

個人や家族の嗜好を考慮した TV 番組関連情報の 収集・提示方法とアプリの開発

小野智弘[†] 池田和史[†] 柳原正[†] 服部元[†] 松本一則[†]
滝嶋康弘[†]

本稿では、TV 番組などの映像コンテンツの視聴スタイルを大幅に進化させる、ファミリーコンテンツおすすめ視聴システムを提案する。本システムは、携帯電話と TV に繋がっているセットトップボックス(STB)が連携して番組の視聴者を識別し、番組視聴中に視聴者の嗜好に合致した番組関連情報 (Web サイトや動画) や次に興味を持ちそうな番組を TV 上や携帯電話上にオススメ提示する。特に家族の嗜好の推定については個人の嗜好の単純な合算とはならないことに着目し、各家族の特性を考慮した嗜好集約方式を提案し、推薦精度評価実験を通じて有効性を示す。

Method and System for Recommending TV-related Information Considering both Personal and Family preferences

Chihiro Ono[†] Kazushi Ikeda[†] Tadashi Yanagihara[†]
Gen Hattori[†] Kazunori Matsumoto[†] Yasuhiro Takishima[†]

This paper proposes the method and system for recommending TV programs and TV related information such as Web pages and Advertisements on TV and cell phones, by considering both personal and family preferences. Here, Bluetooth interface is used for detecting users watching TV. As for estimating family preference, we propose method for automatically balancing preferences of each member by considering characteristics of relation between members and show the effectiveness of our proposed method thorough experiments.

1. はじめに

近年、TV 番組を見ながら興味のあるショッピングやレストラン等を携帯電話や PC で検索する「ながら視聴」が増えており、インターネットユーザの 68%が何らかの「ながら視聴」をしているという報告もある [1]。一方、膨大な情報から個人の嗜好にあった情報を探すのは容易ではなく、個人嗜好を考慮して情報をおすすめ提示するレコメンド技術が注目されている。ここでは情報提示先として、複数視聴者がスクリーンを共有する TV 画面と、個々人で利用することが前提となっている携帯電話画面とを適切に使い分けことが重要である。特に TV 画面では、誰と誰が見ているかによって興味を持つ情報が異なるはずだが、これまでのシステムでは番組視聴中のユーザを識別することができず、一まとめで嗜好を推定するしかなかった。

そこで、本稿では、携帯電話と TV に繋がっているセットトップボックス(STB)が連携して番組の視聴者を識別し、番組視聴中に視聴者の嗜好に合致した番組関連コンテンツ (Web サイトや動画) や次に興味を持ちそうな番組を TV 上や携帯電話上に推薦提示するファミリーコンテンツおすすめ視聴システムとその実現手法を提案する。特に家族の嗜好については個人の嗜好の単純な合算とはならないことに着目し、各家族の特性に適した嗜好集約方式を提案し、推薦精度評価実験を通じて有効性を示す。

以降、2 章ではまず、提案するファミリーコンテンツおすすめ視聴システムの概要、システム実現のための課題とアプローチ述べる。3 章、4 章、5 章ではシステムの具体的実現方式としてそれぞれ、視聴中ユーザの検出と履歴管理方式、推薦候補コンテンツの自動収集と特徴付与方式、コンテンツの特性と個人と家族の嗜好を考慮した推薦方式について述べる。6 章で推薦方式の客観評価について述べ、7 章でまとめと今後の課題を述べる。

2. ファミリーコンテンツおすすめ視聴システムの提案

2.1 システム概要

提案するファミリーコンテンツおすすめ視聴システムの概要を図 1 に示す。ここでは、リビングルームで家族一人一人が自分の携帯電話を片手に TV 番組を視聴している利用シーンを想定している。ユーザは携帯電話を TV の赤外線リモコンとして利用すると同時に、個々人の興味に即した番組関連情報を見るためのサイドスクリーンとして利用する。TV 画面上には、メインの TV に関連して視聴中の家族の好みを自動集約した Web 情報 (画面右) と動画情報 (画面左下) が表示される。図 2 に示すように、最初は母娘で視聴していると母娘向けの Web や動画が提示されており、お父さんが新たに参加すると番組関連情報が 3 人向けに再計算されて提示される。この中でお

[†] 株式会社 KDDI 研究所
KDDI R&D Laboratories, Inc.

気に入りのものがあれば、動画であればTV画面上で再生し、Webであれば該当ページをTV画面上に表示する。



図 1 ファミリーコンテンツおすすめ視聴システムの概要

2.2 課題とアプローチ

ファミリーコンテンツおすすめ視聴システムを実現するためには、家族の中の誰と誰がTVを見ているかを把握し、推薦候補コンテンツの中から見ている家族に最適な情報を推薦する。以下にそれぞれの実現アプローチを述べる。

(1) 視聴中ユーザの検知と履歴管理

携帯電話とSTBにそれぞれBluetoothインタフェースを持たせ、STBが近くにいる家族を検知することで視聴中のユーザを検知することとする。また、TV画面上でのTV番組、Web、動画の選択履歴は視聴中の家族単位で把握することとし、インターネット経由でレコメンドサーバへ転送する。例えば、父と母が一緒にある番組を見ていたら、父母の組みでの視聴履歴として扱い、父、母それぞれ単独の履歴としては扱わない。一方、携帯電話上でのコンテンツ選択履歴はそれぞれの単独の履歴として、インターネット経由でレコメンドサーバへ転送する。

(2) 推薦候補コンテンツの自動収集と特徴付与方式

TV番組の内容解析には現在はEPGと呼ばれる番組紹介情報を活用することで、番組のジャンルや出演者情報、キーワード等を入手することが一般的であるが、番組内のシーンに応じた細かな情報までは提供されていない。本稿では、番組のシーンや話題単位での解析を目標とし、出演者のセリフやニュースアナウンサーの音声等を文字情報として提供する「放送字幕」に着目し、この字幕情報を精度良く解析し、シーンの特徴を表す重要キーワードを自動抽出する。抽出した重要キーワードを用いて検索エンジンで検索した結果を解析し、推薦候補コンテンツとする。動画や広告については、コンテンツ提供事業者が提供するメタデータをそのまま用いることとする。

(3) コンテンツの特性と個人と家族の嗜好を考慮した推薦方式

複数視聴者の好みは個人の好みの単純合算ではなく、いくつかの集約タイプ(家族タイプ)に分かれるという先行研究[2, 6, 8]の知見に基づき、ユーザの組合せ単位で保存した履歴から家族タイプと家族の好みを予測することとする。履歴が十分得られない場合でも個人や家族の嗜好の推定を可能とするために、履歴情報に加えて属性情報も活用する。また、コンテンツ種別により好みの傾向が大きく異なることを考慮し、コンテンツ種別毎に個人嗜好、家族嗜好を推定することとする。

これまでに述べた処理全体の流れを図3に示す。



図 2 TV画面の変化イメージ

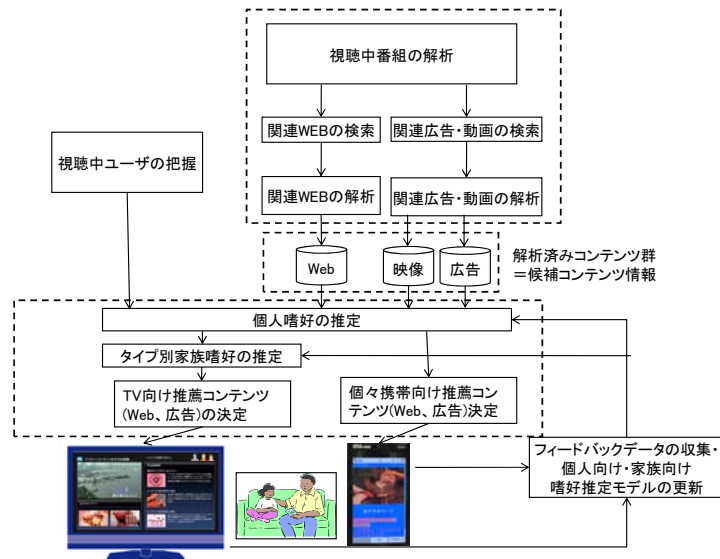


図 3 処理全体の流れ



図 4 システム構成

3. 視聴中ユーザの検出と履歴管理

システム構成を図 4 に示す. TV 視聴中のユーザは携帯電話と STB 間の Bluetooth 通信で検出し, 視聴中ユーザ情報をレコメンドサーバへ転送し, レコメンド要求時の入力変数として利用する. 携帯電話にとっても, 現在どの番組を見ているかを把握できるため, 携帯電話上に単に興味があると予測される情報を推薦するだけでなく, 視聴中番組との関連性とユーザの興味を両方を考慮した推薦を実現できる.

また, 携帯電話上・TV 上の操作履歴は, 視聴中のユーザ情報と結合してレコメンドサーバ上に保存する.

4. 推薦候補コンテンツの自動収集と特徴付与方式

4.1 TV 番組からの特徴抽出

字幕情報は, 新聞や Web 上の蓄積型の文書情報とは以下の相違点を有している.

- ニュースやスポーツ中継等のライブ番組の場合, 字幕の切れ目が不自然である場合が多い.
- オリジナルの字幕文章は TV 受信の特性にあったもので, 比較的短い文章である. 同一シーンでも字幕文章は分割表示される. このため, 字幕だけからは, ニュース番組等の話題の分割点を検知することが困難である.
- ライブ番組では, 字幕と映像が同期しておらず, 字幕を表示している時刻の画像を参照した解析処理が直接的には行えない.

そこで, 番組のカテゴリ (ニュース, ドラマなど) を考慮しながら, 自然言語処理の分節境界検出と画像処理のショット境界検出を使って, 字幕を整形する. 図 5 左は, ニュース番組の字幕の例である. 一度に 1 行分の字幕しか表示されない場合, 読みにくく, 文意を即座には正確に把握するのが困難であることがわかる. そこで, 形態素処理による分節境界検出を使って, 字幕を整形する. 以下, その手順を述べる.

オリジナルの字幕 (TX と呼ぶ) の各文を X_1, X_2, X_3, \dots とする. これらの文字列群を番組開始時の字幕から以下のルールで連結する.

- 句読点や「?」, 「!」等の文末となる記号までの文字列を先頭から連結していく. 番組のカテゴリに応じた文字列長 (ニュースの場合は 120 文字, その他のカテゴリの番組だと 60 文字) を超えるまで連結する.
- ただし, X_i と X_{i+1} の時間差が規定値 (ニュースの場合 30 秒) 以上の場合には連結しない

こうして連結した字幕文字列 (TY と呼ぶ) の各文字列を Y_1, Y_2, Y_3, \dots とする. 実際は, Y_{i+1} の作成完了を待たずに, Y_i が確定した段階で, Y_i に対して以下の処理を開始する.

- Y_i に形態素処理を適用する.

- 形態素処理結果を用い、パターンマッチングによる分節境界検出[9]を行う。
- 文末側から順次検出していった各境界に対し、文献[9]と同様、絶対境界（文末）と強境界（「～であるが」、「～けれども」等の並列節）、弱境界（「～という」等の連体節、「～れば」等の条件節、その他）で境界の強さを判定する。
- 一度の字幕が長すぎないように、カテゴリ毎の規定長（ニュース番組の場合 60 文字、その他の番組だと 45 文字）を超えない範囲にあるもっとも後方の絶対境界もしくは強境界で Y_i を前の方から分割していく。このとき分割された部分文字列のことを表示文字列 TZ と呼ぶ。規定長の範囲内に絶対境界も強境界がない場合は、規定長の範囲の最も後方にある弱境界で分割する。もし、弱境界も検出できなければ、規定長の最後方にある形態素処理境界で分割する。
- Y_i を分割してできた文字列を $Z_{i1}, Z_{i2}, \dots, Z_{in}$ とする。最後の Z_{in} と Y_{i+1} との間が規定秒数（ニュースの場合 30 秒）以下であり、かつ、ショット境界が存在しないならば、 Z_{in} と Y_{i+1} を結合して、新たな Y_{i+1} とする。

実際に放送された字幕

① >>アメリカの中央銀行にあたるFRB・連邦準備制度理事会は
 ② 16日、金融政策を
 ③ 決める公開市場委員会を開き、これまで1%だった政策金利をさら
 ④ に引き下げて0から0.25%の間に目標を置き、事実上の
 ⑤ ゼロ金利政策に踏み切ることを決めました。
 ⑥ これを受けて金利が低い
 ⑦ ドルを売る動きが広がり、
 ⑧ 円相場は1ドル88円台まで
 ⑨ 上昇するなど、円高が進んでいます。
 ⑩ FRBは16日、金融政策を決める
 ⑪ 2日目の公開市場委員会を開き、銀行どうしが
 ⑫ 当面の資金をやり取りする際の金利水準を決める政策金利をこれま
 ⑬ で1%からさらに引き下げ、0から
 ⑭ 0.25%の間に目標を置くことを
 ⑮ 全会一致で決めました。アメリカの政策金利が
 ⑯ 0%台になるのは史上初めてで、FRBは事実上の
 ⑰ ゼロ金利政策に踏み切ることを決めました。

自動整形された字幕(提案手法)

① >>アメリカの中央銀行にあたるFRB・連邦準備制度理事会は16日、金融政策を決める公開市場委員会を開き、
 ② これまで1%だった政策金利をさらに引き下げて0から0.25%の間に目標を置き、事実上のゼロ金利政策に踏み切ることを決めました。
 ③ これを受けて金利が低いドルを売る動きが広がり、円相場は1ドル88円台まで上昇するなど、円高が進んでいます。
 ④ FRBは16日、金融政策を決める2日目の公開市場委員会を開き、
 ⑤ 銀行どうしが当面の資金をやり取りする際の金利水準を決める政策金利をこれまでの1%からさらに引き下げ、
 ⑥ 0から0.25%の間に目標を置くことを全会一致で決めました。
 ⑦ アメリカの政策金利が0%台になるのは史上初めてで、FRBは事実上のゼロ金利政策に踏み切ることを決めました。

ショット境界(映像の切れ目)*、文節境界の強弱、字幕長を考慮して、ページ境界を決定する

図 5 字幕（オリジナルと整形後）

Z_i は可読性を保ちながら、可能な限り文章として区切りが適切であり、かつ、長めの文章になるように整形されることになる。上記に挙げたルールその他、ドラマや映画等の番組の場合、規定長以下でも、ショット境界が入る場合は、 Z_i を細かく分割するといったヒューリスティクスを導入して、整形品質を向上させている。ドラマや映画等の編集済みの番組の場合、字幕と映像が同期しているため、ショット境界や後術する類似画像判定の結果をヒューリスティクスに取り込んでも特に問題はない。なお、形態素処理の適用に際しては、表記の揺らぎを吸収する前処理（長音とマイナス記号の置換、促音の挿入・削除・変形など）を行っている。また、ショット境界検出は文献[7]の方法を使用した。

図 5 右に、字幕整形の結果例を示す。文または句点区切りを単位とした表示となることで可読性が高まり、17 あった表示単位が 7 に集約されていることが確認できる。

4.2 番組関連 Web 情報の検索・解析方式

整形済み字幕に対して形態素解析を行った結果、名詞と判定されたものを重要語候補とする。その中で、頻出単語は実体的な情報量を有しないとの考え方から情報価値判断指標を与える TF/IDF により得られるスコアの高いものを重要語とする。ただし、この過程において、特にニュース番組のキーワードなどで頻繁に見られる複合語（熟語の連結が単独の単語となっているもの）は重要語であることが多いため、形態素解析結果に対して、有意な複合語であるか、非連結性の単語の連続であるかを区別した上で、TF/IDF の計算を実行している。本手法では、字幕の 1 単位が占める時間長を考慮して、計算された各重要語候補のスコア値に対して上位 3 ないし 4 番目までを最終的な重要語として決定する。この重要語で検索した Web ページに対し、[5]の手法で 13 種類の特徴ベクトル値を付与し、Web ページの属性とする。

5. コンテンツの特性と個人と家族の嗜好を考慮した推薦方式

5.1 個人嗜好の推定モデルの生成と推薦方式

あらかじめ大規模なユーザから属性情報と TV 番組の視聴履歴を収集し、「見た番組」と「同じ時間帯で見なかった番組」それぞれを利用して、ユーザ属性と状況属性からユーザの好きなコンテンツ属性を推定するモデル(ポジティブモデル)、ユーザ属性と状況属性からユーザが嫌いなコンテンツ属性を測定するモデル（ネガティブモデル）をベイジアンネットにより生成する[3]。

推薦要求時にはポジティブモデル、ネガティブモデルそれぞれに対して視聴中のユーザ属性を入力し、好きなコンテンツ属性、嫌いなコンテンツ属性を推定する。推定結果を利用してコンテンツ属性数分の多次元空間上で、好きなコンテンツ属性から近く・嫌いなコンテンツ属性から遠いコンテンツを順に推薦する。

また、一定間隔毎に、新たに収集した履歴を全体の履歴と重みづけ融合し、ページ

アンネットモデルの条件付き確率表を更新する。

5.2 家族嗜好の推定モデルの生成と推薦方式

家族の特徴を表す家族タイプとしては、個人の嗜好を推定した結果を集約する方式(集約型)と、複数人になると全く別の嗜好を持つという仮説から個人の嗜好とは切り離して履歴を直接利用する方式(別人格型)を検討することとする。集約型については、アンケート調査の自由記述回答で収集した家族全体の番組を決定するスタイルに関する回答から実データによる予備検証で当てはまりのよかった3種類を採用した。詳細を以下に示す。なお、 $F(x, \delta)$ は各テレビ番組の世帯内組合せに対する予測評価値で、 β_i はiさんの世帯内組合せの相互作用パラメータ、 x_i はiさんのテレビ番組に対する予測評価値、 δ_i はiさんのテレビ番組に対する評価値の閾値とする。

(1) 単純合算モデル

最も基本的なモデルとして、各個人の予測評価値を単純合計して世帯内組合せの予測評価値を算出して、その値が高いコンテンツを推薦するモデル。

$$F(x, \delta) = \{1 \times x_A\} + \{1 \times x_B\} + \{1 \times x_C\} \dots$$

(2) 優先順位モデル

チャンネル決定権の影響力が強い人の予測評価値をそうでない人の予測評価値よりも効果が出るようにするために各個人に影響力の分だけロジスティック回帰式により予測評価値に重みをつけるモデル。

$$F(x, \delta) = \frac{1}{1 + \exp(-((\beta_A \times x_A) + (\beta_B \times x_B) \dots + C))}$$

(3) 優先順位付き混合 LOA モデル

見たい度合いが一定基準以上の番組を受諾可能とし、受諾可能な人数が多いほど受け入れられやすいという Harnett による LOA (Level of Aspiration) モデルの考え方[4]を拡張したもの。世帯内組合せが一緒に視聴している履歴から、各ユーザが受諾可能となる閾値を探索し、かつ、各ユーザのチャンネル決定権の影響力を重み値として推定し、ユーザごとの評価値をその閾値を超えたらその推定した重み値と予測評価値かけ合わせた値を、そうでないなら0と置き換えて合算するモデル。

$$F(x, \delta) = \{\beta_A \times \text{if}((x_A \geq \delta_{ABC\dots}) = x_A, \text{not} = 0)\} + \{\beta_B \times \text{if}((x_B \geq \delta_{ABC\dots}) = x_B, \text{not} = 0)\} + \{\beta_C \times \text{if}((x_C \geq \delta_{ABC\dots}) = x_C, \text{not} = 0)\} \dots$$

(4) 別人格モデル

個人の嗜好は考慮せずに、組合せを一つの人格として嗜好を予測するモデル。具体的には組合せの属性(構成人数, 続柄関係, 小学生以下の有無など)、状況属性から見たいコンテンツ属性、見たくないコンテンツ属性を予測するモデルを生成する。

家族タイプと係数は過去の個人と家族の履歴から推定する。家族タイプは学習用履歴データを利用して世帯内組み合わせ毎に4種類タイプでの予測評価値の正答率を求め、最も正答率の高いタイプをその組合せのタイプとする。優先順位付き混合 LOA モデルの係数は重回帰分析、優先順位モデル(ロジスティック型)の係数はロジスティック回帰分析で推定したものをを用いる。

推薦要求時には、家族タイプが別人格モデルの場合は直接モデルを利用して推薦結果を出力する。それ以外の場合は、一旦個人モデルで個人の嗜好を推定した後、家族タイプに応じた集約を行う。

6. TV 番組推薦精度の評価

6.1 評価方法

TV 番組推薦タスクを対象として、提案した嗜好の推定方式を(1)家族タイプ考慮の効果、(2)個人履歴蓄積の効果の観点から評価した。

(1) モデル化用データの収集

以下の要領でユーザの属性、個人別・家族単位の視聴履歴を収集した。

- 期間：2008年11月9日～12月6日
- 対象世帯：一都3県から募った248世帯(1人家族～6人家族)
- 合計ユーザ数：914人
- 期間中の家族の視聴履歴：2,885,365件(15分単位の履歴)
 - 履歴TVを見た時間帯について、見た番組を、見た人(誰と誰が見たか)、番組名、日時で保存した。なお、見た番組と同じ時間帯に放映されている裏番組について、「見なかった」という履歴として保存した。

(2) 学習用データと検証用データの分割

- 検証用ユーザ
 - 3人家族の37世帯138人を検証用ユーザとした。検証用家族の組合せは、その組合せ(例えばある世帯の父と母で)と一緒に「見た」という履歴がある二人以上の組117組を今回の検証対象とした。
- 学習用視聴履歴データ：
 - 前半3週間分の視聴履歴データ。個人嗜好モデル生成、家族タイプ推定、家族タイプ係数推定、別人格モデル生成に利用した。個人・家族の履歴蓄積による追加学習には、検証用ユーザ138人、117組の前半3週間分視聴履歴を利用した。
- 検証用視聴履歴データ：
 - 検証用ユーザ138人、117組の後半1週間分の視聴履歴を利用した。

(3) 評価指標

検証用データで視聴履歴がある時間帯を対象とし、同一時間帯に放映される7つの候補番組から実際に視聴した番組を予測し、実際に見た番組が2位以上に入っていたら正解とみなして正答率を求めた。なお、ランダムに選択した場合の正答率は28.6%(=2/7)となる。

6.2 評価結果

家族タイプの割り当て状況、個人嗜好予測の正答率、家族嗜好の予測正答率、個人嗜好予測・家族嗜好予測の追加学習の効果を評価した結果を表1に示す。

表1 評価結果

	追加学習前		追加学習後	
	割り当て組み合わせ数	平均正答率	割り当て組み合わせ数	正答率
個人モデル	138人	49.0%	138人	52.9%
全世帯を単純合算モデルとみなして計算した場合	117組	45.6%	117組	53.2%
家族タイプを考慮して合算した場合	117組	55.3%	117組	62.4%
単純合算モデル	15組	52.1%	23組	57.2%
優先順位モデル	55組	59.0%	61組	66.9%
優先順位付き混合LOAモデル	26組	60.9%	18組	77.3%
別人格モデル	21組	40.8%	33組	49.5%

(1) 家族タイプの割り当て状況

追加学習前では、多い順に優先順位モデル(55組)、優先順位付き混合LOAモデル(26組)、別人格モデル(21組)、単純合算モデル(15組)となった。単純合算モデルに割り当てられた世帯は全世帯の12.8%のみであった。

追加学習後に再度割り当てを計算すると、表1に示すように割り当てでも変化するため、実運用では追加学習時に係数の更新だけでなく、割り当ても計算し直すことよい。

(2) 個人嗜好予測の正答率

個人嗜好の予測では、1週間分の履歴で追加学習することにより、正答率が49.0%から52.9%と向上することが確認できた。実運用では履歴を蓄積し続けることで正答率のさらなる向上が期待できる。

(3) 家族嗜好予測の正答率

個人の嗜好を単純に合算した場合(45.6%)に比べ、家族タイプを考慮した提案手法

(55.3%)の正答率が大きく上回った。また、1週間分の履歴で追加学習することにより、正答率が55.3%から62.4%と大きく向上した。特に優先順位付き混合LOAモデルの場合、正答率(60.9%)、追加学習後の正答率(77.3%)ともに高かった。

上記の評価結果より、家族タイプ考慮の効果、履歴蓄積による追加学習の効果が確認できたと考えられる。

7. まとめと今後の課題

本稿では、携帯電話とTVに繋がっているSTBが連携して番組の視聴者を識別し、番組視聴中に視聴者の嗜好に合致した番組関連コンテンツ(Webサイトや動画)や次に興味を持ちそうな番組を携帯電話上やTV画面上にオススメ提示するファミリーコンテンツおすすめ視聴システムを同システムの実現手法とともに提案した。核となる個人と家族の嗜好を考慮した推薦方式について、TV番組推薦を対象とした推薦精度評価により有効性を示した。今後はTV番組以外の推薦精度評価とともに、システム全体の満足度評価を実施していく予定である。最後に、日頃ご指導頂くKDDI研究所秋葉重幸代表取締役所長に感謝します。

参考文献

- 1) ながら視聴の浸透,DAC(デジタル・アドバタイジング・コンソーシアム)調査:
<http://markezine.jp/article/detail/5686?mode=print>,
- 2) Anthony Jameson, "More Than the Sum of Its Members: Challenges for Group Recommender Systems" Proc. of AVI 2004, pp.48-54, 2004
- 3) Chihiro Ono, Mori Kurokawa, Yoichi Motomura and Hideki Asoh., "A Context-Aware Movie Preference Model Using a Bayesian Network for Recommendation and Promotion", UM2007, pp.257-267, 2007.
- 4) Harnett, D.L., "A level of aspiration model for group decision making", Journal of Personality and Social Psychology, 5, pp.58-66, 1967
- 5) 服部 元, 原 隆浩, 小野 智弘, 滝嶋 康弘, 西尾 章治郎, "リアルタイムブログ配信のための配信先ユーザ高速選択方式," 電子情報通信学会研究報告(Webインテリジェンスとインタラクティブ研究会 W12-2009-1~27), pp. 13-18, 2009
- 6) Judith Masthoff, "Group modeling: Selecting a sequence of television items to suit a group of viewers". UMUI2004, 14, pp37-85, 2004
- 7) Kazunori Matsumoto, et al., "SVM-Based Shot Boundary Detection with a Novel Feature" [ICME 2006](#): 1837-1840
- 8) Mark O'Connor et al, "PolyLens: A Recommender System for Group of Users", ECSCW 01, pp.199-218, 2001
- 9) 高梨克也, 丸山岳彦, 内元清貴, 井佐原均. 「話し言葉の文境界 --CSJコーパスにおける文境界の定義と半自動認定--」.言語処理学会 第9回年次大会 発表論文集, 521-524. (2003).