, \beta_1 = 1, \beta_2 = 2$)

登場人物	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	...
g	0.085	0.003	0.044	0.112	0.085	0.052	...
u	0.1	0	0.05	0.1	0.15	0	...

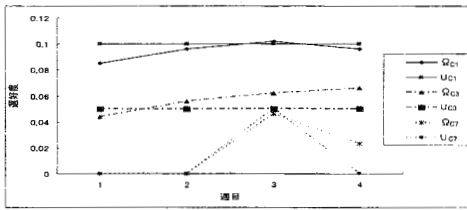


図 10 登場人物に対する選好度の推移

表 6 プロファイル更新の評価

週目	1	2	3	4
S	0.841	0.809	0.798	0.765

好度が興味区間の数に基づくため生じるが、登場回数が少ない人物に対しても実際の選好度は高いという場合も十分考えられる。そのため、登場回数は少なくても興味を示した人物に対する選好度は高くなるよう、人物の登場回数も考慮に入れた選好度の推定方法の検討が必要である。なお、この場合、及び上述の後者の問題では、特に好きではない登場人物に対する選好度が誤って高く推定されることがあるが、その後該当人物が登場しない場合は、選好度は次第に低下していくと考えられ、また、番組推薦などの個人的適応型サービスが実現された場合には、その人物が出演する番組に対する視聴行動によりユーザからのフィードバックを得る、といった対処方法も考えられる。

4.4 プロファイル更新実験

被験者 V_1 について、4週に渡りプロファイル $\langle KeY_i, \Omega_i^{(j)} \rangle$, ($j = 1, \dots, 4$) の更新を行い、遷移の様子を調べた。また、被験者には毎週それまでに視聴した番組における登場人物に対するプロファイルを作成させた。登場人物 C_1, C_3, C_7 に対する選好度 $\Omega_i^{(j)}$, ($i \in C_1, C_3, C_7$) とともに図 10 に示し、実際のプロファイルと作成・更新したプロファイルの一致度の遷移を表 6 に示す。ここでは、 $\alpha = 0.5, \beta_1 = 1, \beta_2 = 2$ とした。

図 10 に示すように被験者は、3週目に視聴した番組により初めて知った人物 C_7 に興味を示した。実際にユーザが興味を示したと同時に、選好度も高く推定され、未知の選好が獲得されたといえる。4週目には C_7 に対する実際の選好度が低下したが、 C_7 が出演する番組を視聴しなかったため、推定した選好度も低下している。一方、表 6 に示すように、週が経つにつれて一致度は少しずつ低下している。これは 1週目に視聴した番組に登場した好きな人物がそれ以降の週では視聴した番組に登

場せず、推定した選好度と実際の選好度の差が大きくなったためである。このように、更新により各人物に対する選好の移り変わりの追従は可能であったものの、各人物に対する視聴態度にしたがって誤差が蓄積されるという問題も見られた。よって、ユーザの興味の移り変わりの速度を考慮した γ の設定などにより、選好度の変化を抑え、誤差の蓄積を防ぐことが必要と考えられる。また、長期間に渡る更新により得られたプロファイルはユーザの選好を正確に反映し得ると思われる。今回は γ を一定にしてプロファイルを更新したが、プロファイルの更新期間の長さによって適切な γ の値は変化することが推察される。そのため、更新の方法においても更なる検討が必要である。

5. おわりに

本稿では、個人適応型サービスを実現するために必要となる個人の興味や嗜好といった個人的選好に関する情報を、ユーザのテレビ視聴時の行動を撮影した映像から自動的に獲得するシステムを構築するため、主要技術である興味区間抽出、興味度推定、及びプロファイル作成・更新手法について述べた。被験者 3 名に対して行った実験の結果、適合率 72.8%、再現率 59.1% で抽出した興味区間における 2 段階の興味度の推定が可能となった。選好獲得において、番組単位ではなくシーン単位でユーザの行動を観測し、ユーザの感性的行動が示す興味度と視聴したシーンのメタデータを関連付けることにより詳細な選好が効率よく獲得できた。今後の課題として、バラエティ番組以外の様々なジャンルへの適用が挙げられる。また、プロファイルの作成・更新方法のさらなる検討も必要である。なお、本研究の一部は、総務省 SCOPE の補助による。

文 献

- [1] 三浦信幸, 高橋克巳, 島健一, “個人適応型 WWW におけるユーザモデル構築法”, 情処学論, vol.39, no.5, pp.1523-1535, May, 1998.
- [2] 隆朋也, 渡辺尚, 樽口秀昭, “履歴情報を用いた TV 番組選択支援エージェント”, 情処学論, vol.42, no.12, pp.3130-3143, Dec. 2001.
- [3] 黒木修隆, 廣瀬裕二, 鈴木達也, 片岡亮照, 沼昌宏, 山本啓輔, “テレビ視聴者の選局行動に基づく番組嗜好度の推定”, 映情学誌, vol.60, no.3, pp.454-457, Mar. 2006.
- [4] 益満健, 越後富夫, “映像重要度を用いたパーソナライズ要約映像作成手法”, 信学論 (D), vol.J84-D-II, no.8, pp.1848-1855, Aug. 2001.
- [5] M. Miyahara, M. Aoki, T. Takiguchi, and Y. Ariki, “Tagging Video Contents with Positive/Negative Interest Based on User’s Facial Expression,” *Proc. International Multimedia Modeling Conference*, pp.210-219, Jan. 2008.
- [6] H. Tanimoto, N. Nitta, and N. Babaguchi, “TV Viewing Interval Estimation for Personal Preference Acquisition,” *Proc. IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, pp.889-892, Jul. 2006.
- [7] M. Yamamoto, N. Nitta, and N. Babaguchi, “Estimating Intervals of Interest During TV Viewing for Automatic Personal Preference Acquisition,” *Proc. IEEE Pacific-Rim Conference on Multimedia*, pp.615-623, Nov. 2006.
- [8] 山本誠, 新田直子, 馬場口登, “個人的選好獲得のための特定人物のテレビ視聴時における興味区間推定”, 信学論 (D), vol.J90-D, no.8, pp.2202-2211, Aug. 2007.
- [9] L. R. Rabiner, “A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition,” *Proc. IEEE*, Vol.77, pp.257-285, Feb. 1989.