広域的強化学習によるデジタル情報推薦の活性化手法

非会員 田 野 俊 一 (電通大)
非会員 木 根 智 也 (日本ビクター(株))
非会員 石 谷 規 彦 ((株)ウェザーニューズ)

Digital Information Recommendation System Activated by Reinforcement Learning in Society

Shun'ichi Tano, Non-member (University of Electro-Communications), Tomoya Kinone, Non-member (VICTOR Company of Japan, Ltd.), Norihiko Ishitani, Non-member (Weathernews Inc.)

The Internet, multimedia applications and digital devices have been ubiquitous in our society. Most people have their own PCs and can easily access to the World Wide Web site or on-line news. A system that can learn what information or programs a viewer wants or enjoys and that can then recommend them to the viewer would be a solution to the situations. In this paper, problems with conventional approaches are made clear by analyzing conventional methods of recommendation. Introducing reinforcement learning in society enables the system to recommend two kinds of serious programs. An evaluation of the new method is presented.

キーワード：情報推薦，コンテンツベース推薦，コラボレーティブ推薦，強化学習，ソーシャルフィルタリング

1 はじめに

デジタル化・マルチメディア化・ネットワーク化と言われるようになって久しい。家庭にはパソコンが普及しインターネットを利用すれば誰でも無数のウェブサイトを見ることができ、ニュース配信サービスを利用すれば、最新のニュースを手に入れられるようになった。また、放送のデジタル化によってCS放送ではチャンネル数が300を越え、多種多様な番組が放送されている。

しかし、この膨大な情報は新たな問題を生じる。即ち、人間の情報摂取行動には限界があり、これだけ膨大な情報は処理しきれない。例えば、ユーザが一日に見るテレビ視聴時間は約3時間⁽¹⁾で一定している。3時間という限られた視聴時間のなかでユーザが自分の見たい番組を数百チャンネルの中から選ぶのは非常に困難である。ある調査⁽²⁾ではTV視聴者の約半数が「あらかじめ希望した番組を自動的に次々と見る事ができる」サービスを期待している。

このような環境下では、ユーザが望む情報を簡単に入手できるように、ユーザの特徴を学習しユーザの情報摂取活動を支援する情報推薦システムが必要になると考え、研究を進めている^{(3)~(6)}。

本論文では、従来の情報推薦技法の問題点を分析し、新しい情報推薦技法を提案し、その効果を分析する。2章では情報推薦技法に関する従来技術を概観し、3章ではその問題点をまとめる。特にコラボレーティブホライズン問題

を指摘する。4章では、情報推薦に関し新たな手法の提案を行い、5章ではシミュレーションによる評価を行う。最後にまとめと今後の展開について述べる。

2. 従来手法

本章では、従来の情報推薦技法および推薦システムについてまとめる。

〈2.1〉 従来の推薦技法 従来の推薦技法は大きく分けて2つに分類される。コンテンツ(内容)ベース推薦とコラボレーティブ(協調的)ベース推薦である⁽⁷⁾⁽⁸⁾。

(1) コンテンツベース推薦

エージェントがユーザの情報摂取行動を肩越しに眺めユーザの情報摂取履歴を取得し、その履歴を基にユーザの選好を表現する”プロフィール”を学習する。プロフィールとは、「ドラマが好き。SFが嫌い」などの個人ごとの好き嫌いに関する情報である。このプロフィールに基づき推薦する方法がコンテンツベース推薦である。コンテンツベース推薦の原型は文書検索システムにあり、ユーザの指定するキーワードに対してシステムはそれに関連する重要なキーワードを含む文書を推薦する方法である。

コンテンツベース推薦では、ユーザが行った行動の情報摂取履歴を基に情報推薦されるので、ユーザの要望どおり

の情報推薦が行われやすく、また、推薦した情報の評価がエージェントにフィードバックされプロフィールが更新されユーザの好みに適応していくという利点を持つ。

(2) コラボレーティブ推薦

コラボレーティブベース情報推薦では、あるユーザと似たプロフィールを持った他人のプロフィールを利用して情報の推薦を行う。つまり自分と似た他人のプロフィールを元にコンテンツ推薦を行うという技法である。

ユーザは興味を持つ可能性がある新しい情報の推薦を受ける事ができるという利点を持つ。

〈2・2〉 従来の推薦システム WWW上での研究事例としてWebWatcher⁽⁹⁾、実際に稼動しているシステムとしてはAlexa⁽¹⁰⁾があげられる。

WebWatcherはユーザのブラウジング履歴を利用し、興味のあるキーワードを学習していき、WWW上でのキーワードによる重複頻度を調べ、ある条件(頻出頻度)を超えたものがWWWページ上で強調される。この推薦システムは大まかに分類するとコンテンツベース推薦にあてはまる。

Alexaの推薦方法として手がかりになっているのはユーザの推薦とブラウジングの履歴である。推薦方法としては不特定多数のユーザからの大量の推薦や情報摂取履歴情報を基にWWWページの有用性や関連性を求め、それをユーザへの推薦として用いている。この背景には、「WWWにおけるリンクはWWWページの設計者が自由に設定することができる」「それらは蜘蛛の巣状に張り巡らされているためユーザは自分の見たいページを見つけづらい」「しかしそのリンクをたどるユーザのパターンにはある程度の規則性が存在するはずである」「有用なリンクに対しては多くのユーザがたどるであろうし、そうでないリンクはほとんど誰もたどらないであろう」という考えが原点にある。この推薦システムはコラボレーティブベース推薦に近い性質を持つ。

コンテンツベースやコラボレーティブベースでの推薦はそれぞれ利点と欠点を持つ。それら推薦技法の欠点を補うシステムとして両方の推薦技法を融合した推薦システムが最近では主流になりつつあり研究されている。例えばFabsystem⁽⁶⁾である。

Fabsystemはエージェントを利用した情報推薦システムである。システムとしてはコレクションエージェントとセレクションエージェントを利用して情報推薦を行う。推薦方法としては、セレクションエージェントがコラボレーティブ推薦行動をする。そしてコレクションエージェントはコンテンツベース推薦を行う。これら二つのエージェントが相互作用することによりコンテンツベースの欠点であるユーザが好むかもしれない情報の推薦が行われる。又コンテンツベースの利点である推薦の成功率の向上も見込まれる。二つの推薦技法を融合させることによって、効果的な情報推薦結果が得られている。

3. 従来手法の問題点

従来の情報推薦手法の本質的問題点は、下記に説明する2点に分類することができる。

〈3・1〉 問題点1：人間の自発的情報摂取行動への依存

コンテンツベース推薦技法はユーザの履歴を重視するため、ユーザが過去に見たこともないような番組の推薦はできない。この欠点を克服する手段として、他人のプロフィールを利用するコラボレーティブベース推薦が生まれた。しかしながら、不特定多数のユーザの情報摂取履歴を利用するため、その情報源である情報摂取履歴情報が少ない場合、有効な推薦ではできない。コラボレーティブ推薦は自分に似た人の情報摂取履歴に依存しているからである。例えば、自分と情報摂取履歴が似た人が活発にさまざまな新しい番組を見て、よい番組を探し出してくれる場合、コラボレーティブ推薦の効果は高い。しかしそのような人がいない場合、コラボレーティブ推薦される番組は限定されてしまうのである。

即ち、第一の問題点は従来の推薦システムでは人間の自発的な情報摂取行動に重きを置きすぎている点である。確かに人間の情報摂取行動から得られる情報摂取履歴なしには情報の推薦をすることができない。しかしながら人間の情報摂取行動には限界がある。しかもこれからの情報環境では数限りない情報が発信される。このような人の存在を前提にする従来の推薦技法は本質的な問題点を抱えていると言わざるを得ない。

〈3・2〉 問題点2：コラボレーティブホライズン コラボレーティブ推薦では自分とプロフィールが似ている他人のプロフィールの利用に利点がある。自分は自分に似ているBの、BはBに似ているCの情報を利用する。このように自分からB、BからCのように情報推薦の仮想的なネットワークができる。このネットワークが閉じたグループを構成してしまうとこのグループに入っていない他の人からこのグループへのコラボレーティブ推薦が行われず、コラボレーティブ推薦のネットワークの地平線があるという意味で本研究では「コラボレーティブホライズン問題」と呼んでいる。閉じた仮想的なグループをホライズングループと呼ぶ。

例えば図1に示すように、あるユーザ同士の選好が似ていて、ユーザ同士でグループA、グループBを作ったとしよう。グループAのユーザXがある番組αを見たとする。そうするとこのユーザXのプロフィール情報により、番組αはグループAの中ではコラボレーティブ推薦により推薦されていく。しかしこの番組αはグループBには広がることはない。なぜなら番組が推薦されていくネットワークが途中で切れているからである。グループBにとってもこの番組αは有用な番組である可能性があるにも関わらず、この2つの

ループ間にはコラボレーティブホライズンがあるため、ネットワークが交わらず、この番組は推薦されていない。

図1 コラボレーティブホライズン問題
Fig.1 Collaborative Horizon Problem

4. 広域的強化学習による情報推薦

広域的強化学習推薦では従来の推薦手法における上記2つの問題点の解決を目的としている。以下に、解決のためのアプローチ、基本となる3つのコンセプト、エージェントアーキテクチャによる実現について説明する。

〈4・1〉 アプローチ 第一の問題点は従来の推薦技法がユーザの自発的な情報摂取行動に頼るところにある。そのため従来の推薦では未知番組は推薦されない。ここでの未知番組とは、ユーザが興味を持つかもしれない、新しいジャンルの番組を指す。正確には、(1)ユーザの誰にも見られていない種類の番組、あるいは、(2)ホライズングループ中のユーザの誰にも見られていない種類の番組である。これらの番組が推薦されるか否かは、ユーザの情報摂取行動に深く依存している。つまり、自発的に情報摂取行動を行うユーザが少ない場合、これらの番組は推薦されることはない。このようにユーザの情報摂取行動に大きく依存している点が従来の推薦技法の根本的な弱さである。ユーザの情報摂取行動に影響されない推薦が重要になる。

第二の問題点である「コラボレーティブホライズン」は、推薦システム(エージェント)がユーザと同じ位置に存在する限り見えない。しかしユーザが存在する立場からひとつ上の立場で情報伝達の流れを分析するとホライズンが見えてくる。全体的な情報伝達の流れの分析が重要になる。

〈4・2〉 基本コンセプト 提案する広域的強化学習推薦は以下の3つのコンセプトに基づき設計されている。

(1) ユーザに対しての「試し」推薦

広域的強化学習推薦の基本コンセプトはユーザに対して「試し」に推薦してみることである。「試し」の推薦とは、ユーザに一種のうそをつく行動であり、通常の場合、悪い行動であるが、これにより情報の推薦が活性化されるので

ある。

つまり、未知番組は従来の推薦方法では推薦されることがないが、ユーザにとって有用な番組であるかもしれない。このような番組はTVのデジタル化による情報の大量化に伴い、数多く出現すると考えられる。そこである基準で選んだユーザに対して、未知番組を面白い番組として推薦する。個々のユーザにとってこの未知番組の推薦は迷惑な推薦かもしれない。しかし社会的にはこれらの一部のユーザに視聴させることにより、未知番組がコラボレーティブ推薦などを介して有用な番組として社会全体に推薦されていく。

(2) コラボレーティブホライズン

従来の推薦システムではホライズン問題が起き、推薦による有用な情報の伝達が限定される可能性がある。ホライズングループを認識し、各ホライズングループにとっての未知番組を検知し、各ホライズングループ内で上記(1)を実行する。つまり、各ホライズングループにとっての未知番組を、ある基準で選んだそのホライズングループ内のユーザに対して、未知番組を面白い番組として推薦する。これにより、コラボレーティブホライズンによって遮られた情報の伝播が再び活性化される。

(3) 社会の性質とユーザの性質への適応

上記(1)(2)で説明した「試し」推薦は一種のうそをつくことであり、その対象、頻度等の基準を適切に設定することが重要である。

この基準設定には複数の要因が関係すると考えられる。例えば、番組の制作される社会の性質である。未知番組が活発に制作される社会では上記(1)と(2)の効果は大いに期待できる。しかしそうではない社会においては逆効果の場合もありうる。

また、番組を視聴するユーザの性格も考慮する必要がある。新規で新しいジャンルの番組を推薦されることを喜ばしいと思うユーザ(あたらし物好きのユーザ)にとっては上記(1)と(2)による推薦は効果的に働く可能性がある。しかし、反対にユーザにとって面白くない番組の推薦を非常に嫌うユーザ(自分の好きなものだけ視聴したいユーザ)にとっては上記(1)と(2)による推薦は効果的に働かない可能性がある。

以上示したように、上記(1)と(2)による推薦は、社会の性質やユーザの性質を認識し、その社会にあった推薦方法やユーザ選定基準を決めることが非常に重要である。

そのような性質は事前に把握することは困難であり、かつ、時間とともに変化していくと考えられる。システムが社会の変化を認識し、その社会に適した推薦手法を適応的に学習する機能が必須となる。

そこで、この適応的学習機構を、未知環境でのエージェントによる自律的な学習モデルである強化学習(Q-Learning)⁽¹¹⁾を用いて設計した。この学習機構は、現在の

社会とユーザの性質に適した推薦手法を次第に学習する。

即ち、推薦手法として、

- ・コンテンツベース推薦
 - ・コンテンツベース+コラボレーティブ推薦、
 - ・コンテンツベース+コラボレーティブ+「試し」推薦
- のいずれが適しているか、また、
- ・「試し」に推薦する割合 α (これを広域度 α と呼ぶ)

の適切な値をQ-learningにより試行錯誤を繰り返しながら学習していく。

上記の(1)(2)(3)を満たす情報推薦技法を、「広域的な社会全体で適切な情報推薦技法を強化学習で実現する」という意味で「広域的強化学習推薦」と呼んでいる。図2に広域的強

化学習推薦の全体フローを示す

図2 広域的強化学習推薦の全体フロー

Fig.2 Flow of Information Recommendation by Reinforcement Learning in Society

(4・3) エージェントアーキテクチャ 広域的強化学習

は、二種類のエージェント。即ち、ユーザエージェントと広域的強化学習エージェントから構成されるエージェントアーキテクチャで実現されている。これら2種類のエージェントはそれぞれ独立して行動する。ただし広域的強化学習エージェントはユーザエージェントより上位のエージェントである。図3にエージェントアーキテクチャの全体像をまとめる。図2および図3を用いて、各エージェントの動作、全体の動作を説明する。

(1) ユーザエージェントの動作

ユーザエージェントはユーザごとに存在する。ユーザエージェントは大きく分けて2つの機能を持つ。広域的強化学習エージェントの指示に基づき情報を推薦する機能(図3のU1, U2, U3)、および、担当するユーザの行動を肩越しに眺め、番組視聴に対するユーザのプロフィールを作成・更新する機能(U4)である。情報を推薦する機能には、

プロフィールを基に番組を推薦するコンテンツベース推薦機能(U1)、他人のプロフィールを利用して番組を推薦するコラボレーティブ推薦機能(U2)、および、「試し」に推薦する機能(U3)から構成されている。

ユーザエージェントは、ユーザのプロフィールの推定値を持っている。これを用いて、特定の番組がユーザにとって面白いかどうかを判定したり(U1)、自分と似ている他人を探す(U2)。また、ユーザの番組に対する「面白い」「面白くない」という反応を元に、ユーザプロフィールの推定値を更新する(U4)。例えば、プロフィールに存在しない新しい種類の番組を見て「とても面白い」という反応をした場合、この番組が「好ましい」情報として、プロフィールに新たに追加される。

(2) 広域的強化学習エージェントの動作

広域的強化学習エージェントは、放送される(制作される)番組を検出し(図3のL1)、この番組に対して、全ユーザのプロフィールを参照して、どのくらいのユーザに好まれそうか/嫌われそうか、あるいは、未知の番組であるかを分析する(L2)。

次に、図2に示すように、分析結果を元に各ユーザエージェントに対して、実行すべき推薦方法として、コンテンツベース推薦/コラボレーティブ推薦/「試し」推薦(広域度 α)を指示する(図3のL3)。特に、その番組がユーザ全員あるいは、特定のホライズングループにとって未知番組であることが判明した場合は、ある基準(広域度 α と呼ぶ)で選んだユーザに、有用な番組であるとして「試し」に推薦することをユーザエージェントに指示する。

以上により、実際の推薦が行われ、ユーザは推薦に対し即座に拒絶することや、面白く視聴するなどの反応を起こす。このユーザの推薦結果に対する反応を元に、ユーザエージェントは自分の担当するユーザのプロファイルの修正を行うとともに(U4)、広域的強化学習エージェントはL3で用いた推薦法や広域度 α の選択基準を強化学習を用いて修正する(L4)。

(3) 全体の動作

総合的な処理の流れは以下になる。

- Step 1: ある番組の制作を検出(L1)
- Step 2: その番組の特性を分析(L2)
- Step 3: 適切な推薦技法(必要なら広域度 α も)を算出し、ユーザエージェントに指示(L3)
- Step 4: 指示に従い、番組推薦を実施(U1, U2, U3)
「試し推薦」の場合は、確率 α でランダムに推薦
- Step 5: ユーザの反応により、個々のプロフィールを訂正(U4)
- Step 6: 全ユーザの反応を元に、推薦法や広域度 α の選択基準を強化学習により修正(L4)

図3 エージェントアーキテクチャ
Fig3 Agent Architecture

5. シミュレーションによる評価実験

広域的強化学習システムを実装し、シミュレーションによる評価実験を行った。まず広域的強化学習システムの実装方法を述べ、次にシミュレーション評価方法、シミュレーションフロー、最後に3つの評価実験の結果を説明する。

(5・1) 広域的強化学習システムの実装方法 前節

4.3で説明した機能L1-4, U1-4の実装方法を述べる。まず共通データ構造である、番組・プロフィールの表現方法、強化学習のためのQ-tableの形式を説明し、次に、各エージェントの実装について示す。

(1) 番組・プロフィールの表現方法

番組の種類はワードベクトルなどのベクトル形式で表現する。今回の実験では実データではなく仮想的な5次元の数値ベクトルを用いて番組の種別を表す。ベクトルの値域は $[1, 2, \dots, 10]$ とし、 $\langle 1, 10, 5, 2, 7 \rangle$ がベクトルの例である。例えば、第1要素が「ドラマ性」、第2要素が「SF性」などのような意味を持ち、値が1であることは、その要素が弱いことを、10であることが強いことを表している。これにより、全ての番組の内容はこの5次元のベクトルで表現される。

一方、ユーザーの選好を表すプロフィールは、この5次元のデータに選好(好き/嫌い)を表すデータ($\{-5, -4, \dots, +4, +5\}$)を付加した計6次元のデータで表す。例えば、「上記の番組がとても好き」というプロフィールは、 $\langle 1, 10, 5, 2, 7, +5 \rangle$ として表現される。

ユーザーのプロフィールは、過去に見た番組に対するこの6次元ベクトルのすべての集合で表すことが可能ではあるが、すべてを記憶することは現実的ではない。ここでは、ひとりのユーザーのプロフィールは後述するクラスタリング手法により最大8本の上記6次元のベクトルにまとめている。

(2) 強化学習のためのQ-tableの形式

Q-tableは、環境の属性、実行すべきアクション、Q値の3項目から構成される。環境の属性は、

- ・現番組が好きなユーザー数
- ・現番組が嫌いなユーザー数
- ・現番組が好きでも嫌いでもないユーザー数
- ・現番組の総合的な評価値(平均値)
- ・前番組の推薦行動
- ・推薦すべきと判断したユーザー数/全ユーザー数
- ・ホライズングループ数/全ユーザー数

などを用いる。属性の値は量子化するため各属性の値は、大、中、小などの3種類から5種類にラベル付けされた値としている。

実行すべきアクションとしては、

- ・コンテンツベース推薦のみ
- ・コンテンツ+コラボレーティブ推薦のみ
- ・コンテンツ+コラボレーティブ+「試し」推薦(広域度A)
- ・コンテンツ+コラボレーティブ+「試し」推薦(広域度B)
- ・コンテンツ+コラボレーティブ+「試し」推薦(広域度C)

の計5種類持つ。

広域度A,B,Cは事前に定めた定値であり、例えば、1%, 2%, 3%である。広域度を連続値として算出する場合は、Q値による加重平均で計算する。

Q値は、アクションを実行した場合に将来にわたって得られる報酬である。本システムの場合は、将来にわたって得られるユーザーの満足度の和、つまり、将来に渡って得られる満足度である。満足度は、各推薦に対するユーザーの主観的な評価であり、ユーザーごとに評価方法が異なると考えられる。本研究では、次節で示す評価式Hで満足度を得ている。このQ値が大きいほど好ましいアクション、即ち実行すべき推薦方法であることになる。

次に、シミュレーションにおける各エージェントの機能L1-4, U1-4の実装について説明する。

(3) 広域的強化学習エージェントの実装

L1: 番組の検出はシミュレータより通知される。

L2: Q-tableにおける環境の属性を計算する。

L3: Q-tableをサーチし現在の環境に合致するアクションとそのQ値を取得し、標準的なQ学習方法に則り、ルーレット選択で実行すべきアクションを選択する。即ち、Q-tableより、現時点で実行可能な複数のアクションとそれらに対するQ値を算出し、Q値の大きいアクションが選択され易いルーレットを作成し、それを用いて確率的に実行するアクションを選択する。この選択されたアクションに基づき、各ユーザーエージェントに推薦実行を指示する。

L4: 各エージェントから各ユーザーの満足度に関する情報を取得し、その平均をとり社会全体の満足度とし、この満足度を元に標準的なQ値更新式を用いて修正量を算出し、Q-tableを更新する(初期のQ-tableはランダ

ムに設定する)。

(4) ユーザエージェントの実装

U1:番組の5次元ベクトル(シミュレータより与えられる)とユーザのプロフィールにある8本の6次元ベクトルと比較し、番組に対するユーザの選好を計算する。好ましいと判断された番組を推薦する。

U2:他人のプロフィールと自分のプロフィールの差分を算出し、一定以下であれば、似ていると判断し、その似ている他人のプロフィールを用いて、上記U1を実行する。

U3:広域度 α の確率でランダムに推薦する。

U4:ユーザからの推薦番組に対する選好結果(-5から+5)を受け取り、8本のプロフィールベクトルを更新する。

具体的には、8本のプロフィールベクトルと、過去の一定数の番組の評価ベクトル(6次元のベクトル)を、クラスタリング手法であるK-means法にかけ、新たな8本のプロフィールベクトルを算出する。8本のプロフィールベクトルは次第に変化していく。

(5・2) シミュレーション評価方法

シミュレーションを行うためには、(1)どのように番組を生成するか、(2)推薦された番組に対するユーザの評価をどのように得るか、(3)システムの有効性を示すデータをどのように収集するか、が問題になる。

(1) 番組の生成方法

番組の制作には一定の流行があること、あるいは、社会によっては活発に新たな種類の番組が作成されるなど、番組の出現には、社会的な性質が反映されると考えられる。そこで、そのような社会の性質として、新たな番組が制作されやすさをパラメータ(「未知レベルと呼ぶ)として、番組を生成している。未知レベルは1から8のレベルであり、数字の大きい程、未知の番組が製作されにくい社会を表している。具体的には、5次元のベクトルの各要素の値をランダムに1から10の値をとり番組を発生させるが、過去の一定数の番組の平均値からの規定距離にあるものを選択することにより、未知レベルを制御している。

(2) ユーザの番組に対する評価

推薦システムが保持しているユーザプロフィールは推定値であり、ユーザの推薦番組に対する評価は、実際にユーザに番組を提示しその反応を分析することによってしか得られない。実際のケーブルTVや衛星TVに組み込むことができれば、この実際のユーザの反応を得ることができるが現時点では不可能である。そこで、本シミュレーションでは、ユーザの真の選好を表すプロフィールを持つことにより、ユーザの番組に対する評価を計算により算出する。この真の選好は、シミュレート開始時点に乱数を用いて生

成する。このプロフィールは推薦した番組に対するユーザの評価を得るためだけに用いられ、推薦システム自体は存在を知らない。

(3) 収集データ

本シミュレータでは、基礎データとして

(a) コンテンツベース推薦

(b) 広域的強化学習が影響したコンテンツベース推薦

(c) コラボレーティブベース推薦

(d) 広域的強化学習が影響したコラボレーティブベース推薦

(e) 広域的強化学習によるユーザに対する直接的な推薦の5種の推薦に対する、成功数、失敗数、無回答数(好きでも嫌いでもない番組の数)を計数する。上記の「広域的強化学習が影響した」とは、過去の「試し」推薦により生成されたプロフィールが起因した推薦の数である。

上記(a)-(e)は基礎データであり、これを社会や個人の特質を加味し総合的に評価するために下式の評価値Hを用いている。

$$H = \frac{A + (\alpha \times B) + (\beta \times C) + (\gamma \times D)}{S}$$

S=全推薦数

A=従来の推薦による推薦成功数

(上記項目、a+c)

B=広域的強化学習による推薦成功数

(上記項目、b+d+e)

C=推薦失敗数

D=推薦に対するユーザの無回答数

評価関数での α 、 β 、 γ は社会を構成する平均的なユーザの性格を表すパラメータである。例えば、新しい番組の視聴を歓迎するユーザでは α の数値を上げる。また番組の推薦失敗を良しとしないユーザでは β の数値を負の値にする。 α 、 β 、 γ は、 $\alpha \geq 0$ 、 $0 \geq \beta$ 、 $0 \geq \gamma \geq \beta$ であり、評価関数の値域は $\alpha \geq H \geq \beta$ となる。

このパラメータ α 、 β 、 γ を知ることは事実上不可能であるが、広域的強化学習方法自体としては、このパラメータは不要であり、問題とはならない。つまり、番組推薦に対する満足度が得られればよく、 α 、 β 、 γ は不要である。実際、推薦システムは α 、 β 、 γ の存在を知らない。これは、推薦システムが、ユーザの真のプロフィールを知らないことと同じである。

推薦システムは、ユーザプロフィールを推定するのと同様に、 α 、 β 、 γ に対応するような社会の性質に対応して、自動的に推薦方法を学習する。極端な場合、誤推薦を極端にきらうユーザが多い社会であれば、次第に、コンテンツベース推薦に関するQ値が大きくなり、コラボレーティブ推薦や「試し」推薦が行われにくくなるように学習され

る。

(5・3) シミュレーションフロー シミュレータの全体の動作を図4にまとめる。まず、個々のユーザに真のプロフィールを準備し、乱数を用いて番組を制作し、図2、3に示す推薦システムに伝える。推薦システムは、ユーザのプロフィールの推薦値やQ-tableを用いてどのように推薦するかを決め、番組推薦を行う。推薦番組は真のプロフィールと比較され、その結果がユーザの反応として、推薦システムに返され、プロフィールの更新に使われ、また、下記の総合評価Hを報酬としてQ-tableの更新が行われる。

図4 シミュレーションフロー
Fig. 4 Simulation Flow

(5・4) 評価実験結果 広域的強化学習システムに対して以下の3点に着目して評価実験を行った。

(1) 「試し」推薦の効果の検証

まず、「試し」推薦により、推薦成功率と推薦成功数がどのように変化するかを検証する実験を行った。

従来の推薦方法と広域的強化学習システムを比較するため、

- (a) コンテンツベース推薦システム
- (b) コンテンツベース+コラボレーティブベース推薦システム
- (c) コンテンツベース+コラボレーティブベース+「試し」推薦[広域度＝3%]

の3種の推薦システムを用いて番組推薦シミュレーションを行った。

実験条件はユーザ数100、生成番組数1000(図4のループ回数)、未知レベル7である。未知レベル7は未知番組ができにくい、つまり、広域的強化学習推薦には不利な社会の性質である。実験結果を表1にまとめる。

表1 「試し」推薦の効果の検証結果

	推薦成功数	推薦総数	成功率
(a) システム	5126	7115	0.72
(b) システム	5966	9636	0.62
(c) システム	7234	12020	0.60

本実験の背景には、「試し」推薦は一種の盲目的な推薦であり、推薦成功率が大きく低下するのではないかと、不安がある。

表1の結果より未知番組ができにくい未知レベル7であるにもかかわらず、推薦の成功率を比べて見ると「試し」推薦を用いた推薦システムは、現在主流の「コンテンツ+コラボレーティブ推薦」とほぼ同じ成功率であり、「試し」推薦の方がわずかに成功率が落ちている程度に留まっている。

さらに、「試し」推薦を用いた推薦システムは従来の2つの推薦技法より、推薦成功数の大幅な増加((a)に比べて+41%、(b)に比べて+22%)を示している。これは広域的強化学習システムが未知番組を検知し広域的強化学習による推薦が行われた結果によるものである。

以上のように、広域度を適切に設定すれば、推薦成功率を、現在主流の「コンテンツ+コラボレーティブ推薦」と少なくとも同程度に保つことができ、かつ、推薦成功数を大きくすることが可能であることが実証された。

この実験では広域的強化学習の広域度を3%に固定している。しかし最適な広域度は社会やユーザの性質によって変化する可能性があり、次の実験で検証する。

(2) 広域度の変化の影響の評価

社会や個人の性質が、最適な広域度にどのように影響を与えるかを調べるため、未知レベル、広域度を変化させた場合の評価値Hをシミュレーションにより収集した。ここでは、社会や個人の性質を加味した評価を行うために先の章で述べた評価値Hを用いている。

実験方法としては、

- ・ 未知レベルを1から8まで変化させる
- ・ 広域度を0%～80%まで変化させる
- ・ 評価式は下記のように変化させる
$$\alpha = 1, \beta = 0, \gamma = 0$$
$$\alpha = 2, \beta = 0, \gamma = 0$$
$$\alpha = 1, \beta = -1, \gamma = 0$$

のすべての組み合わせの状況において、ユーザ数100、生成番組数300の条件で推薦シミュレーションを行い、評価値Hを算出する。

実験結果の一部を図5、図6にまとめる。横軸は広域度、縦軸は評価値Hである。例えば図5では、未知レベル＝8(新規の番組の制作が不活発)、 $\alpha = 1, \beta = -1, \gamma = 0$ (嫌いな番組を推薦されることを嫌う)の社会・個人の性質での、広域度とその時の評価値Hをプロットしてある。この社会・個人の性質では、広域度は1%程度が最適であり、これ以外の場合は、評価値Hが極端に低下することを示している。図6では異なる状況設定において、広域度が数%の部分拡大して表示した。

以上のように、番組推薦において、社会の性質、ユーザ

の性質によって、最適な広域度が変化し、評価値に大きな影響を与えることが判明した。

図5 結果1：未知レベル8， $\alpha = 1$ ， $\beta = -1$ ， $\gamma = 0$
Fig.5 Result1

図6 結果2：未知レベル8， $\alpha = 1$ ， $\beta = 0$ ， $\gamma = 0$
Fig.6 Result2

社会・個人の性質を表す未知レベルや α ， β ， γ が分れば，図5や図6に示したグラフを用いることにより，最適な広域度を算出することは可能ではある。しかし，実際には，これらの値は不明であり，また，時間とともに変化する性質を持ち，さらには，評価式Hで定義したようにユーザが評価することさえ保証されていない。

従って，今回提案した広域的強化学習においては，ユーザの性質を推測し，その社会の状態にあった最適な推薦行動を試行錯誤的に，かつ，特定の評価関数を前提とすることなく，学習することが必須になる。

次の実験では，強化学習によって社会の変化に対し適応的に追従できることを実証する。

(3) 社会の変化に対する強化学習の有効性の評価

強化学習機構の有効性を評価するために，「強化学習なし」の広域的強化学習システムと「強化学習あり」の広域的強化学習システムを対象に比較実験を行った。それぞれのシステムの推薦法の選択部分を図7に示す。

本実験ではユーザの評価関数を $\alpha = 1$ ， $\beta = 0$ ， $\gamma = 0$ と設定した。事前実験により未知レベル1～8までの結果を平均したときの最適な広域度が3%であることを得ていた

ので，学習なしでの広域度を3%にした。

生成番組が1000を越えた時点で，社会の性質を未知レベル8から7へと変化させ，それに追従するかを調べた。実験結果を図8に示す。

図7 推薦技法の選択の範囲
Fig.7 Variety of Available Recommendation Methods

図8 社会の変化への追従実験
Fig.8 Adaptation to Change of Society

図8において，横軸はシミュレータが生成した番組の累積数であり，時間の経過を表すものと考えてよい。番組数が少ない，即ち，推薦システムが動作しはじめて間もない時点においては，「強化学習ありのシステム」は「学習なし」に比べ推薦の評価値は悪い。しかし処理する番組が増えてくるにつれ徐々に学習をしていき推薦の評価値は上がっている。これは学習によって社会・個人にとって好ましい推薦行動が選ばれるようになるからである。

生成番組数が1000を越えた時点で，社会の性質である未知レベルを7から8に変化している。「学習なし」のシステムは推薦行動を修正することができず，評価値が大きく低下する。一方，「学習あり」のシステムも評価値は同様に落ちるが，短時間で適応し，評価値は復帰している。

以上のように，今回提案した広域的強化学習システムは強化学習によって社会の性質やユーザの性質に適応し，最適な推薦行動を選択可能であることが実証された。

6. まとめ

本論文では、従来の情報推薦手法である、コンテンツベース推薦、コラボレーティブ推薦、および融合システムの2つの本質的問題点を指摘した。第一の問題点は従来の推薦システムが人間の自発的な情報摂取行動に依存し過ぎている点にある。第二の問題点はコラボレーティブホライズン問題である。即ち、コラボレーティブ推薦において、情報推薦の仮想的なネットワークができ、このネットワークが閉じたグループを構成してしまう場合、情報伝播が阻害されるという問題である。

そこで本論文で提案した広域的強化学習推薦では、コンテンツベース推薦、コラボレーティブ推薦で推薦できない未知番組、即ち、ユーザの誰にも見られていない種類の番組、あるいは、ホライズングループ中のユーザの誰にも見られていない種類の番組の出現を検知し、広域度と呼ぶある一定の割合で、「試し」に推薦することにより、情報推薦の活性化を図った。

最適な広域度は社会やユーザの性質に大きく依存し、時間的に変化すると考えられるため、未知環境での自律的な学習が可能である強化学習を用いたエージェントアーキテクチャで実現した。

シミュレーションにより、「試し」推薦が確かに情報推薦に対して効果があり、また、最適な広域度は社会やユーザの性質により大きく変化し、さらに、強化学習により最適な推薦行動を学習可能であることを実証した。

これらの結果はコンピュータシミュレーションによる検証であり、実データを用いた検証を計画している。

(平成12年8月15日受付, 同13年1月15日再受付)

文 献

- (1) 長屋 龍人: 情報と脳の器〜人間の情報処理限界性と“いいところ取り”行動の基礎原理〜, NHK放送文化調査研究年報 40, pp. 1-102
- (2) 白石 信子: 「テレビ世代 I」人々の情報行動〜「テレビと情報行動」調査から〜, 放送研究と調査, pp. 2-19(1997)
- (3) 木根 智也, 田野 俊一: デジタルTV視聴者の選好推定技法の分析と提案, 第14回ヒューマン・インターフェイス・シンポジウム論文集, pp. 625-628(1998)
- (4) 木根 智也, 石谷 規彦, 田野 俊一: 広域的強化学習によるデジタルTVの番組推薦方の提案と評価, 第15回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 767-770(1999)
- (5) 石谷 規彦, 木根 智也, 田野 俊一: 広域的強化学習による情報推薦における情報伝播過程の分析, 電気学会 電子・情報部門大会 講演論文集, pp. 331-332(1999)
- (6) N.Ishitani, T.Kinone, S.Tano: Performance of information recommendation agent based on reinforcement learning in society, Proceedings of the fifth international symposium on artificial life and robotics (AROB 5th 2000), vol.1, pp. 92-95 (2000)
- (7) Lashkari, Y., Metral, M. Maes, P.: Collaborative interface agents, In Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence, MIT Press, Cambridge, Mass, pp. 444-449(1994)
- (8) Marko Balabanovic and Yoav Shoham: Content-Based, Collaborative Recommendation, Communication of The ACM, Vol.40, No.3, pp. 66-72(1997)

- (9) Joachims, T., Freitag, D and Mitchell, T.: Webwatcher: a tour guide for the World Wide Web, <http://www.cs.cmu.edu/afs/cs/project/theo-6/webagent/www/techrep.ps.Z>(1996)
- (10) Alexa(<http://www.alexa.com>)
- (11) Watkins, C.J.C.H. and Dayan, P.: Technical note: Q-Learning, Machine Learning, Vol.8, No.3, pp. 279-292

田 野 俊 一 (非会員) 1958年8月3日生。1981年3月東京工業大学制御工学科卒業。1983年3月大学院総合理工学研究科修士課程修了。同年4月(株)日立製作所システム開発研究所。1990-91年カーネギーメロン大学客員研究員。1991-94年国際ファジィ工学研究科。1996年4月より、電気通信大学 大学院情報システム学研究科助教授。2000-2001年マサチューセッツ工科大学客員科学者。知的ユーザインタフェースの研究に従事。情報処理学会、人工知能学会、日本ファジィ学会、言語処理学会、AAAI、IEEE、ACM各会員。

木 根 智 也 (非会員) 1973年11月16日生。1997年3月電気通信大学電子工学科卒業。1999年3月同大学大学院情報システム学研究科博士前期課程修了。同年4月日本ビクター(株)勤務。

石 谷 規 彦 (非会員) 1974年12月2日生。1997年3月電気通信大学機械制御工学科卒業。2000年3月同大学大学院情報システム学研究科博士前期課程修了。同年4月(株)ウェザーニューズ勤務。