

ユーザーの関心度の経時変化を考慮した コンテンツレコメンド技術

寺藺浩平¹ 楠嶺生宏¹ 烏谷彰¹ 松岡直樹¹ 駒場祐介¹ 柳沼義典¹

概要：本研究では、日々の生活での様々な活動により、ユーザーの興味が経時変化する点に着目し、ユーザーの状況に応じて、いつでもその時点で深い興味を抱いているコンテンツを推薦できるレコメンド技術を提案する。提案技術では、時間の経過に伴いユーザーの興味が徐々に薄れる事象や、興味に対する欲求を満たす体験で一時的に興味を喪失し、その後徐々に回復する事象を捉え、関心度（興味の深さ）を推定するモデルを定義する。ユーザー行動の履歴をこのモデルに適用し、興味を抱く対象に対するその時点での関心度をリアルタイムに計算する。計算の結果、関心度が大きいと推定された対象に、より特徴の類似したコンテンツほど興味深いコンテンツとする。このような提案技術の効果をスマートフォン向けの観光アプリで検証した。検証実験では提案技術を用いた観光スポットやツアー旅行の推薦を行い、その反応率を従来手法と比較した。その結果、約 1.5 倍の性能向上を示すことが分かり、その効果を確認できた。

Content Recommendation Technology Based on Changes in User Interest Over Time

KOHEI TERAZONO¹ KUSUMINE NARUHIRO¹ AKIRA KARASUDANI¹
NAOKI MATSUOKA¹ YUSUKE KOMABA¹ YOSHINORI YAGINUMA¹

1. はじめに

国内のスマートフォン普及率は 80%を超え、情報収集の手段として、多くの人がスマートフォンを他のメディアよりも優先して利用するようになった[1]。そのため、一般消費者向け事業を行う企業にとって、スマートフォン向けサービスの利用により、ユーザーへ購買や消費などの体験を促すことの重要性がますます高まっている。購買・消費を促進するスマートフォン向けサービスの典型的な形態の一つに、購買・消費対象をカタログ的に紹介するスマートフォンアプリがある。一般的に、このようなスマートフォンアプリから実際の購買・消費につなげるには、アプリの画面に表示する紹介コンテンツを、一人でも多くのユーザーに閲覧してもらい、体験の機会を生むことが求められる[2]。

一人でも多くのユーザーにコンテンツを閲覧してもらうためには、それぞれのユーザーにとって適切な内容のコンテンツを、適切な状態で提示することが重要である。実際、ユーザー自身の興味に合った内容のコンテンツが提示されると、ユーザーはそれを閲覧する確率（閲覧率と呼ぶ）が高くなることが知られている[3]。また、ユーザーの閲覧しやすい状況（場所などのユーザー状況）に合わせてコンテンツを提示することで、その閲覧率が高くなることも知られている[4]。ユーザーの興味に合った内容のコンテンツや、ユーザーが閲覧しやすい状況を見つけるために、様々なレコメンド技術の開発が進められている。

このようなレコメンド技術において、スマートフォンは

非常に有用である。例えば、スマートフォンは利用するユーザーが固定されている場合が多く、利用内容からそれぞれのユーザーの興味などを推定しやすい。また、位置情報の取得機能を持ち、ユーザー状況の推定が可能である。そのため、企業の提供するスマートフォンアプリにおいて、アプリ画面に表示するコンテンツの閲覧履歴や、スマートフォンの利用場所のようなユーザー状況の履歴を「行動ログ」として記録し、蓄積する。我々の研究では、この行動ログをもとにユーザーの興味に合った内容のコンテンツを、ユーザー状況に応じて推薦する研究分野において、さらなる閲覧率向上を目指している。

閲覧率の向上には、ユーザーがコンテンツを閲覧しやすい状況になった時点で、ユーザーの興味をリアルタイムに推定できることが望ましい。しかし、ユーザーがコンテンツを頻繁に閲覧し続けない限りは、ユーザーの興味を推定するために必要な「コンテンツの閲覧履歴」と、ユーザーが閲覧しやすい状況を推定する「ユーザー状況の履歴」が同じタイミングでは記録されることはない。そのため、一般的なアプリ利用においてユーザーの興味が推定されるタイミングと、ユーザーがコンテンツを閲覧しやすい状況になるタイミングは一致しない。ユーザーの興味は、現実には様々な要因で絶えず移り変わることから、前述の2つのタイミングが合わない場合、「過去の時点での興味」に基づいたコンテンツを推薦することになり、推薦時点でユーザーの興味に合ったものを提示できないという問題がある。

本稿では、興味の推定に必要な行動ログを頻繁かつ大量に収集できず、興味の推定とユーザー状況の推定タイミン

¹ (株)富士通研究所
<http://www.fujitsu.com/jp/group/labs/>

グが一致しない場合でも、ユーザー状況に応じていつでも推薦が行えるよう、興味をリアルタイムに捉えることを目的として、時間経過に伴う人の興味の移り変わりに着目したレコメンド技術を提案する。さらにスマートフォンの観光アプリに提案技術を適用し、効果を検証する。

2. 関連研究

本章では、まずユーザーの興味の推定によってコンテンツを推薦する主要なレコメンド技術について説明した後、興味の移り変わりを捉えた推薦の従来技術を説明する。

推薦方式には、主に以下の二つが挙げられる[5]。

(1) ユーザーベースの協調フィルタリング

本技術ではまず、性別や年代の同一性や、閲覧履歴の類似性等からユーザー間の関係を分析する。その結果から、レコメンド対象ユーザーの類似ユーザーを標本とし、標本の閲覧したコンテンツは、対象のユーザーも興味を持つコンテンツと推定し、推薦する技術である。推薦にあたってコンテンツのドメイン知識（その内容に関する知識や知見）を必要としないことや、他の標本の行動や知識を通して対象ユーザーの知らないジャンルやトレンドのコンテンツを推薦できる一方、閲覧履歴が少ないと標本の判定精度が下がり、興味を正しく推定できない。

(2) アイテムベースの協調フィルタリング

コンテンツ間の関係を分析し、その特徴ベクトルの類似度をもとに、ユーザーの閲覧したコンテンツに近いコンテンツを推薦する「アイテムベースのレコメンド」技術がある。ユーザーの興味を持つコンテンツに、特徴の類似するものも、興味を持つ確率が高いと見なすものである。1度のコンテンツ閲覧だけでなく過去の閲覧も考慮したレコメンド技術が「アイテムベースの協調フィルタリング」である。閲覧履歴が少ない場合でも、レコメンド対象のユーザーが1つでもコンテンツを閲覧していれば類似コンテンツを推薦できる一方、コンテンツのドメイン知識が必要で、対象のユーザー自身が閲覧したコンテンツの類似コンテンツが推薦されるため、レコメンド内容が知っているジャンルのものに偏りがちになる。

本稿の提案手法は、時間経過で人の興味が移り変わる点に着目する。上記(1)(2)のようなレコメンド技術において時間経過を考慮した研究がある。川前ら[6]はユーザーベースの協調フィルタリングにおいて、興味に類似性のあるユーザー同士の中でも、先行ユーザーと呼ばれる、いち早くコンテンツに対して行動を起こす（購入体験に至る）ユーザーに着目した技術を提案する。提案では「各ユーザーは類似の興味をもつ先行ユーザーと同様な行動をとり、先行性は時間変化する」という仮説に基づいた推薦を実現する。この研究の場合、興味の移り変わりを取得するには、「先行ユーザーの閲覧履歴や購買履歴」といったお手本を必要と

する。内田ら[7]は同じくユーザーベースの協調フィルタリングにおいて、コンテンツに対して行動を起こすタイミングの類似するユーザー同士の関係を考慮した推薦方式を提案する。この研究では、「流行への敏感さは人に依存する」という仮説に基づき、インスタグラムなどから取得する、「トレンド」という「世の中全体で発生する興味の移り変わり」に対して、ユーザーがそれに影響される時間差を推定する。この時間差をもとに推薦のタイミングを決定する。これら2つの従来研究では、特定対象に対する興味の深まる時点を予測可能だが、ユーザーが行動ログに記録されるような閲覧や購買といった行動を行わない時間帯に、移り変わり続ける興味を追従し、推定することはできない。

一方、Ding ら[8]は、アイテムベースの協調フィルタリングにおいて、ユーザーの興味が移り変わることから古い閲覧履歴に対して重みを小さく、最近の履歴に対して重みを大きくする方式を提案する。このような重みづけによって最近の興味が強く反映されたコンテンツをベースに、それと特徴の近いコンテンツの推薦を実現した。Pavlov ら[9]は、アイテムベースの協調フィルタリングにおいて、ユーザーの購買の時間推移モデルを利用した推薦方式を提案する。この提案では、1次のマルコフモデルを用いた興味の推移のモデル化で、購買対象物の類似性に加え「それを次に購買する確率」を考慮しレコメンド対象を決定する。この研究では、直前の履歴がレコメンド内容に大きく影響する。これら2つの研究は、閲覧や購買の時点以降は、時間経過してもユーザーの興味が変化しない前提で興味推定するものであり、現実には発生する可能性のあるその時点以降の興味の变化は、推薦内容に反映させることができない。

これらの関連技術に対する、我々の提案するレコメンド技術の位置づけについて説明する。我々は技術の適用先として、1章で述べた通り、頻繁かつ大量の行動ログが蓄積できないケースを想定している。少ない履歴からユーザーの興味が推定するにはアイテムベースの協調フィルタリングを用いた推薦方法が適する。しかしながらDing ら[8]やPavlov ら[9]の技術では最新の閲覧や購買履歴以降の興味が推定できない。したがって、これらとは異なる、継続的な興味の变化を捉える技術が求められている。

3. 提案手法

人はある事柄に興味を持った時、その事柄に関する行動をする。このことから、行動の実施時には、興味がある程度深まっていると考えられる。我々はこれを関心度という指標で表し、その変化をモデル化することで、継続的な興味の变化を捉えられると考えた。

事柄に興味深い間は、それに関するコンテンツ閲覧等の行動も繰り返し行われると考えた。このことから逆に、事柄に対する行動回数が多いほど、その興味の深さを表す関心度が大きくなるようにする。具体的には、事柄に関係

する行動が行われる度に、その関心度を一定量加算する。

しかし人が生活をする中では、1つの興味に対する行動だけを行うわけではなく、様々な活動を行っている。そのような生活での様々な活動によってそれまで抱いていた興味が徐々に薄れることがある。また、興味が深めていた事柄に対し「食べた」「買った」など欲求を満たす体験によって、一時的に興味を無くす場合がある。ただしそれは一時的なものであり、「食べた」「買った」体験自体の記憶も徐々に薄れるため、興味は回復し、再び「食べたい」「買いたい」という気持ちが徐々に戻る（図1）。

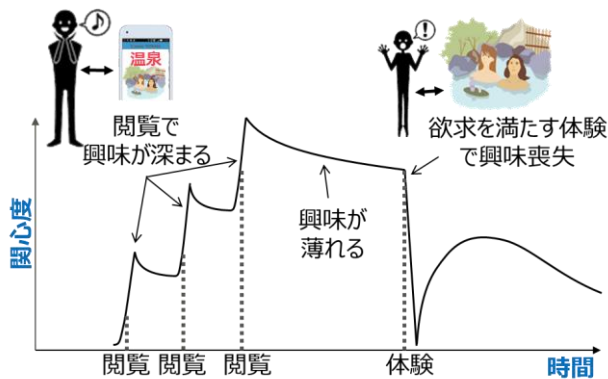


図1. 関心度の経時変化

我々は、前述のような興味が徐々に薄れる事象を「関心減衰モデル」、一時的に興味を無くしその後回復する事象を「関心喪失・回復モデル」として事柄に対するユーザーの関心度の経時変化を表す。これら2モデルを組み合わせ、ある時点でのそれぞれの事柄に対する関心度を求めることで、推薦すべきコンテンツを決定する方式を提案する。

A) 関心減衰モデル

人間の記憶特性に基づき、コンテンツ閲覧後の時間経過で興味を持っていた事柄に対する関心度が低下するモデルとする。事柄に興味が高まってそれに関係する行動（本稿では閲覧行動）を行った後、その事柄を思い返すような活動を行わなければ、その興味は忘却曲線にしたがって薄れるという実験結果[10]がある。エビングハウスの短期記憶に関する実験では、興味のない対象についての記憶は1時間で56%、1日に74%減少するという結果が得られている。そこで関心減衰モデルは、関心度が忘却曲線にしたがって低下するものとした。

B) 関心喪失・回復モデル

時間に依存した心理状態の変化が購買意欲に影響を与えるとする消費者行動論[11]に基づき、訪問や購入といった体験によってそれまでの欲求が満たされた場合、一時的に関心度を喪失、その後の時間経過で関心度が回復するモデルとする。欲求を満たした体験をした日時に関心度を一定の割合で減少させ、その後は体験に関する記憶が忘却曲線に従って薄れるのと相反するように関心度を徐々に増加させるものとした。

これら2つのモデルを組み合わせ、任意時点での事柄に対する関心度を計算し、推薦すべきコンテンツを決定する。下記の式(i),(ii)にその式を示す。

$$R = D \times p(m) \quad \dots (i)$$

$$p(m) = \left(\sum_{l=0}^n e^{-M_1(m,s) \times (Now - T(l))} \times Ap(a) \times a(m,l) \right) + \left(\sum_{k=0}^n \log_{M_2(m,s)}(Now - T(k)) \times An(a) \times a(m,k) \right) \quad \dots (ii)$$

まず、(i)(ii)式の前提として、興味の対象となる「事柄」はコンテンツのテキスト（説明文など）に含まれる単語とした。具体的にはテキストの形態素解析によって、名詞や形容詞といった形態素を抽出し、その形態素に対してTF-IDFと呼ばれる手法[12]によって重みづけを行い、テキストを特徴づける単語を決定した。

(i)において、 D は行成分がコンテンツで、列成分が全コンテンツのテキストに含まれる単語の出現有無を表す行列であり、 $p(m)$ はユーザー m の、関心領域(行列 D の列成分である単語群)の各要素に対する関心度を表すベクトル「関心領域ベクトル」である。 D に $p(m)$ を掛け合わせた R はユーザー m の各コンテンツに対する関心度のベクトルとなるため、 R からユーザー m にとって関心度の大きい、つまり興味を示しそうなコンテンツ群がわかる。

(ii)において、 $p(m)$ は2つの項の線形結合で構成される。第一項は関心減衰モデルに基づいた関心領域ベクトルの計算式である。ユーザー m の行動ログに含まれる行動 l により、 l に関連する事柄（単語）へ割り当てる規定の関心度 $a(m,l)$ に、実施日時 $T(l)$ から現在時刻 Now までの経時的な関心度減少率を掛けたものとなる。 $a(m,l)$ にはその行動種別に依存した正の重み付け $Ap(a)$ を掛ける。関心度減少率は忘却曲線に従うものとするが、個人差や利用シーンの違いを考慮可能とするため、ユーザー m と利用シーン s に依存したパラメータ $M_1(m,s)$ を持たせた。第二項は関心の喪失・回復モデルに基づく関心領域ベクトルの計算式である。 m の行動中、欲求を満たした体験行動 k による関連単語の規定関心度 $a(m,k)$ に、実施日時 $T(k)$ から現在時刻 Now までの、経時的な関心度回復率を掛けたものとなる。行動 $a(m,k)$ には、関心喪失のため、行動種別に応じた負の重み付け $An(a)$ を掛ける。関心度回復率は忘却曲線と相反するよう増加する曲線とするが、関心減衰モデルと同様、ユーザー m と利用シーン s に依存したパラメータ $M_2(m,s)$ を持たせた。ここで、「欲求を満たした体験行動 k 」の「関連単語」とは、その体験を生むきっかけとなるよう作成されたコンテンツから抽出された単語を指す。

これらの式により、リアルタイムに興味の対象とその関心度を推定することで、ユーザー状況に応じ、どんな時点でも即座に興味に合った推薦コンテンツを提示できる。

4. 検証実験

興味の経時変化を捉えてコンテンツを推薦することで、従来に比べて推薦したコンテンツの閲覧率が、向上する効果があることを確かめる。効果検証のため、観光スポットや、観光地にあるお店の紹介、ツアー旅行情報などの観光情報をコンテンツとした、個人観光を支援するスマートフォンアプリに提案モデルを適用し、実験を行った。実験期間は2019年1月から2020年3月まで、約2500名のアプリユーザーに対して、それぞれの興味に合ったコンテンツを推薦し、その反応（後述）を取得した。推薦コンテンツの提示タイミングとするユーザー状況は、通知に気づきやすい「アプリを起動している状況」や、観光スポットの近隣まで来ていることをユーザーに気づかせるための「観光地巡りでの移動中状況」とし、その状況でのユーザーの関心度上位5つのコンテンツのタイトル一覧を、スマートフォンの通知機能を用いた通知とともに、画面へ提示した(図2)。

また、コンテンツの閲覧履歴、コンテンツで紹介する観光スポットなどへの実訪問の履歴を、行動ログとしてユーザーごとに蓄積した。さらに推薦への反応として、提示されたタイトル一覧から特定のコンテンツを閲覧する行動である、コンテンツ選択操作を記録した。



図2. 提示されたコンテンツ群

4.1 実験のシステム

実験のシステム構成を図3に示す。行動ログやコンテンツ選択操作のログは、スマートフォンアプリで取得後、逐次サーバーへアップロードする。また前述のユーザー状況を把握するため、スマートフォンアプリ側では位置情報を取得し、観光地内の数か所に設定した「ジオフェンス」と呼ばれるエリアに入出入りしたタイミングと、アプリを起動したタイミングに、それぞれ推薦すべきコンテンツをサー

バーへ要求する。サーバーではその要求を受けるとそのスマートフォンユーザーの過去の行動から、その時点での関心度を計算し、関心度の大きい順にコンテンツのタイトル一覧を返す構成となっている。

行動ログは、スマートフォンで取得された位置情報(緯度・経度)を付加した上でサーバーへアップロードし、サーバーで位置情報をもとに訪問した観光スポットを特定する処理を行っている。

なお、本検証実験システムのサーバーは、8コアCPUで32GBのメモリを備えたIaaS仮想サーバー上で、Dockerコンテナを用いてレコメンド機能を実装しており、1秒以内で推薦結果を返すことが可能である。また、観光アプリはiOS™、Android™のOSに両対応している。

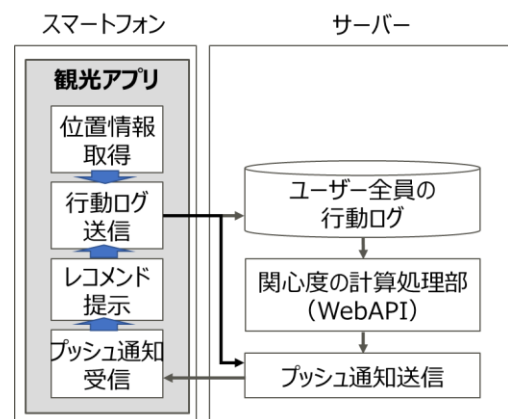


図3. 検証実験のシステム

4.2 実験に用いたコンテンツ

実験に用いたコンテンツ数は272で、これらのコンテンツがアイテムベースの協調フィルタリングによる推薦を行うのに十分な要件を満たすことを、実験に先立って確認している。具体的には、各コンテンツに含まれる観光情報の説明文から抽出される特徴ワードには、必ず他のコンテンツと共通する単語を含み、他と相関がなく推薦されないコンテンツが存在しないことを確かめている。そのため、それ以前の行動ログの蓄積がなくとも、1コンテンツの閲覧からでも興味を考慮したコンテンツの推薦が可能である。

なお、コンテンツの説明文は、文中から平均35種類の単語を抽出でき、各単語は、平均6コンテンツに共通して出現する程度のボリュームを有した。

4.3 シミュレーション

実験前に、提案した関心度の計算式のパラメータを決定するため、上記のコンテンツと観光アプリの対象ユーザーである、旅行者の模擬的な行動ログを用いて関心度の経時変化のシミュレーションを行った。旅行者は、旅行前に興味のある観光スポットを調査し、旅行先では興味あるスポットに訪問したり、アプリを見ながら次の行き先を決めたりするという典型的な行動をとると考え、模擬的な行動ログを作成した。表1は、ユーザーXが旅行の約1週間前に城跡に関する情報を閲覧し、旅行の直前には現地のグルメ情

報を閲覧、さらに、旅行中には閲覧していたグルメ情報をもとにレストランを訪問したことを示している。

表 1 典型的な旅行者を想定した模擬的な行動ログ

行動	日時	行動内容	場所
1	2019/7/30 19:00	観光アプリを起動し、観光地「富山城址公園」の紹介コンテンツを閲覧	自宅
2	2019/7/30 19:05	観光地「高岡古城公園」の紹介コンテンツを閲覧	自宅
3	2019/8/12 20:15	観光アプリを起動し、「カニ食べ歩きツアー」の情報コンテンツを閲覧	自宅
4	2019/8/14 12:30	「魚津港のカニ料理レストラン」に訪問	旅先
5	2019/8/14 14:10	観光アプリを起動し、レコメンドされた「魚津城跡」の紹介コンテンツを閲覧	旅先

このような模擬的な行動ログに対して関心度が適切な経時変化するよう、関心度の計算式におけるパラメータの調整を行った。「適切な」関心度の経時変化とは、観光旅行の計画段階から旅行実施までの期間、少なくとも具体的な計画が行われると考えられる旅行前2週間の行動は、旅行時の行動に深く関係するものと考え、その興味の減衰が関心度の値に反映されることとした。また連休などを使った長くとも3~4日の観光旅行を想定しているため、その期間が過ぎれば同じ事柄への興味が回復すると考え、興味の喪失・回復が関心度の値に反映されるようにした。

図4~6は行動2,3,4の直後の時点での、各単語に対する、調整後のパラメータを用いて導出した関心度の値を表したものである。ただし、図に示した単語は関心度の変動の大きいものを上位から12件を抜粋したものである。行動3の直後に、約2週間前(行動1,2)に閲覧したコンテンツの影響(図4)を薄く、行動3で閲覧したコンテンツの影響を強く受けた関心度(図5)になるよう調整した。また観光スポットや店舗へ訪問により、その旅行中における以降のアプリ使用時に、欲求の満足されたコンテンツが推薦候補にならないよう、そのスポットを紹介するコンテンツに含まれた単語(図では「カニ」「味」)の関心度を低下(図6)させた。さらに旅行の1週間後には低下した関心が回復する(「セリ」の半値程度になる)よう調整した(図7)。

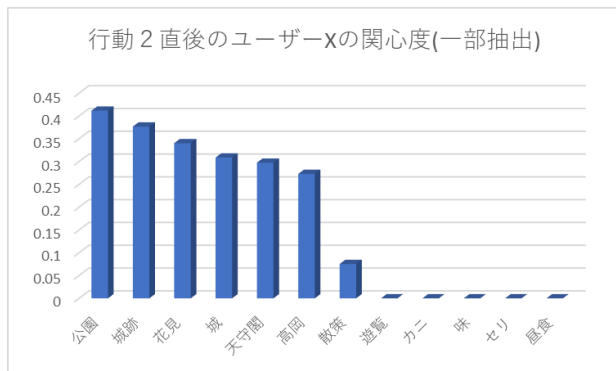


図 4 旅行 2 週間前の行動 (行動 2) 後の関心度

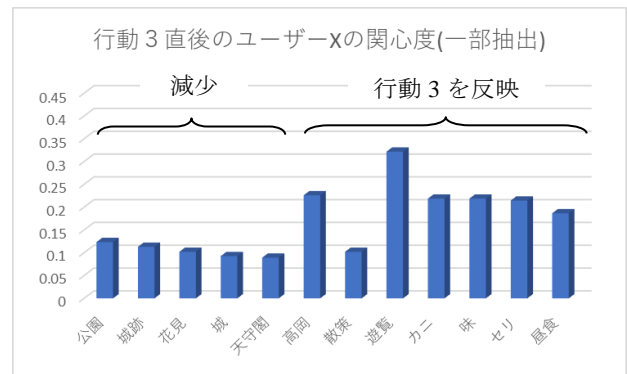


図 5 旅行直前の行動 (行動 3) 後の関心度

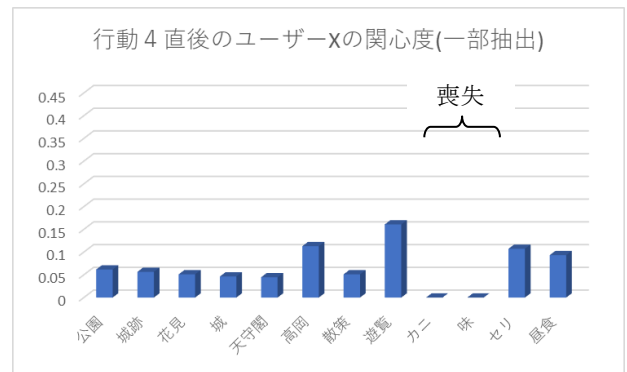


図 6 旅先での訪問行動 (行動 4) 直後の関心度

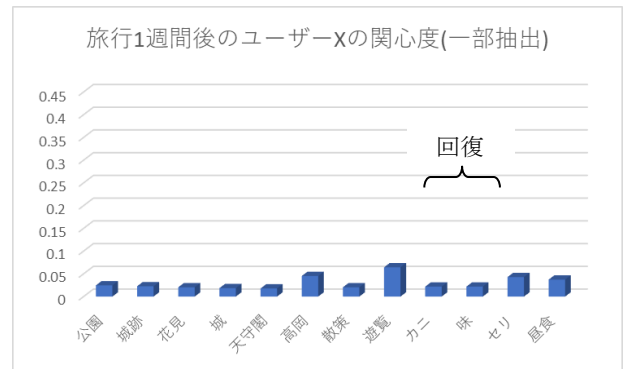


図 7 旅行 1 週間後のユーザー X の関心度

シミュレーションの結果、コンテンツ閲覧に対する重み $Ap(a)$ は 3.0、実訪問に対する重み $An(a)$ は -3.0、関心減衰の減少率 $M_1(m,s)$ はすべての m,s に対して固定値 80.0、関心回復の回復率 $M_2(m,s)$ も同じく固定値 80.0 として実験を行った。

4.4 実験方法

実験では、関心度の経時変化を考慮しない従来方式と、経時変化を考慮する提案方式で、推薦に対する反応率を測定し、比較した。従来方式は、推薦実施時点で最新の閲覧行動発生日における閲覧コンテンツのみから、単語毎の関心度を計算し、推薦コンテンツを決定した。対して提案方式は、推薦実施時点から過去すべてのコンテンツ閲覧履歴と観光スポットへの実訪問履歴を用いて単語毎の関心度を計算し、推薦コンテンツを決定した。

提案方式である 2 つのモデルについて、それぞれの効果

を検証するため、興味の減衰・喪失・回復の影響を考慮した推薦と、減衰の影響のみ考慮した推薦に対するコンテンツへのそれぞれの反応率を取得した。具体的には、前者は推薦実施時点で閲覧履歴と実訪問履歴が存在する場合の反応率を、後者は閲覧履歴のみ存在する場合の反応率を集計した。

反応率は、全アプリユーザーへの推薦実行数を分母、推薦により提示されたタイトル一覧からのコンテンツ選択操作回数を分子として計算した。1人のアプリユーザーが、1回の推薦に対して複数のコンテンツを選択操作したのものに関しては、反応1回と数えた。

4.5 実験結果

実験期間中に、従来方式での推薦は101回、提案方式での推薦は173回実行された。173回のうち、興味の減衰・喪失・回復を考慮した推薦が75回、興味の減衰のみ考慮した推薦が98回であった。

推薦されたコンテンツへの反応率は、従来方式で約9.9% (10/101回)、提案方式で約14.5% (25/173回)となった。さらに提案方式の内、興味の減衰・喪失・回復を考慮した推薦でのコンテンツに対する反応率は約10.6% (8/75回)、興味の減衰のみ考慮した推薦での反応率は17.3% (17/98回)であった。

また提案方式は、ユーザーの興味が推定されるタイミングと、ユーザーがコンテンツを閲覧しやすい状況になるタイミングがずれた場合でも、的確な推薦を提示できることを特徴とするため、その「ずれ」と反応率についての結果を表2に示す。本実験での「ずれ」は最後にコンテンツ閲覧履歴が記録された日時から、推薦が実行された日時までの経過時間である。

表2 閲覧から推薦実行までの経過時間と反応率

	30分以内	30分～1日	1日～1週間	それ以上
従来手法	約13.3%	約9.4%	約11.1%	約10.0%
提案手法全体	約13.2%	約14.3%	約18.8%	約14.9%
提案手法減衰・喪失・回復	約13.5%	約16.5%	約14.4%	0%
提案手法減衰のみ	約13.0%	約12.6%	約22.1%	約26.3%

従来手法では、閲覧履歴が記録された直後の推薦で最も反応率が高く、時間がたつと反応率が10%前後に低迷した。それに対して提案手法では、閲覧履歴が記録された直後から1週間が経過した後の推薦でも高い反応率を持続する結果となった。ただし1週間以上経過すると、興味の喪失・回復を考慮した推薦への反応率が0%になった。

5. 考察

今回、検証実験の結果から、関心度の経時変化の考慮によって反応率を9.9%から14.5%へ約1.5倍に高めた。これは、コンテンツの閲覧履歴の更新されない期間も、ユーザーの興味の経時変化に追従して推定を行った結果、1週間

にわたって高い反応率を持続できたことが功を奏したと考えられる。興味の減衰と喪失・回復を考慮した推薦の結果、30分～1日後の推薦で従来比1.8倍の反応率が得られ、関心喪失・回復モデルの高い効果が示された。これは実訪問によって喪失させた関心度が、実際のユーザーの興味の喪失と合致していた結果と考えられる。実際、寿司店を訪問したユーザーが、その訪問後に海鮮関連のコンテンツは閲覧しない事象も見られた。また、興味の減衰のみ考慮した推薦の結果、1日後以降からの反応率が20%を超える非常に高い値になっており、関心減衰モデルの効果が示された。こちらも過去の閲覧履歴の関心度への影響が、実際のユーザーの興味に近いのではないかと考えられる。

しかしながらコンテンツ閲覧から1週間以上経過後は興味の減衰・喪失・回復を考慮した推薦への反応率が思わしくなかった。我々はその原因が、提案したモデルのパラメータにあるのではないかと考えている。

本章では提案モデルのパラメータの決め方について考察し、さらに提案モデルを観光以外のシーンへ適用するにあたっての課題について考察する。

5.1 パラメータの調整

前述のとおり、関心喪失・回復モデルの効果について、コンテンツ閲覧から1週間以上経過後の結果が想定した反応率を下回った。また関心減衰モデルについても今回確認できた効果が本技術の上限であるかどうかの見極めが必要であろう。興味の減衰・喪失・回復を考慮した推薦について詳しく調査すると、もし関心が回復していれば推薦できていたコンテンツを閲覧しているケースが散見された。このことから関心度の回復の傾きは調整の余地があると考えている。今回は旅行者であるユーザーの行動をもとにしたシミュレーションに基づき、提案モデルのパラメータ $Ap(a)$ や $An(a)$, M_1, M_2 などの値を調整し決定した。この調整において留意すべきと感じた点について考察する。

・関心喪失

観光スポットへの実訪問を「欲求を満たす体験」と考え、一律に関心度を低下させたが、実訪問により必ずしも欲求が満たされるとは限らない。そのような場合には体験に対して関心度を変えない、あるいは増加させるようなパラメータ調整の必要がある。

・重みづけ

今回、コンテンツ閲覧に対して単語にすべて同一の重みづけ（パラメータ $Ap(a)$ ）を行っている。しかし、コンテンツを数秒見ただけの場合と、内容をじっくり読み、さらには関連リンクまで見た場合とは単語の重みが異なる可能性があり、パラメータに反映しなければならない。

5.2 観光以外のシーンへのモデル適用

今回の検証実験は、観光のシーンを題材に技術の検証を行ったが、提案技術は観光のシーン以外にも汎用的に適用

することを想定している。観光のシーンとその他のシーンで異なるのは、行動ログに記録される「体験」である。観光シーンを題材にした検証実験では「コンテンツ閲覧」「観光スポットや店舗への実訪問」の2種類の体験を扱った。観光以外のシーンを考えた場合、そこで扱う体験の関心度への影響力を考慮すると、モデルやパラメータに関して、以下のような課題があると考えている。

・単語の抽出

興味の対象である「事柄」について、観光情報がコンテンツの場合にはテキストから抽出した単語を「事柄」として扱った。しかし、そもそもコンテンツにテキストが含まれないなど、単語を抽出できないようなシーンで本技術を適用するには、「事柄」を表すための単語に代わる情報を見つける必要がある。

・関心度の経時的な減少

提案モデルでは、日常生活を送る中で、興味に関する事柄から離れている間は、関心度が徐々に減少するものとした。しかし、通勤電車遅延時の振替輸送に関するものなど、体験の頻度は低いものの、必要時においては興味が深くなるケースが存在する。このような種類の体験については関心度が徐々に減少しないようパラメータ調整する必要がある。

6. まとめと今後

興味の推定に必要な行動ログを頻繁かつ大量に収集できない場合においても、ユーザー状況に応じていつでも推薦が行えるよう、興味をリアルタイムに捉えることを目的として、時間経過に伴う人の興味の移り変わりに着目したレコメンド技術を提案した。提案技術では、移り変わるユーザーの興味を推定するため、事柄に関して関心度という指標を定義し、ユーザーの体験により関心度が減衰、喪失・回復するモデルを作成した。これにより閲覧履歴の更新されない期間でも人の興味を推定できるようにした。この提案技術を観光アプリへ適用し、検証実験にて、興味の移り変わりを考慮しない従来方法と、提案方法とで、推薦コンテンツに対する反応率を比較した。その結果、提案技術を用いた場合の反応率は、従来の約1.5倍となり、本技術の有効性を確かめられた。提案技術を用いることで、企業は従来技術に比べてコンテンツを閲覧するユーザーを50%増加させることができる。この結果、実際の購買・消費も増加することが見込める。

一方、今後の課題として、提案したモデルのパラメータである関心度の減衰や回復の強さ、傾きの値を決める必要がある。今回は観光シーンを想定し、旅行者の行動を考慮してパラメータを定めた。しかし、記事の推薦や洋服の推薦など他のシーンでは、コンテンツ閲覧時間や単語に依らない関心度を考慮したパラメータ設定が必要となる。シーン毎にパラメータを定めるのは手間を要するので、レコメ

ンドシステムを運用する中で自動調整する方法などを検討していきたい。

また、実際に様々なシーンに提案技術を適用し、今回の検証実験で見られたような効果を得られるかの検証を進めたい。効果の表れないシーンでは、収集データから原因の分析を行い、より普遍的なモデルへの拡張を考えたい。

参考文献

- [1] “モバイル&ソーシャルメディア月次定点調査 2018 年総集編【トレンド版】”，株式会社ジャストシステム
<https://marketing-rc.com/report/>
- [2] Zajonc, R. B. Attitudinal effects of mere exposure. *Journal of Personality and Social Psychology Monograph*, 1968, 9, 1–27.
- [3] 新井範子, 北川和裕. ユーザの好きと嫌いを聞き分けるパーソナライゼーション技術. *日経エレクトロニクス*. 2003, pp.127-13.
- [4] 堀田創, 野澤貴, 萩原将文. ニューラルネットワークを用いた位置情報に基づくインターネット広告配信システム. *日本知能情報ファジィ学会誌*. 2008, Vol.20, No.3, pp.347-356.
- [5] 神島敏弘. 推薦システムのアルゴリズム(1). *人工知能学会誌*. 2007, Vol.22, No.6, pp.826-837.
- [6] 川前徳章, 坂野鋭, 山田武士, 上田修功. ユーザの嗜好の時系列性と先行性に着目した協調フィルタリング. *電子情報通信学会論文誌*. 2009, J92-D(6), pp. 767-776.
- [7] 内田友梨佳, 牛尾剛. SNS におけるユーザのトレンドに対する態度を考慮したファッション情報推薦手法. *DEIM Forum*. 2016, F2-5.
- [8] Y. Ding and X. Li. Time weight collaborative filtering. *Proc. 14th ACM International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM)*, 2005, pp.485–492.
- [9] D. Pavlov and D. Pennock. A maximum entropy approach to collaborative filtering in dynamic, sparse, high-dimensional domains. *Advances in Neural Information Processing*. 2002, vol.15, pp.1441–1448.
- [10] T.L.Brink. Unit 7: Memory. *Psychology: A Student Friendly Approach*, 2008, pp.126.
- [11] 山口景子. 消費者の心理状態の変化を考慮した動的モデルによる購買量分析. *マーケティングサイエンス*. 2015, Vol. 23, No. 1, pp. 61-78
- [12] 相澤彰子. 語と文書の共起に基づく特徴度の数量的表現について. *情報処理学会論文誌*. 2000, Vol. 41, No. 12, pp. 3332-3343