

## 行動推薦システムにおけるシナリオに基づいたフィードバック情報収集アーキテクチャ

山崎健太郎<sup>†</sup> 渡部正文<sup>†</sup> 野村崇志<sup>†</sup>  
小林佑嗣<sup>†</sup> 喜田弘司<sup>†</sup>

ライフログサービスなどで利用される行動推薦システムでは、推薦成功率および推薦成功数を向上させるために、推薦条件の最適化が不可欠である。従来の研究では、ユーザが期待した行動を取った際のコンテキストを元に推薦条件の最適化を行ってきた。本稿では、ユーザに対して推薦を行った際のコンテキストが推薦条件の最適化に有効であると考え、推薦時のコンテキストを含んだフィードバック情報である推薦履歴を定義すると共に、その推薦履歴を自動収集するフィードバック情報収集アーキテクチャを提案する。フィールド実験にて、本提案のアーキテクチャにより収集した推薦履歴を利用することで、行動推薦システムの推薦成功率、推薦成功数が増加することを示し、推薦履歴の利用およびフィードバック情報収集アーキテクチャの有効性を示した。

### Scenario-based Feedback Information Collection Architecture for Recommendation System

KENTARO YAMASAKI<sup>†</sup> MASAFUMI WATANABE<sup>†</sup>  
TAKASHI NOMURA<sup>†</sup> YUJI KOBAYASHI<sup>†</sup>  
KOJI KIDA<sup>†</sup>

Optimization of recommendation rules is necessary to improve the success rate and the number of success in a recommendation system in life log service, for example. In conventional researches, recommendation rules are optimized by using context when the users take recommended action. We think context when the users receive recommendations, is effective in optimization of the recommendation rules. Therefore we define the recommendation history which is feedback information including the context on recommending. And we propose the feedback information collection architecture which collects the recommendation history automatically. Through the field

<sup>†</sup>NEC サービスプラットフォーム研究所  
NEC Corporation Service Platforms Research Laboratories

experiments, we showed that the success rate and the number of success are increased by recommendation history.

#### 1. はじめに

近年、ライフログを活用したサービスが注目されている。ライフログとは、個人の活動履歴をデジタルデータとして記録すること、またはその記録したデータである。具体的には、過去の位置情報、商品の購入履歴、写真、ブログといったデータとなる。

ライフログサービスの多くは、ユーザのライフログを利用して、ユーザの嗜好や特徴に合ったコンテンツを提供することで、ユーザに行動を促す。例えば、テレビ番組推薦システム[1]では、ユーザの視聴履歴を利用して、ユーザの好みに合う番組を推薦することで、ユーザに番組の視聴を促す。携帯端末を利用した情報配信システム[2][3]では、ユーザの位置情報を利用して、ユーザの現在地付近の広告情報をユーザの携帯端末に表示することで、ユーザに購買を促す。ヘルスケアシステム[4]では、ユーザの体温や体重、運動状態を利用して、適切なアドバイスや指示を行うことで、ユーザに運動、摂取、摂生を促す。本稿では、このようなユーザに関する情報を基に、ユーザに対して促し(行動推薦)を行うシステムを行動推薦システムと呼ぶ。

行動推薦システムは、コンテキスト、推薦内容、推薦条件を入力として受信する。コンテキストとは、ユーザやモノの状態情報である。コンテキストは、ユーザや他システムが行動推薦システムに入力する。行動推薦システムでは、まずシステム運用者が、シナリオを登録する。そして、コンテキストがシステムに入力された際に、行動推薦システムはコンテキストと推薦条件の合致判定をし、合致すればその推薦条件に紐付けられた推薦内容をユーザに対して実施する。

このような行動推薦システムの価値は、推薦成功率と推薦成功数により評価することができる。推薦成功率とは行動推薦システムがユーザに行った推薦に対して、ユーザがシステム運用者の期待する行動を取った割合、推薦成功数とは行動推薦システムがユーザに行った推薦に対して、ユーザがシステム運用者の期待する行動を取った回数である。例えば、システム運用者が「住所 A にいる 20 代の男性に店舗 A の広告を送り、店舗 A への立寄り」を促す場合、店舗 A の広告を受け取った住所 A にいる 20 代の男性のうち、店舗 A に立寄った人の割合が推薦成功率、人数が推薦成功数となる。行動推薦システムの推薦成功率および推薦成功数は、システムに登録される推薦条件によって決定するため、推薦条件の最適化で向上させることが可能である。本稿で述べる推薦条件の最適化とは、推薦成功率が高く、推薦成功数の多くなる条件にすることとする。

推薦条件を最適化するための従来手法として、協調フィルタリング[5]が挙げられる。協調フィルタリングでは、ユーザのコンテキストを利用して推薦条件を最適化する。従来の手法では、このコンテキストとしてアンケート結果や、SNS 情報[6]や、購買履

歴や購買順序[7]が利用されてきた。従来手法で利用されるフィードバック情報は、SNSへの書き込みや商品の購入履歴といった、ユーザがシステム運用者の期待する行動をとった時(期待行動実行時)のコンテキストおよび期待行動をとったという情報である。

従来の手法の問題として、推薦条件の最適化に最も有効なのはユーザがシステム運用者の期待する行動を取ろうと決断した時(期待行動決断時)のコンテキストであるにもかかわらず、それを利用できていないことが挙げられる。ユーザの期待行動実行時と行動決断時には、時間のズレがあり、この2つの時間のコンテキストは必ずしも一致しない。推薦履歴の最適化を行う上で重要なのは期待行動決断時のユーザのコンテキストである。そのコンテキストにはユーザがシステム運用者の期待する行動を取る要因が含まれているはずである。すなわち、従来手法では、ユーザの期待行動時のコンテキストと期待行動決断時のコンテキストが異なるような場合に、推薦の成功に影響の少ないコンテキストを利用した推薦条件の最適化を行ってしまい、推薦成功率、推薦成功数を低下させてしまうことがある。

本稿では、従来手法の課題を解決する推薦受信時のコンテキストを利用して行動推薦システムの推薦成功率と推薦成功数を向上させるアーキテクチャについて報告する。本稿の構成は次のとおりである。2節にて、提案アーキテクチャの特徴、構成、動作について説明する。3節で提案アーキテクチャの実用性を検証するフィールド実験の結果報告とその考察を行い、最後に4節でまとめる。

## 2. 提案手法

行動推薦システムは、コンテキスト、シナリオを入力として受信する。コンテキストとはユーザやモノの状態情報である。コンテキストの例を表1に示す。表1は、ユーザ識別子が「u1」、位置が「A」、住所が「北部」、周囲気温が「平温」、歩数が「1000」、目標歩数達成度が「達成」であるユーザのコンテキストを示している。シナリオとは推薦条件と推薦内容から構成される情報である。推薦条件は、推薦内容を実施する対象となるユーザの状態を示した条件である。シナリオの例を表2に示す。表2は、システム運用者が、「位置Aにいる住所が北部で周辺気温が平温のユーザに位置Aから位置Cへの散歩を推薦する」シナリオの例である。このシナリオの場合、推薦条件は「位置=A & 住所=北部 & 周囲気温=平温」、推薦内容は「位置Aから位置Cへの散歩推薦」となる。

ユーザが行動推薦を受信し、行動を決断し、期待行動を実行するとき、推薦条件の最適化を行うにあたって最も重要なのは行動決断時のコンテキストである。従来の研究では、推薦条件の最適化に期待行動実行時のコンテキストを利用してきた。しかし、我々は推薦受信時のコンテキストのほうが期待行動実行時のコンテキストよりも行動決断時のコンテキストに近いコンテキストであるという仮説を立て、推薦受信時のコ

ンテキストに基づいて推薦条件の最適化を行うアーキテクチャを提案する。

表1 ユーザのコンテキスト

属性名	属性値
位置	A
住所	北部
周囲気温	平温
歩数	1000
目標歩数達成度	達成

表2 従来の行動推薦システムで扱うシナリオ(入力情報)

シナリオ識別子	散歩 A→C
推薦条件	位置=A & 住所=北部 & 周囲気温=平温
推薦内容	位置Aから位置Cへの散歩推薦

提案アーキテクチャの特徴は、次のとおりである。

- 推薦受信時コンテキストを含んだ推薦履歴
- 期待条件を含んだシナリオ
- 推薦条件拡張を行うシナリオ登録処理
- 推薦履歴を利用した推薦条件最適化処理

以下、提案アーキテクチャの特徴、構成、動作について説明する。

### 2.1 推薦受信時コンテキストを含んだ推薦履歴

提案アーキテクチャでは、推薦履歴および推薦条件へのフィードバック情報を定義する。推薦履歴は推薦システムがユーザに対して推薦を実施した際の時刻、実施した推薦を示す識別子、推薦を実施したユーザ識別子、コンテキスト、推薦の成否情報から構成された情報と定義する。推薦の成否情報とはユーザが推薦に対して期待する行動を取ったか否かの情報である。推薦履歴の例を表3に示す。

表3に示す推薦履歴は、時刻が「10:11:21」、ユーザ識別子が「u2」、推薦識別子が「散歩 A→C」、成否情報が「成功」であることから、「10:11:21に散歩 A→Cという推薦をu2に行い、その推薦に対してユーザが成功と取れる行動を取った」ことを示している。また、推薦を実施した際のコンテキストが、位置が「A」、住所が「北部」、周囲気温が「平温」、歩数が「1000」、目標歩数達成度が「未達成」であることを示している。

表 3 推薦履歴

時刻	推薦識別子	ユーザ識別子	コンテキスト					成否情報
			位置	住所	周囲気温	歩数	目標歩数達成度	
10:11:21	散歩 A→C	u2	A	北部	平温	1000	未達成	成功

この推薦履歴は、行動推薦システムに登録されたシナリオと入力されるコンテキストにより生成、蓄積される。そして、蓄積された推薦履歴は、行動推薦システムに登録されている推薦条件の最適化に利用される。

### 2.2 期待条件を含んだシナリオ

提案システムでは、従来システムの入力に加えて期待条件をシステムに入力する。期待条件とは、あるシナリオにおいて推薦内容を実施したユーザに対してシステム運用者が期待するコンテキストである。この期待条件はシステム運用者が推薦条件、推薦内容と組にしてシステムに入力する。フィードバック情報収集アーキテクチャで扱う期待条件を含むシナリオの例を表 4 に示す。表 4 に示す期待条件を含むシナリオは、「位置 A にいる住所が北部で周辺気温が平温のユーザに位置 A から位置 C への散歩を推薦し、その結果ユーザが位置 C へ移動することを期待する」というシナリオである。このシナリオの場合、推薦条件は「位置=A & 住所=北部 & 周囲気温=平温」、推薦内容は「位置 A から位置 C への散歩推薦」、期待条件は「位置=C」となる。

この期待条件は、推薦に対する期待行動をユーザが取ったか否かをシステムが判定するために利用される。この判定の結果は、推薦履歴の推薦の成否情報の更新に利用する。

表 4 提案アーキテクチャで扱うシナリオ(入力情報)

シナリオ識別子	散歩 A→C
推薦条件	位置=A & 住所=北部 & 周囲気温=平温
推薦内容	位置 A から位置 C への散歩推薦
期待条件	位置=C

### 2.3 推薦条件拡張を行うシナリオ登録処理

提案システムは、シナリオ登録処理において、推薦条件を拡張する推薦条件拡張処理を行う。推薦条件拡張処理では、入力されたシナリオから推薦条件を取得し、推薦条件で指定される推薦対象の範囲よりも広い範囲の推薦条件を作成し、システムに登録する。以降、この推薦条件拡張処理で作成された推薦条件を拡張推薦条件とよぶ。拡張推薦条件は推薦成功数を向上させるために必要な条件で、この拡張推薦条件により提案アーキテクチャでは、本来入力されたシナリオでは推薦が行われない人への推

薦結果をサンプルデータとして収集する。このサンプルデータは、以降に説明する推薦履歴を利用した推薦条件最適化処理のうち範囲拡大最適化処理で利用される。

例えば、この拡張処理として、推薦条件から各属性情報をひとつずつ削除した条件を作成する方法がある。推薦条件拡張処理の例を表 5 に示す。

表 5 推薦条件拡張処理

推薦条件	条件式	削除された属性
元の推薦条件	位置=A & 住所=北部 & 周囲気温=平温	
拡張推薦条件 1	位置=A & 住所=北部	周囲気温=平温
拡張推薦条件 2	位置=A & 周囲気温=平温	住所=北部

### 2.4 推薦履歴を利用した推薦条件最適化処理

提案アーキテクチャでは、収集した推薦履歴を利用した推薦条件最適化処理を行う。推薦条件最適化処理では、範囲縮小最適化処理と範囲拡大最適化処理の 2 種類の最適化処理を行う。2 種類の最適化処理を行うのは、推薦成功率と推薦成功数をバランスよく向上させるためである。範囲縮小最適化処理では推薦条件を厳しくすることで、推薦対象のユーザの数を減らしながら成功率を高める最適化を行い、範囲拡大最適化処理では推薦条件を緩めることで推薦対象のユーザの数を増やししながら成功数を増やす最適化を行う。

範囲縮小最適化処理では、まず着目した推薦条件およびその拡張推薦条件に関する推薦履歴を抽出する。そして、抽出したそれぞれの推薦履歴で属性値ごとの成功寄与率を求める。属性値の成功寄与率は、その属性が現れる推薦履歴の成功数と失敗数をカウントし、成功数を成功数と失敗数の和で除した値とする。最後に、求めた各属性値の成功寄与率から元の推薦条件に追加する属性値を決定する。

範囲拡大最適化処理では、範囲縮小最適化処理と同様に、まず着目した推薦条件およびその拡張推薦条件に関する推薦履歴を抽出する。そして、抽出したそれぞれの推薦履歴の成功数と失敗数をカウントし、着目した推薦条件および拡張推薦条件の推薦履歴の成功率を求める。そして、求めた各推薦条件の成功率からどの属性値が最も成功率を低下させる要因となっているかを判定する。最後に成功率低下要因となっている属性を元の推薦条件から削除する。例えば、推薦条件拡張処理により作成された推薦条件が、元の推薦条件よりも成功率が高くなった場合、その差分の属性を元のルールから削除する。

範囲拡大最適化処理では、範囲拡張した推薦条件の成功率がわずかに低くなる場合にも、推薦条件拡張処理と元の推薦条件との差分を元のルールから削除する方法をとる場合がある。これは、システム運用者が、推薦成功率が若干減少しても推薦成功数

が増加することを望む場合である。このような場合のために提案システムでは、システム運用者が、推薦成功率の減少の許容範囲を予めシステムに設定できる。

## 2.5 提案アーキテクチャの構成

2.1節から2.4節で説明した特徴を持つ、提案アーキテクチャの構成について説明を行う。提案システムの構成図を図1に示す。提案システムには、期待条件を含んだシナリオとコンテキストが入力される。また、提案システムは、推薦条件拡張を行うシナリオ登録処理を行い、システムにシナリオを登録する「シナリオ登録処理部」とコンテキストから推薦履歴の生成および更新を行う「推薦履歴処理部」と蓄積された推薦履歴を利用した推薦条件最適化処理を行う「推薦条件最適化処理部」の3つの処理部と、シナリオを記憶する「シナリオ記憶部」と推薦履歴を記憶する「推薦履歴記憶部」の2つの記憶部で構成される。

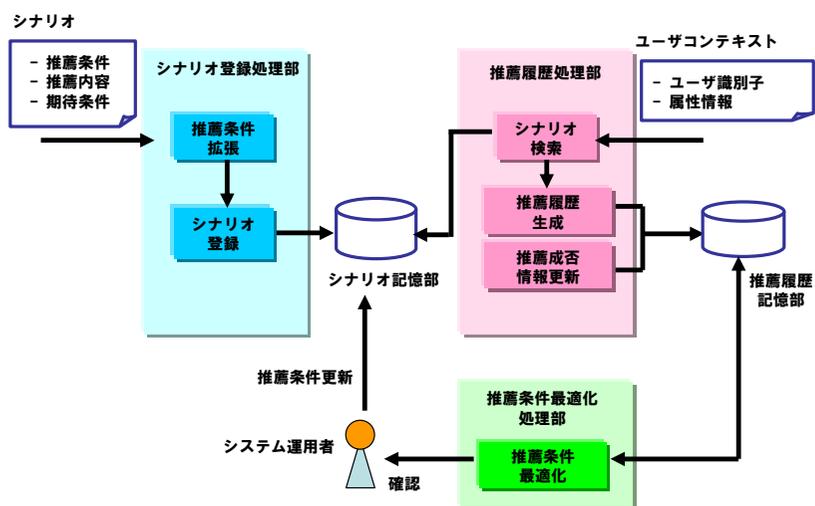


図1 フィードバック情報収集アーキテクチャの構成

## 2.6 提案アーキテクチャの動作

提案システムの動作は、シナリオが入力された際のシナリオ登録処理部の動作と、コンテキストが入力されたときの推薦履歴処理部の動作と、推薦条件の最適化を実行する推薦条件最適化処理部の動作の3つの処理に分けられ。

シナリオ登録処理部の動作は、シナリオが入力された際に開始する。シナリオが入力されると、シナリオ登録処理部は推薦条件拡張処理を行い、拡張された複数の推薦条件を作成する。そして、拡張された複数の推薦条件と入力されたシナリオを組にしてシナリオ記憶部に登録する。

推薦履歴処理部の動作は、コンテキストが入力された際に開始する。コンテキストが入力されると、推薦履歴処理部は、コンテキストに合致する推薦条件および期待条件をシナリオ記憶部から検索する。推薦履歴処理部は合致した条件が推薦条件であるか期待条件であるかによって以降の処理を振り分ける。コンテキストが推薦条件に合致した場合は、ユーザに対して推薦内容を実施するとともに、合致した推薦条件、ユーザ識別子、コンテキスト、処理時刻から推薦履歴を作成し、推薦履歴記憶部に登録する。なお、この推薦履歴の推薦の成否情報は未成功を示す値とする。期待条件に合致した場合は、合致した期待条件のシナリオの推薦条件およびユーザ識別子の一致する推薦履歴を推薦履歴記憶部から検索し、見つかった推薦履歴の推薦の成否情報を、成功を示す値に更新する。以上の動作により、推薦履歴処理部は、コンテキストを受信するのみで推薦条件の最適化に利用する推薦履歴を推薦履歴記憶部に蓄積することができる。

推薦条件最適化処理部の動作は、システム運用者が推薦条件最適化を指示することにより開始される。推薦条件最適化は、十分な推薦履歴が推薦履歴記憶部に蓄積されてから行われることが望ましい。推薦条件最適化が指示されると、推薦条件最適化処理部は、推薦履歴を利用した推薦条件最適化処理を開始する。この処理により、より成功率が高く、成功回数の多い推薦条件が生成され、システム運用者に提示される。システム運用者がこれを確認して問題がなければシナリオ記憶部の対応する推薦条件が更新される。

## 3. フィールド実験

### 3.1 実験概要

提案手法の有効性を検証するために、提案アーキテクチャの行動推薦システムを実装し、フィールド実験を行った[8]。フィールド実験では、10人の被験者に対して散歩推薦を行った。被験者には無線通信可能な歩数計を携帯してもらい、拠点に立ち寄った際にコンテキストを取得した。コンテキストを取得した行動推薦システムは、登録されたシナリオとコンテキストを比較し、ユーザのコンテキストに合う散歩コース推薦や歩数向上推薦を行った(図2)。本フィールド実験で扱ったコンテキストを表6に示す。

フィールド実験は、実験期間を期間Aと期間Bの2つの期間に分けて実施した。期間Aには、我々があらかじめ用意したシナリオを登録して散歩推薦を行い、期間Bには、期間Aの間に収集した推薦履歴を利用して最適化を行った推薦条件に変更したシナリオを登録して散歩推薦を行った。

以下、フィールド実験の結果から、提案アーキテクチャの推薦成功率と推薦成功数への効果、提案手法と従来手法との結果の差異について考察を行う。



図 2 フィールド実験の行動推薦システム

表 6 フィールド実験で用いたコンテキスト

属性名	説明
位置	ユーザの現在地
歩数	ユーザの歩数
平均歩数差	平均歩数と本日の歩数の差
前日歩数差	前日歩数と本日の歩数の差
平均帰宅時刻	ユーザの平均帰宅時間
拠点訪問回数	各拠点の訪問回数
時間帯	現在の時間帯
周囲気温	ユーザのいる位置の気温
散歩好きか	散歩が好きか否か

### 3.2 提案アーキテクチャの推薦成功率と推薦成功数への効果

フィールド実験の結果を表 7 にまとめる。また、表をもとに、期間 A と期間 B の推薦成功率、推薦成功数を比較したグラフを図 3 に示す。

表 7 および図 3 から、提案手法による最適化を行った推薦条件のシナリオを用いた期間 B のほうが期間 A に比較して、推薦成功率が高く、1 日あたりの推薦成功数が多くなっていることが分かる。推薦成功率に関しては、提案手法による最適化を行った推薦条件のシナリオは、元の推薦条件のシナリオと比較して、推薦成功率が約 1.6

倍、推薦成功数に関しては約 2.6 倍に向上している。この結果は推薦履歴を推薦条件最適化のフィードバック情報として利用する手法が有効であることを示している。提案手法を用いることで推薦成功率、推薦成功数ともに向上させることができた。

表 7 フィールド実験の結果

	期間 A	期間 B
日数(日)	20	4
推薦回数(回)	159	51
推薦成功数(回)	21	11
推薦成功率(%)	13.2	21.5
1 日あたりの推薦成功数(回)	1.05	2.75

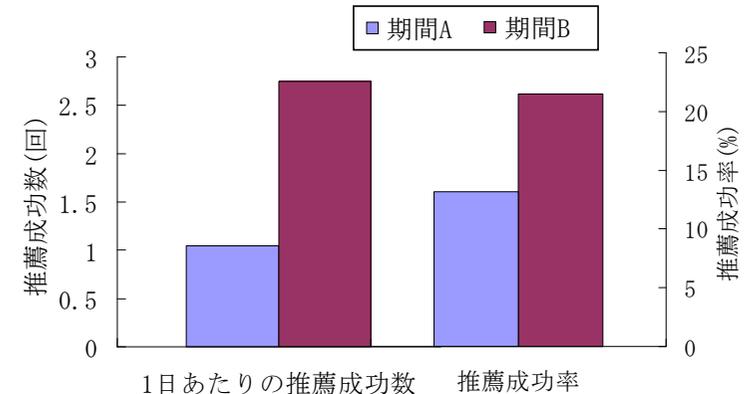


図 3 フィールド実験の結果

### 3.3 提案手法と従来手法との結果の差異

フィールド実験の推薦条件最適化の結果から、提案手法で得られる結果と従来手法で得られる結果の差異について考察を行う。フィールド実験で行われたシナリオの推薦条件最適化の一例を表 8 に、またこの推薦条件の範囲縮小最適化処理に用いられた推薦履歴の一部を表 9 に、範囲拡大最適化処理に用いたれた推薦条件および拡張推薦条件の推薦履歴の成功率を表 10 に示す。表 9 には説明のために、本来の推薦履歴には含まれない推薦成功時刻を追加している。表 8 を参照すると、この例では最適化により、元の推薦条件に「時間帯=昼前」が追加され、「住所=南部」が削除されている。

まず、従来手法と提案手法では、得られるフィードバック情報が異なる。この差分

は、表 9 における属性名「時間帯」の属性値である。提案手法では「11/25 11:17:43」および「12/05 11:40:34」のコンテキストの時間帯は「昼前」として扱われるが、従来手法ではこれらのデータは期待行動実行時の「時間帯=昼」として扱われる。表 9 における「時間帯=昼前」を含む履歴への推薦成功の偏りおよび図 3 に示す結果より、「時間帯=昼」ではなく「時間帯=昼前」が成功率の向上に影響与えているのは明らかである。この差は、行動決断時のコンテキストと期待行動実行時のコンテキストにはズレがあり、推薦受信時のコンテキストと行動決断時のコンテキストが同じであったと考えることができる。この効果により、推薦成功率を増加させることができた。

表 8 フィールド実験における推薦条件の最適化

シナリオ	散歩推薦 A→B
元の推薦条件	位置=A&住所=南部&周囲気温=平温
最適化後の推薦条件	位置=A&周囲気温=平温&時間帯=昼前
期待条件	位置=B

表 9 フィールド実験における推薦履歴

時刻	ユーザ識別子	位置	住所	周囲気温	時間帯	成否情報	推薦成功時刻(従来手法での時間帯)
11/25 11:17:43	U1	A	北部	平温	昼前	成功	12:14:56(昼)
11/27 13:21:24	U2	A	南部	低温	昼	未成功	
11/28 16:14:23	U3	A	南部	低温	夕方	未成功	
12/03 13:45:40	U1	A	北部	平温	昼	未成功	
12/05 11:40:34	U3	A	北部	平温	昼前	成功	12:27:32(昼)

表 10 フィールド実験における推薦条件および拡張推薦条件の推薦履歴の成功率

推薦条件	条件式	削除された属性	成功率
元の推薦条件	位置=A & 住所=南部 & 周囲気温=平温		0%
拡張推薦条件 1	位置=A & 住所=南部	周囲気温=平温	0%
拡張推薦条件 2	位置=A & 周囲気温=平温	住所=南部	14%

次に、従来手法と提案手法では扱うことになるフィードバック情報の意味が異なる。従来手法で得られるフィードバック情報は期待行動実行時をベースに集められたものであるため、期待行動実行をとりそうなユーザのコンテキストは分かっただとしても、期待行動を取らないユーザのコンテキストを特定するには向いていない。それに対

して、提案手法では拡張推薦条件を利用して、推薦の失敗を蓄積していくことで、どのようなコンテキストを持ったユーザがその期待行動を取りにくいかを判断することができる。例えば、表 10 では拡張推薦条件 2 と元の推薦条件を比較することで、「住所=南部」のコンテキストを持つユーザが期待行動を取りにくいことを判断することができ、推薦成功数を増加させることができた。

#### 4. まとめ

本稿では、推薦を受けた際のコンテキストを含んだ推薦履歴を利用して行動推薦システムの推薦条件を最適化する手法を提案した、また、本手法を実現するための推薦履歴の推薦条件の最適化への利用、期待条件を含んだシナリオの登録、推薦条件拡張を行うシナリオ登録処理、推薦履歴を利用した推薦条件最適化処理を含むアーキテクチャを提案した。

また、提案システムを用いてフィールド実験を実施し、行動推薦システムの推薦成功率と推薦成功数を評価した結果、推薦履歴の推薦条件のフィードバック情報としての有効性を示した。また、提案手法と従来手法との結果の差異について考察を行い、推薦受信時のコンテキストを利用することで、従来の期待行動実行時のコンテキストよりも、より行動決断時のコンテキストを利用した場合に近い最適化を行うことができることを示した。

本研究は、総務省からの委託研究「高齢者・障がい者（チャレンジド）のためのユビキタスネットワークロボット技術の研究開発」の成果である。

#### 参考文献

- 1) 中村 幸博 他: ライフログを用いたテレビ番組推薦システムの提案, 映像情報メディア学会技術報告 34(8), 9-11, 2010-02-19
- 2) 河又 恒久 他: 行動情報を利用した携帯端末への情報配信システムアーキテクチャ, 全国大会講演論文集 第 70 回平成 20 年(1), "1-425"- "1-426", 2008-03-13
- 3) NTT ドコモ i コンシェル  
<http://www.nttdocomo.co.jp/service/customize/iconcier/>
- 4) KDDI Karada Manager  
<http://www.au.kddi.com/sports/service/karada/index.html>
- 5) Konstan, J.A., Miller, B.N., Maltz, D., Herlocker, J.L., Gordon, L.R., Riedl, J.: GroupLens: applying collaborative filtering to usenet news. Commun. ACM, vol. 40, no. 3, pp. 77-87 (1997)
- 6) 澤井 里枝 他: SNS を利用した協調フィルタリングによる番組推薦手法, 情報処理学会研究報告. データベース・システム研究会報告 2010-DBS-151(43), 1-8, 2010-11-05
- 7) 岩田 具治 他: 購買順序を効率的に用いた協調フィルタリング, 情報処理学会論文誌. 数理モデル化と応用 49(SIG\_4(TOM\_20)), 125-134, 2008-03-15
- 8) 野村 崇志 他: ネットワークロボットを用いた高齢者活動促進のための行動推薦システムのフィールド実験, 電子情報通信学会, クラウドネットワークロボット研究会報告, 2011-05