

コンテンツの高精度推薦技術による デジタル機器の価値向上

High-Precision Program Recommendation Technology for Value-Added Digital Audiovisual Appliances

折原 良平

■ORIHARA Ryohei

村上 知子

■MURAKAMI Tomoko

坂本 典哉

■SAKAMOTO Noriya

堀口 健生

■HORIGUCHI Takeo

本格的な多チャンネル時代を迎え、番組推薦はAV機器における必須機能となりつつある。人間による番組の選択は、嗜好(しこう)や感性の発露である。番組の選択を機器に任せることは、限りある余暇時間を有効に活用するための意思決定権を一部手放すことを意味し、ユーザーにとって勇気が必要な選択と言える。現実には、ユーザーみずからが視聴可能なすべての番組を吟味したうえで番組を選択することは、時間的に不可能な状況であるが、やはり、そこには心理的障壁が存在する。これを克服して推薦機能が愛用されるためには、推薦精度が極めて高いことが求められる。

東芝は、AV機器の視聴履歴などの情報から、コンテンツ推薦サービスという価値を生み出す人工知能技術、特に、高精度推薦のための要素技術として有望な確率推論技術を開発した。この技術を用いて、一般視聴者に対して行った番組推薦実験において、顕著な推薦精度を達成した。

With the dawn of the era of full-scale multichannel TV broadcasting, the function of program recommendation will play a vital role in digital audiovisual appliances. Program selection is an expression of a user's individual preferences and sensitivity. It is therefore a bold decision to allow a machine to make program decisions, because the user is relinquishing the right to choose programs that promise the best use of finite leisure time. Although users may understand that in reality it is impossible for them to make program selections by themselves after examining all of the available programs, there is still a psychological barrier that is difficult to overcome unless they can fully rely on the machine.

Toshiba has developed a high-precision recommendation system that makes TV program selections based on artificial intelligence technologies, especially probabilistic reasoning technology. The results of experiments with general viewers showed that the functioning of the system is meaningful and appropriate.

1 まえがき

地上デジタル放送に加え、BS(放送衛星)デジタル放送、110度CS(通信衛星)デジタル放送、CATV(ケーブルテレビ)などの普及により、わが国もようやく本格的な多チャンネル時代を迎えている。一例として挙げると、CATVサービス⁽¹⁾では基本料金だけで視聴できるのが約80チャンネルあり、このほかに追加契約できるチャンネルが約20あるほか、無料で視聴できるビデオオンデマンド(VOD)及び有料のVODがある。このような多くのチャンネルから見るべき番組を探し出すのは容易な作業ではない。

地上アナログ放送とBSアナログ放送だけの時代には、新聞のテレビ欄が一覧性に優れた番組情報を提供していたが、BSデジタル放送の出現により、1ページですべてを見ることのできる紙媒体の番組表はすでに絶滅しつつある。

デジタル放送の番組配列情報(番組選択の利便性のために規定された各種情報)として提供される電子番組表(EPG: Electronic Program Guide)、インターネット上のウェブページとして番組情報を提供するiEPG(Internet EPG)サイト^{(2),(3)}、インターネットからAV機器に番組情報をダウンロードして用

いるDEPG(Dynamic EPG)など、各種のEPGに頼って番組を探さざるをえない状況である。しかし、画面の狭さに由来して一覧性に乏しいのはもちろんのこと、機器の置かれた環境によっては動作が極めて遅いものもあり、操作性は必ずしも良いとは言えない。

こうした状況のなか、EPGから見るべき番組を探し出すことをIT(情報技術)で支援しようとする機能やサービスが提案されており、番組推薦もその一つである。

番組推薦の実現形態には、ハードディスク(HDD)レコーダにおける自動録画や、iEPGサイトから電子メールで翌日の推薦番組を紹介する⁽³⁾など、多様な可能性があるが、未来の番組の中からユーザーが興味を持ちそうな番組を選び出すという部分は共通の処理であり、以下、これを番組推薦と呼ぶ。

ここでは、番組推薦に用いられる要素技術について述べる。すなわち第2章では、大きく2通りに分類できるアプローチのそれぞれと、近未来に求められる機能の在り方について、第3章では、東芝が開発中の確率推論に基づく番組推薦について、そして第4章では、一般視聴者を対象に行った番組推薦実験と、そこで得られた推薦精度について述べる。

2 番組推薦へのアプローチと近未来ニーズ

番組推薦のための要素技術は、情報フィルタリングという分野で研究されてきた。大量に押し寄せてくる情報から必要なものを“こして取る”，という意味で“フィルタ”という言葉が使われているが、ユーザーの立場からすればコンテンツ推薦となら変わるところはない。

初期の研究においては推薦対象はネットニュースの記事であり、その後ウェブページの推薦も研究されてきた⁽⁴⁾。最近の応用では、電子メールにおけるスパムフィルタ⁽⁵⁾も情報フィルタの一種である。映画やTV番組などマルチメディアコンテンツに関しては、EPGなどのテキスト形式のメタデータが普及するに伴い、その推薦が研究されるようになった⁽⁶⁾。

情報フィルタリングには、あるユーザーに対する推薦コンテンツを決定するにあたり、他のユーザーのコンテンツに対する評価を利用する協調フィルタリングと、該当ユーザーの嗜好だけを利用するコンテンツベースフィルタリングという二つの大きな立場がある。以下、これらについて述べる。

2.1 協調フィルタリング

あるユーザーAに対する推薦コンテンツを決定するにあたり、Aと嗜好の似ている別のユーザーBを探し、Bが好評価を与えAが未体験であるコンテンツを推薦するのが協調フィルタリングである。各ユーザーの嗜好は、コンテンツごとの評価^(注1)のベクトルで表される。協調フィルタリングは、Amazon.comで書籍の推薦に用いられて一躍脚光を浴びた。米国における番組推薦システムの代表格であるTiVo⁽⁶⁾も協調フィルタリングを用いている。

一般に、協調フィルタリングによる推薦は、他人の嗜好を利用しているため、自分では思ってもみなかった意外なコンテンツに遭遇するチャンスを与える。コンテンツはユーザーが評価できるものであればどんな形式でもよく、形式ごとに解析手段を持つ必要がない。また、サービスの総ユーザー数が十分に大きければ、評価ベクトルの定まらない新規ユーザーに対しては全体での人気コンテンツを推薦することにより、ある程度意味のある推薦をすることができる。

他方、自分とまったく同じ嗜好を持つ他人が存在する可能性は低いので、推薦されたコンテンツが自分の嗜好に合わない危険性は比較的高い。すなわち、協調フィルタリングで高精度な推薦を行うには、多様な嗜好のパターンをカバーするだけの十分なユーザー数が必要であり、これはCold-start問題と呼ばれる。

2.2 コンテンツベースフィルタリング

なんらかの方法で構築したユーザーの嗜好モデル^(注2)と、コンテンツ(又は、そのメタデータ)の解析結果とを照合し、一致度の高いものを推薦するのがコンテンツベースフィルタリングである。嗜好モデルとしては、好き／嫌いなキー

ワードのリストのような単純なものから、各種の数学モデルまで様々なものが存在する。

初期の研究では、キーワードリストをユーザーがみずから設定して用いていた。HDDレコーダの自動録画機能やiEPGサイトの推薦メール機能⁽³⁾はこのレベルにとどまっているものが多い。最近の研究では、視聴や購入などユーザーの行動から得られるデータを元に、嗜好モデルを自動的に学習するものがほとんどであり、学習アルゴリズムの確立した嗜好モデルとして、ベイジアンネットワーク、ナイーブベイズ、サポートベクターマシン、決定木、ニューラルネットワークなどが用いられる。

一般に、コンテンツベースフィルタリングによる推薦は、自分の嗜好に合ったものが推薦される可能性が高い。該当ユーザーの嗜好だけを利用するので、ネットワークに接続できない環境や、セキュリティ／プライバシーの観点から、ネットワークにアップロードすることが望ましくない行動データを利用する場合でも適用できる。当然のことながら、推薦精度はサービスの総ユーザー数の影響を受けない。また、スパムフィルタのように、ユーザーごとにコンテンツの重なりがない場合にも適用できる。

他方、これまでの行動に沿って嗜好モデルを学習するため推薦の傾向は保守的であり、思いがけないコンテンツが推薦される可能性は低い。また、嗜好モデルを学習するのに十分な行動データが蓄積されていない状況では、意味ある推薦をするために工夫が必要となる^(注3)。

コンテンツの形式ごとに解析手段を用意する必要があるが、現状では、テキスト形式のコンテンツあるいはテキスト形式のメタデータが利用できるコンテンツだけに対して適用されている状況であり、大きな障害にはなっていない。

2.3 近未来のニーズと番組推薦への評価

コンテンツ推薦システムの評価指標として、情報検索で用いられている再現率と適合率を用いることが考えられる。これらは、ユーザーにとって好ましいコンテンツ集合をF、推薦されたコンテンツ集合をRとして次のように定義される。

$$\text{再現率} = |F \cap R| / |F|$$

$$\text{適合率} = |F \cap R| / |R|$$

番組推薦の場合で言えば、“好きな番組を見逃さない”というニーズに対応する指標が再現率であり、“つまらない番組を見たくない”というニーズに対応する指標が適合率である。

これらは共に視聴生活における基本的なニーズであり、重要であるが、多チャンネル化に伴うコンテンツ増に対して

(注1) 商品の購入のように、コンテンツを利用したこと、コンテンツに対する評価の高いことが同一視できる場合には、利用した／しないの2値でもかまわない。TV番組の場合もおおむねこれに該当する。

(注2) プロファイルとも呼ばれる。

(注3) これもCold-start問題と呼ばれる。

TV視聴に割ける時間は増加しないという近未来トレンドを考慮すると、視聴時間の貴重さはますます増大するのに対し、好きな番組のすべてを見逃さないことは時間的に不可能となる。したがって、番組推薦においては適合率がより重要な指標であると考えられる。

この理念を支持する論点を更に二つ挙げる。第1に、再現率の計算にはFが必要だが、推薦システムはFを知りえないユーザーのためのものであり、Fがわかることを前提とした評価には疑問が残る。第2に、番組推薦の利用において、低い適合率はユーザーに直ちに認知されるが、低い再現率は多チャンネル環境下においては直ちには認知されない。番組推薦のような感性や嗜好にかかわる機能においては、初期段階でユーザーに拒否反応を示されることはできるだけ避けなければならない。その意味で適合率が低いことは致命的な問題となる。

3 確率推論に基づく番組推薦

当社は、前節の議論に基づき、高適合率番組推薦機能の研究開発を進めている。高適合率の達成には、コンテンツベース フィルタリングが有利であり、複雑な嗜好モデルを構築可能であることから、視聴履歴に基づきベイジアンネットワークで嗜好モデルを学習する方法を選択した。この章ではその内容について述べる。

3.1 ベイジアン ネットワーク

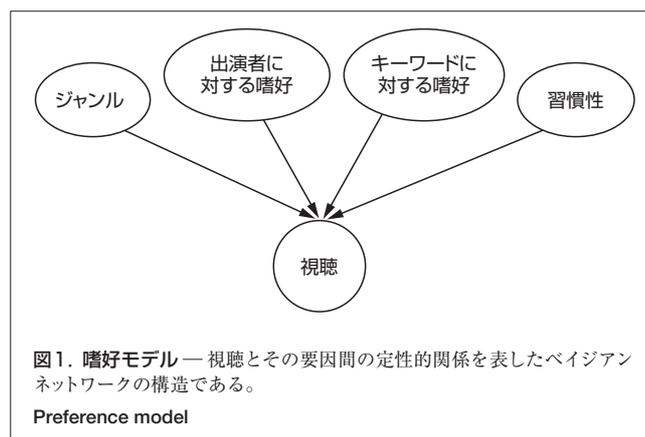
ベイジアン ネットワーク⁽⁷⁾は、ネットワーク構造を使って対象を表現する確率モデルの一種である。その特徴は、確率変数間の定性的な依存関係をグラフ構造として記述し、グラフ構造で定義された個々の確率変数間の関係は、条件付き確率として記述する。

確率変数と変数間の依存関係を表すグラフ構造と条件付き確率によってベイジアン ネットワークが定義されれば、これに対する確率推論によって知りたい対象の事後確率を求め、それによって仮説(確率変数の値の組合せ)の確信度を評価することができる。

番組推薦では、設計者が嗜好モデルを表現するのにふさわしいネットワーク構造を決定し、その後、視聴履歴に基づいてネットワーク間の条件付き確率を計算するのが嗜好モデルの学習にあたる。未来のEPG上の各番組に対して確率変数の値をベイジアン ネットワーク上で特定し、確率推論を行うことでその番組の視聴確率が計算される。この値を推薦スコアとして用いる。

3.2 嗜好モデル

現在採用しているベイジアン ネットワークの構造を図1に示す。このモデルは、番組を視聴するかどうかは、番組ジャンル、出演者に対する嗜好、EPGでの番組記述に対する



キーワード的嗜好、その番組を習慣的に見ているか、及びこれらの組合せによって決まることを表している。

これらの要因間の独立性を仮定しないで複雑なモデルを表現できるのがベイジアン ネットワークの特徴であり、例えば、ドラマにおいては習慣性を重視し、音楽番組では出演者を重視し、ドキュメンタリーでは番組記述を重視するといった嗜好を学習することができる。

ジャンル情報には、放送波 EPG に付加されている大分類ジャンルを用いている。出演者の嗜好、番組記述に対する嗜好、及び習慣性の有無に関しては、過去1週間の視聴履歴を処理することにより、その値を計算している。

4 番組推薦実験と評価

この章では、一般視聴者に対して行った番組推薦実験について、その設定と結果について述べる。いずれの実験でも、被験者にTVガイド同等の用紙を配布し、その中から見た番組及び見なかった番組をマークしてもらうことにより、視聴履歴に代わる行動データを採取した。

一般視聴者30人に対し、地上放送、BSデジタル放送、110度CSデジタル放送を推薦対象として行った実験の結果を図2に示す。この実験の目的は、モデルの要素と推薦精度の関係を調べることであり、EPGとしては出演者を正確に特定できるiEPGデータを用いた。横軸は推薦実施日、縦軸は適合率である。モデルの種類としてはジャンル+出演者、ジャンル+出演者+番組内容、ジャンル+出演者+習慣性、ジャンル+出演者+習慣性+番組内容の4通りとする。更に、1日当たりの推薦番組数を5、10、20の場合とし、計12通りの場合に関して表示している。すべての要因を用い、推薦数を5としたとき、平均81%の適合率が得られた。

一般視聴者23人に対し、地上放送とBSデジタル放送を推薦対象として行った実験の結果を図3に示す。この実験では放送波EPGを用いている。モデルはすべての要因を用いた場合で、1日当たりの推薦番組数が5、10、20の場合の適合

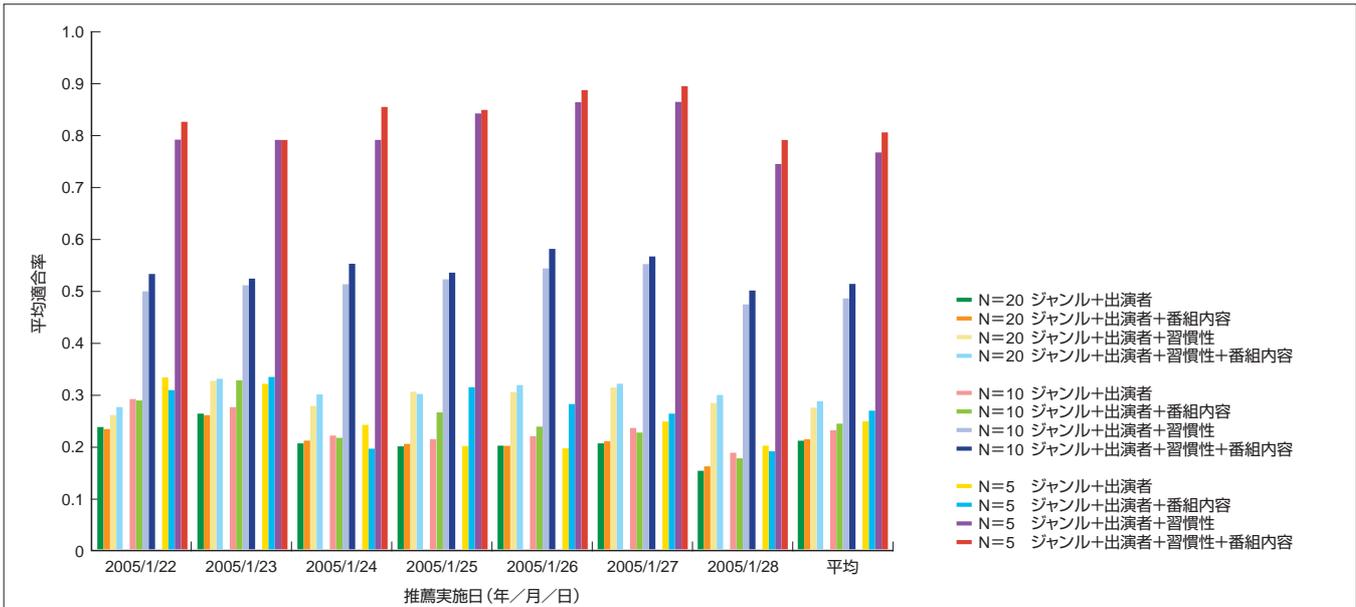


図2. モデルの要素と適合率の関係 — すべての要因を用い、推薦数を5とした場合が最良である。

Relationships between precision and factors in model

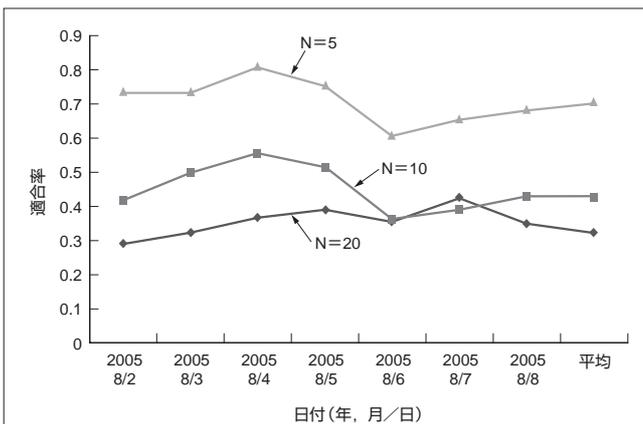


図3. 放送波 EPG での適合率 — 情報抽出の精度に課題があり、図2より低い結果となっている。

Precision with broadcast electronic program guide (EPG)

率を表示している。推薦数5の場合に平均71%の適合率であり、図2に比べ低くなっている。

これは、放送波 EPG では出演者情報を取得するにあたり情報抽出という処理が必要であるが、その精度に問題があるためと考えられ、今後の課題である。

以上に示した適合率に関する実験のほか、番組推薦が視聴生活を質的に改善したかどうかについても調査した。被験者の見る番組は、習慣的に見ると決めている番組と、その日に限って探索して発見した番組とに分類できる。事前に調査した番組視聴履歴に基づいて被験者ごとの推薦リストを作成し、推薦リストを被験者に配布した日と配布しない日で、探索的に視聴した番組に推薦番組が含まれる比率を比較し

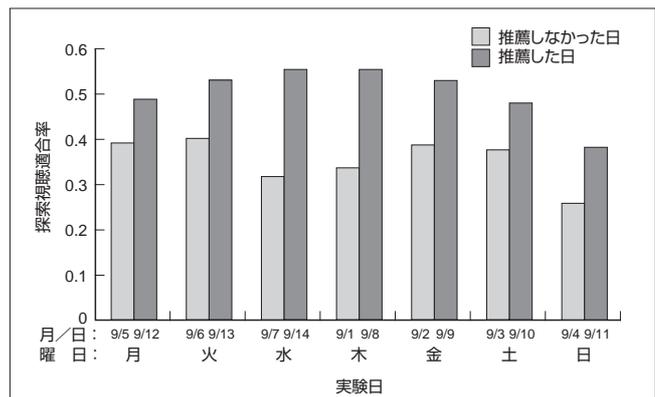


図4. 番組推薦の有無と探索的視聴行動 — 推薦リストを配布した日には探索的視聴番組に推薦番組がより多く含まれており、番組推薦の効果が見られる。

Effect of program recommendation on exploratory watching

た。推薦リストを配布した日に比率が高ければ、番組推薦は探索的視聴行動の支援になっていると言える。調査結果を図4に示す。すべての曜日で効果が見られ、水、木、金、日曜日では統計的に有意な差が確認できた。

5 あとがき

番組推薦に関する要素技術と、ベイジアンネットワークによる嗜好学習に基づく番組推薦機能の開発及びその評価について述べた。デジタル機器で記録される視聴履歴は、ユーザーに負担を掛けることなく収集でき、ユーザーの嗜好を分析できる大きな可能性を持った情報であり、番組推薦と

は視聴履歴をユーザーにとっての価値に変換するサービスととらえることができる。

今後は、実験で明らかになった課題の克服に努め、実用化に向けて研究開発を進め、他社に先駆けてユーザーの嗜好を的確に反映できる製品の開発を目指す。

文献

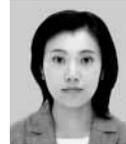
- (1) 株式会社 ジュピターテレコム. "サービス紹介 - J:COM TV デジタル". < <http://www.jcom.co.jp> >, (参照 2006-10-20).
- (2) TOSHIBA. "テレビサーフ番組表". < <http://www.rd-style.com/tv/index3.html> >, (参照 2006-10-20).
- (3) オンティービー (株). iEPG録画予約サイト. < <http://www.ontv-japan.com> >, (参照 2006-10-20).
- (4) Resnick, P., et al. "GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of netnews". Proc. of the 1994 ACM conference on computer supported cooperative work. Smith, J. B., Smith, F. D. and Malone, T. W.. Chapel Hill, NC, USA, 1994-10, ACM, New York, ACM Press, 1994, p.175 - 186.
- (5) Graham, P. "A PLAN FOR SPAM". < <http://paulgraham.com/spam.html> >, (参照 2006-10-20).
- (6) Ali, K., et al. "Tivo: Making Show Recommendations Using a Distributed Collaborative Filtering Architecture". Proc. of the tenth ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. Kohavi, R., et al. Seattle, WA, USA, 2004-08, ACM, New York, ACM Press, 2004, p.394 - 401.
- (7) 本村陽一. "ベイジアンネットによるヒューマンモデリング". ベイジアンネットセミナー資料. N/A. 京都, 2003-11, 人工知能学会人工知能基礎論研究会. 東京, 人工知能学会, 2003, p.79 - 84.



折原 良平 ORIHARA Ryohei, D.Eng.

研究開発センター システム技術ラボラトリー主任研究員, 工博。発想支援技術, 類推, 機械学習, データ・テキストマイニングの研究に従事。人工知能学会, 情報処理学会, 日本ソフトウェア科学会会員。

System Engineering Lab.



村上 知子 MURAKAMI Tomoko, Ph. D.

研究開発センター システム技術ラボラトリー研究主務, 政策・メディア博士。データマイニング, ヒューマンモデリングの研究開発に従事。人工知能学会, 情報処理学会, 行動計量学会会員。

System Engineering Lab.



坂本 典哉 SAKAMOTO Noriya

デジタルメディアネットワーク社 コアテクノロジーセンター AV 技術開発部参事。DTV のネットワーク応用技術開発に従事。

Core Technology Center



堀口 健生 HORIGUCHI Takeo

デジタルメディアネットワーク社 コアテクノロジーセンター ホームブロードバンドシステム開発部主務。映像インデキシング・検索技術の開発に従事。電子情報通信学会会員。

Core Technology Center