

ECサイトのWebアクセスログを用いた 革新的ユーザ推定手法の提案

市川 裕介^{†1} 中村 美穂^{†3}
岸本 康成^{†2} 小林 透^{†1}

本論文では、ユーザのWebサイトへのアクセスログから、革新的ユーザか否かを推定する手法を提案する。革新的ユーザとは、新製品に興味を持ち自身の考えを持って商品を選択することができるユーザを指し、一般的にイノベータやアーリーアダプタと呼ばれるものである。推定にあたっては、革新的なユーザと保守的なユーザはECサイトにおけるWebページの参照行動、具体的には各種Webページへの参照頻度が異なるという仮説に基づき、ECサイトのWebページへのアクセス回数データを素性にSupport Vector Machineを適用して革新的なユーザを推定する手法を提案する。本手法を、7,000名規模のパネルから収集したWebアクセスログを用いて評価した結果、Precision値0.8前後で革新的なユーザを推定でき、アンケート回答を用いた推定のPrecision値0.58を上回る精度で推定できた。

A Proposal of Extracting Innovative Users with Web Access Log of an E-Commerce site

YUSUKE ICHIKAWA,^{†1} MIHO NAKAMURA,^{†3}
YASUNARI KISHIMOTO^{†2} and TORU KOBAYASHI^{†1}

We study a way of extracting user groups having a specific psychographics. Especially we define innovative users as that segment interested in buying new items. Identifying such users will allow more firms to develop and market new products more efficiently. This paper assumes that innovative users are interested in specific information found on particular web pages on an e-commerce website. Once those web pages have been identified, new users can be categorized as innovative based on the pages they access. We propose a method of analyzing web access logs to classify users as innovative or not and report its effectiveness.

1. はじめに

ブロードバンドネットワークの普及により、商品の情報収集や購入を目的としてインターネットを利用するユーザが増えている。平成22年度に総務省が行った調査によると、日本のインターネットの人口普及率は78.2%に及び、インターネット利用者の44.3%が商品・サービスの購入・取引を目的としてインターネットを利用すると回答している¹⁾。また、小売市場が縮小している中で、消費者向け電子商取引(BtoC EC)市場は継続的上昇傾向を示し、平成22年の経済産業省の調査では、前年比16.3%増の7.8兆円となった。ECの浸透を示す指標であるEC化率も前年比0.4ポイント増の2.5%になっている²⁾。このように、今後インターネット上での消費活動の増加に伴い、インターネット上の各サーバに蓄積されたWebアクセスログの量も増加すると考えられる。Webアクセスログには多くのユーザの行動が記録されていることから、今後多くのユーザの動向を分析し、マーケティング等に活用したいと考える事業者などによってWebアクセスログが有効利用されることが期待される^{3),4)}。

Kotlerらによると商品の販促活動において、売り手は個々の買い手に向けて別々のマーケティングプログラムを設計することが理想であり、個々の買い手を捉える方法として消費者を各種属性によって細分化する方法を紹介している⁵⁾。従来、ユーザを細分化するための属性として、性別や年齢といったデモグラフィック属性が盛んに利用されてきたが、ユーザの価値観の多様化により性別や年齢だけではユーザの実態を捉えることが難しくなると言われている。そこで、ユーザの活動や関心事、意見あるいはパーソナリティや態度といったサイコグラフィック属性に注目が集まっており、サイコグラフィック属性を用いてユーザを細分化し、実態を捉えようとする傾向にある^{5),6)}。

サイコグラフィック属性の代表的な事例として、Rogersらが提唱したイノベータ理論がある⁷⁾。イノベータ理論ではユーザはイノベーションに対する採用時期の早さにより、イノベータ、アーリーアダプタ等の5つのグループに分類し、各グループにおけるライフスタイルやパーソナリティの違いがあることを示している。

^{†1} 日本電信電話株式会社 NTT サイバーソリューション研究所
NTT Cyber Solutions Laboratories, NTT Corporation

^{†2} 日本電信電話株式会社 NTT 情報流通プラットフォーム研究所
NTT Information Sharing Platform Laboratories, NTT Corporation

^{†3} エヌ・ティ・ティ・コミュニケーションズ株式会社
NTT Communications Corporation

我々は、サイコグラフィック属性のひとつとして、Rogers らが提唱したイノベータ理論を参考に、新製品に興味を持ち自身の考えを持って商品を選択することができるユーザ（イノベータとアーリーアダプタに該当するユーザ）を革新的ユーザと定義し、商品購入に向けた情報収集や実際に商品購入を行う EC サイトのアクセスログを用いて革新的ユーザを抽出することを目指している。例えばユーザに商品のクチコミ情報などを提供する情報収集サイトにおいて、新製品に興味を持つ革新的ユーザの商品に対する評価情報は、新製品のその後の売り上げを予測したり、革新的ユーザにいち早く新商品情報を提供してブログ等にて商品に対する感想を書いてもらうことにより、革新的ユーザを販売促進活動のひとつとして活用することもできる。このように、革新的ユーザの抽出は、より多くの商品を販売したい事業者にとって、マーケティングに利用できる重要な意味を持つ。

本稿では、先述の商品情報収集サイトや EC サイトを適用対象サイトとして、サイトへのアクセス傾向の違いに着目した革新的ユーザの推定・抽出手法を提案する。以下、2章で従来の革新的ユーザ抽出手法とその課題について説明し、3章で提案する推定手法について説明する。4、5章にて実ログデータを用いた提案手法の評価実験とその結果、考察について述べ、6章でまとめについて述べる。

2. 従来の推定手法と課題

従来、イノベータ理論のイノベータやアーリーアダプタといった属性を持つユーザを抽出する方法として、アンケートデータを分析する方法が用いられてきた。例えば、斉藤らは心理スケールを構築するために700項目の変数を用意し、アンケートから日本人の価値観の類型化することにより、イノベータ理論の分類に適応するグループの抽出を実現している⁸⁾。

しかし、ユーザにとってアンケートへの回答負担は大きく、全てのユーザがアンケートに回答するわけではないことから、アンケートに回答した特定のユーザのみしか対象にできない推定手法では、大規模に特定の属性に該当するユーザを抽出することに適さないという課題がある。

一方で、商品レコメンデーションに活用する事を目的として、ユーザ間やアイテム間でのコンテンツ採用の伝搬率や順番を考慮して、ユーザごとに先にコンテンツを採用したユーザを革新的ユーザとして抽出する手法が提案されている。Song らは過去の購買履歴から作成される information flow network を用いて将来の購買を予測する手法を提案している⁹⁾。川前らは時間が経過すると指数関数的に他へ及ぼす影響力が減少することを仮定しモデル化した personal innovator degree を提案している¹⁰⁾。

これらの手法は、アンケートのような明示的入力が必要としない。しかし、特定の商品に対するユーザの購買順序を用いているため、多くのユーザが同一の商品を購入する分野（例えば家電製品等）においては有効だが、各商品の販売数が少なくユーザ事に購入商品が異なるような場合（例えば、他人と被る事が嫌われる服飾のような分野や、商品種類数が多く興味分野が広範囲に分散しがちな書籍・音楽等の分野）においては利用できない。

本研究では、以上で述べた従来手法の課題である、(1) アンケートのようなユーザの明示的な入力に頼らず、(2) 多くのユーザに共通する特定の購入商品がなくても推定可能な方式の構築を目的とする。

3. 革新的ユーザ推定手法の提案

3.1 提案概要

Rogers らは、ユーザのイノベーション採用時期の違いによって、パーソナリティやライフスタイルが差があり、異なる行動の特徴を持つことを示している⁷⁾。この事は、ユーザのサイコグラフィック属性によって、インターネット上での行動特性も異なる可能性があることを示唆しており、それに伴い Web ページへのアクセス傾向も異なる可能性がある。筆者は以前の研究において、ユーザの Web アクセスログのドメインとアクセス回数の分布がべき乗則を示し、そのべき指数の大きさの違いにより、Web 利用の目的がはっきりしているユーザと多様な目的で Web を利用するユーザを分類できる可能性があることを示した¹¹⁾。同様に、あるユーザが革新的ユーザか否かについても、Web アクセスログから得られる Web ページへのアクセス傾向の違いを用いて推定できると考えられる。

例えば、新製品に興味を持つユーザは Web サイトにおいて新商品を紹介する Web ページを頻繁に閲覧するだろう。また、自身の考えで商品を選択するユーザは商品の選択に必要な情報を収集するために、商品の詳細情報が掲載されている Web ページにアクセスすると予想される。逆に保守的なユーザはランキングや価格情報を気にして、それらの情報が得られるページへのアクセスが多いかもしれない。このように、ユーザが革新的ユーザか否かによって興味を持つ情報が異なるため、アクセス先の Web ページもまた異なる事が予想される。そこで、Web ページが含んでいる情報の種類によって Web ページを複数の Web ページ群に分類し、各種 Web ページ群に対するユーザのアクセス傾向の違いに着目することで革新的ユーザの抽出が可能であると仮説を立てた。

ユーザの各種 Web ページ群へのアクセス傾向を定量化する手段として、行動ベクトルというベクトル量を導入する。ユーザ i の行動ベクトル V_i は下記のように定義される。

$$V_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{ij}, \dots, v_{ip}) \quad (1)$$

(1) 式の行動ベクトル V_i の次元数 p は Web ページ群の数であり, p 種類の Web ページ群に対応してベクトルの要素が存在することを示している. 行動ベクトルの j 番目の要素 v_{ij} は, ユーザ i の j 番目の種別の Web ページ群 x_j へのアクセス回数 a_{ij} に正規化などの処理を施した数値である. ここで, Web ページ群 x_j へのアクセス回数 a_{ij} とは Web ページ群 x_j に含まれる各 Web ページへのアクセス回数の総和で定義される数値である. Web ページの各種 Web ページ群への集約方法の詳細は 3.2 節にて述べる.

前述した仮説より, 行動ベクトル V_i からユーザ i の革新性ラベル P_i を導出する推定モデルが存在すると考える. ここで革新性ラベル P_i とはユーザ i が革新的ユーザか否かを表す 2 値のラベルを表している. 推定モデルを構築することにより, 革新性ラベルが未知のユーザ n に対して, Web アクセスログから算出可能な行動ベクトル V_n を用いて革新性ラベル P_n を推定することが可能となる. 推定モデルの構築には機械学習の 1 つである教師つき学習を用いる. 教師つき学習は行動ベクトル V_i と革新性ラベル P_i の組 (V_i, P_i) を複数組用意し, これを訓練データとして用いることにより行う. なお, 教師つき学習には Web サイトに含まれる Web ページの数に比例して行動ベクトル V_i が高次元になる可能性が高いことを考慮し, 高次元の線形識別問題に有効な Support Vector Machine (SVM)¹²⁾ を用いる. 以上述べた革新性ユーザ推定のフローを図 1 に示す.

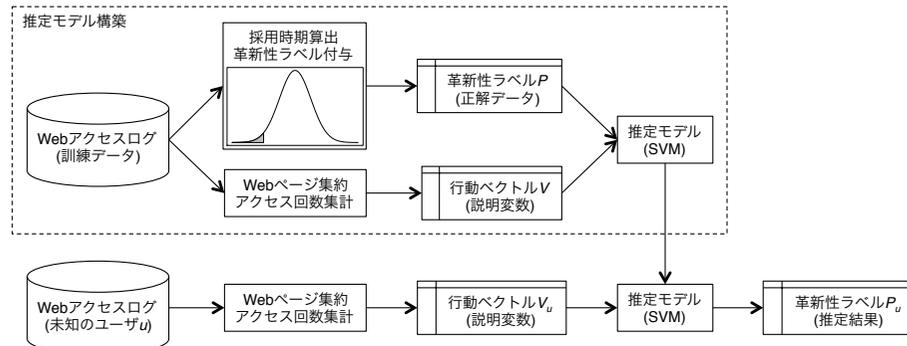


図 1 革新性推定概要

Fig. 1 Outline of Extracting Innovative Users.

3.2 行動ベクトルの生成方法

提案手法は革新性が同じであれば, アクセスする Web ページ群, 即ち行動ベクトルが類似していることを前提としている. 既に述べたように, 行動ベクトルの成分は Web ページに対応しているのではなく Web ページの種別に対応している. このようにする理由は, Web ページの粒度では細かすぎて, 行動ベクトルがスパースになってしまい, 革新的ユーザを推定するモデルが上手く構築されない可能性が高いと考えられるからである. Web サイトに含まれる Web ページの数は, サイトの規模によって異なるものの数百から数千に及ぶため, 村田ら¹³⁾ にも指摘されているように, 同一の Web ページを閲覧するユーザが複数存在する可能性は低く, 同じ傾向を持ったアクセス行動であっても同じ Web ページにアクセスしなかった為に行動ベクトルが異なり, ユーザ同士を関連付けることが困難になると予想される.

例えば, 3.1 節で述べたように, 商品詳細ページへ頻繁にアクセスするかどうかは, 革新的ユーザを推定するのに重要な情報と考えられるが, 通常, 商品詳細ページは商品毎に異なる URL で存在することが多いので, Web ページの粒度で行動ベクトルを生成した場合, 異なる 2 人のユーザが商品詳細ページにアクセスしても商品が異なることにより行動ベクトルの異なる成分としてカウントされてしまう. そこで, 本研究では行動ベクトルの生成時に商品詳細, 検索結果等の同じ種類の情報を含む Web ページは同種の Web ページとして, 複数の Web ページへのアクセス回数を集約して行動ベクトルを生成する. 行動ベクトル V_i は, 下記の 2 ステップで生成する.

Step1 商品詳細ページや検索結果ページといった Web ページに含まれる内容の種類別に, Web ページを複数のグループに集約する. 例えば, ある Web サイトにおいて商品の詳細情報を示す Web ページが, 商品ごとに複数存在する場合には, それらの複数の Web ページを集約して 1 つの商品詳細ページグループとして分類する.

Step2 Step1 で分類したグループ単位でアクセス回数を集約し, 必要に応じて正規化などの処理を行い行動ベクトルの要素値である v_{ij} を構築する. 例えば, Web ページ群 x_j に含まれる $WebPage_a \sim WebPage_c$ の各 Web ページに 3 回, 0 回, 2 回とアクセスした場合, 商品詳細 Web ページ群 x_j に対する行動ベクトルの要素値 v_{ij} は, アクセス回数の和をとって算出した $a_{ij} = 3 + 0 + 2 = 5$ に必要に応じて正規化などの処理を施して算出する.

4. 提案手法の評価

4.1 実験概要

ユーザが革新的ユーザであるか否かの正解データとして、ユーザが商品詳細ページへアクセスした商品が発売日からどれだけ経ったものか平均値をとったものを利用し、Rogersらの定義に従いその平均値が短い上位 1σ のユーザ（発売して間もない商品の情報ばかり閲覧しているユーザ）を革新的ユーザと定義した*1。本検証では、本定義の革新的ユーザを提案手法を用いて推定できるか検証した。また、ベースラインとなる比較手法として、実際のマーケティング活動ではアンケートデータを用いてユーザのサイコグラフィック属性を推定していることを踏まえ、アンケートデータを用いて同様に先述の定義の革新的ユーザを抽出できるか検証し、比較した。

4.2 実験データ

株式会社ビデオリサーチインタラクティブが収集した Web 視聴データと特性調査データを用いた*2。Web 視聴データは、収集対象ユーザが Web ブラウザを用いて閲覧した Web ページの URL、ユーザ ID、閲覧日時、閲覧時間等の情報が記録されたデータである。本検証では、Web 視聴データに含まれるデータ項目のうち、Web アクセスログに含まれる可能性の高い“Web ページの URL”と“ユーザ ID”、“閲覧日時”の項を用いて検証を行った。データの収集期間は 2007 年 1 月 1 日から 2007 年 12 月 31 日までの 1 年間、観測対象ユーザ数は月間のアクティブユーザ数が約 7,000 人となるよう調整された、延べユーザ数 11,424 人、総ログ数 191,967,395 レコードとなっている。この中から後述する条件で特定ユーザの特定サイトへのアクセスログを抽出して使用した。また、特性調査データは、Web 視聴データの収集対象ユーザに対して 2006 年 11 月にアンケートを実施して取得したデータである。

今回の検証では、本研究の適用対象と考えている商品購入サイトと情報収集サイトの中から、サイトが提供する機能が一般的で、Web ページの内容と URL が 1 対 1 に対応しており、かつアクセスユーザ数が比較的多かったサイトを各 1 サイト、合計 2 つのサイトのユーザを対象に検証を行った。

*1 本来の定義に従うならば「採用 = 購入」として発売日から購入日までの時間差で測定すべきだが、実験で用いたデータは購入が観測できないため「採用 \simeq 商品情報への最初のアクセス」とした。

*2 <http://www.videoi.co.jp/service/webpac/>

4.3 正解データ（革新性ラベル）の作成

革新性ラベルの作成にあたり、各ユーザの商品詳細ページへアクセスしたログから、商品の発売日を抽出し、該当商品への初回アクセス日との差を算出する。発売日は該当商品詳細ページに記載の発売日情報をクローラを用いて取得した。発売日が取得できた数は、サイト A は 49,259/129,832 ページ、サイト B は 107,831/162,099 ページであった。算出した差（経過日数）の平均を用い、ユーザの革新性を定義する。革新性の算出の対象となるユーザは、平均値に意味のある最低数として、各サイトで発売情報が取得できた商品を 10 商品以上アクセスしているユーザに限定した。

経過日数の分布を図 2 に示す。図から分布がイノベータ理論に示されるような正規分布に近い形状を示していることがわかる。各サイト毎に経過日数の平均が短い上位 1σ のユーザを革新的ユーザとしてラベル付けした。尚、サイト A については、全カテゴリ横断的に算出したものと、DVD カテゴリに限定して算出したものの 2 パターンを用意した。

4.4 行動ベクトルの作成

3.2 章で述べたとおり、Web ページを内容の種別毎に集約する必要がある。本実験では以下に示す 2 つの方法で Web ページを集約してアクセス回数をカウントしたものを行動ベクトルとした。

4.4.1 集約方法 1: 引数変換ルールによる Web ページの集約

多くの EC サイトでは、商品 ID、検索キーワード、ユーザ ID 等が URL に含まれる場合、その ID やキーワードが異なってもページの種別は同一である。従って、URL 中にそれらの ID やキーワードが含まれる場合、それを削除（もしくは共通の文字列に置き換え）することにより URL を集約する。表 1 にその例を示す。

ここで、商品 ID やユーザ ID はサイト毎に付与ルールが異なるため、変換ルールはサイト毎に調整する必要がある。多くの場合は、連続する数字列、URL エンコードされた文字列、および“?”以降の文字列 (CGI 引数) を削除するルールで対応可能である。

4.4.2 集約方法 2: 対応ルールベースによる Web ページの集約

本方法は EC サイト毎に人手により、ページの種別-URL の対応ルールを作成し、正規表現でマッチすればその種別の行動をしたとしてカウントするものである。表 2 に対応表の一部を示す。表 2 の A1, B1, ... がそれぞれ行動ベクトルの要素となり、次元数は作成したルールの種類数となる。方法 2 は方法 1 に比べ、内容が同じであるにもかかわらず URL が全く異なるページ群を集約できる分、より少ない次元に Web ページを集約できる利点があるが、対応ルールベースの作成に多くの人手が必要となる。

表 1 URL 変換の例
Table 1 The example of URL conversion.

変換ルール	変換前	変換後
ID の集約	http://example.com/item/002D314A1/itemdetail.html http://example.com/item/D31D3S155/itemdetail.html	http://example.com/item/<id>/itemdetail.html
キーワードの集約	http://example.com/search/keyword=%52%8E%82%89%82%93%82%89%82%82 http://example.com/search/keyword=%82%8D%82%89%82%93%82%83%82%81	http://example.com/search/keyword=<kwd>
送信データの削除	http://example.com/feature.html?ref%5F=pe%5Fpe%5F4322%5F4192802%5Fpe...	http://example.com/feature.html

表 2 行動-URL 対応表の例
Table 2 The example of URL-PageType conversion table.

行動 ID	行動	URL(正規表現)
A1	おすすめ商品ページへのアクセス	./gp/yourstore/. .*/[A-Z0-9]/.*ref=.*_all_.*
B1	商品詳細ページへのアクセス	/exec/obidos/. ./gp/[A-Z0-9]10)/.*

4.4.3 ベースライン: アンケートの回答によるベクトル生成

Rogers らが示した, イノベーション採用時期の違いによって異なる行動の特徴に関連する設問のデータを, 特性調査データからピックアップし, その回答を用いてベクトル化した. 使用した設問を表 3 に示す. 設問内容はビデオリサーチインタラクティブ社の作成による.

表 3 革新的ユーザの推定に用いたアンケート内容
Table 3 Questionnaire for evaluating user's innovativeness.

問: 商品購入時の意識について
1(非常に項目 A に近い)~5(非常に項目 B に近い)
の 5 段階で回答

	1(項目 A)	5(項目 B)
Q1	流行のもの	自分の考え
Q2	新商品に興味	新商品には無関心

4.5 推定モデルの評価

4.3 節で導出した革新性ラベルの正解データと, 4.4 節で算出した行動ベクトルデータをデータセットとして, 提案手法である SVM による革新的ユーザの推定モデルを評価した. 検証はデータセットのうち 70% を訓練用データ, 残りをテスト用データとして分割し, 訓練用データで学習したモデルのテスト用データの推定精度で評価した. 尚, 予備実験の結

果, 非革新的ユーザの人数が革新的ユーザの人数に対してかなり多いことにより, 評価時に革新的ユーザを判定できない傾向があったため, 非革新的ユーザのデータを革新的ユーザのデータ数と同数に調整して用いた. また, 1 人しかアクセスしていない行動ベクトルは, オーバーフィッティングを招く可能性が高いため, 行動ベクトルデータ (説明変数) から除外している.

各サイトの訓練用データとテスト用データの数を表 4 に示す*1.

表 4 実験対象サイト毎のデータセット概要
Table 4 Summary of experimental data.

サイト種別	サイト A(全カテゴリ)	サイト A(DVD のみ)	サイト B
	商品購入サイト		情報収集サイト
ユーザ数	革新的ユーザ 33	7	12
	非革新的ユーザ 240	45	122
期間中対象ユーザの平均アクセス数 [PV]	522	843	570
集約方法 1 の要素数	271	-	402
集約方法 2 の要素数	-	27	23

SVM の実装は統計解析用の言語・環境である R*2 のライブラリ kernlab¹⁴⁾ を用い, モデルは C-SVM (ソフトマージン SVM), カーネルは Radial Basis kernel function (ガウシアンカーネル) を指定して使用した. 各ベクトル要素の値はユーザ毎のそのサイトへのアクセス総数に占める割合で正規化して使用している.

評価指標には, 検索分野でよく利用される Accuracy(正確度), Precision(精度), Recall(再現率), F-measure(F 値) を用いた. 各指標は以下の式で計算される.

*1 サイト A については, 集約ルール作成の手間の関係で, 集約方法 1 は全カテゴリ, 集約方法 2 は DVD カテゴリのみを対象としてデータセットを作成している

*2 <http://www.r-project.org/>

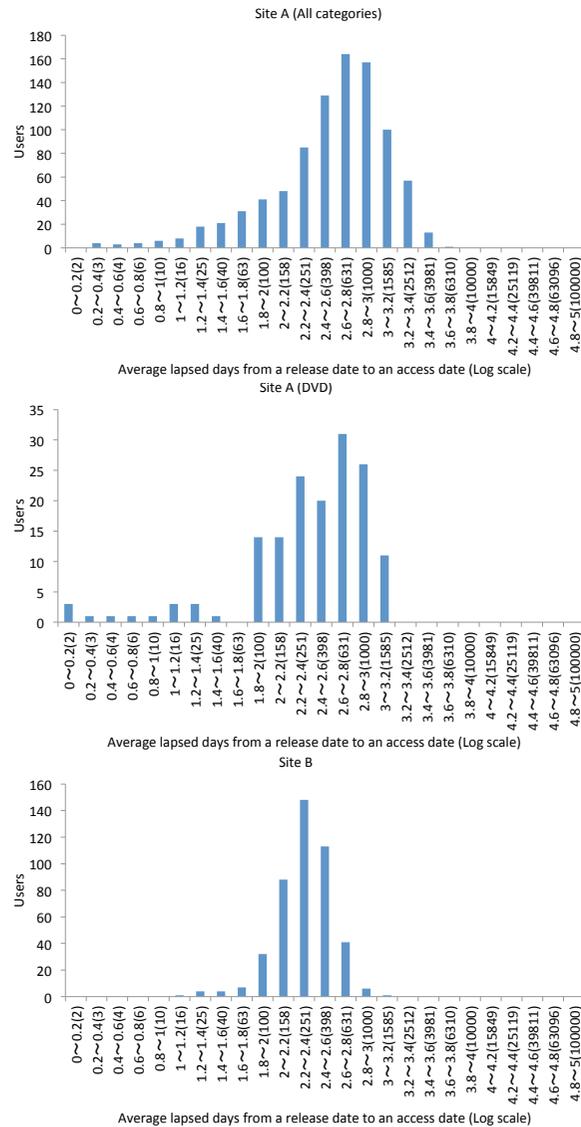


図 2 革新性分布

Fig. 2 Histogram of innovation characteristics.

$$Accuracy = \frac{(\text{正確に判別したラベル数})}{(\text{テストしたラベル総数})} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{(\text{“革新的ユーザ” と正解した数})}{(\text{“革新的ユーザ” と判定した数})} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{(\text{“革新的ユーザ” と正解した数})}{(\text{実際に“革新的ユーザ” の数})} \quad (4)$$

$$F\text{-measure} = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

4.6 結果

評価結果を表 5 に示す。

表 5 から、ルールベースで Web ページを集約する集約方法 2 が全ての指標値において、URL を引数変換のみで集約する集約方法 1、およびアンケートからの推定を上回る値を示しており、集約方法 2 により Web ページ集約して推定モデルを構築する方法が有効である事がわかった。また、集約方法や対象とするサイト毎に推定精度の値が大きく異なる事がわかった。

表 5 各種法の推定精度の評価結果

Table 5 The evaluation result of various methods.

行動ベクトルの作成方法と評価サイト		Accuracy	Precision	Recall	F-measure
方法 1	Site A (All)	0.56	0.56	0.55	0.55
	Site B	0.58	0.58	0.58	0.58
方法 2	Site A (DVD)	0.71	0.64	1.00	0.78
	Site B	0.88	0.91	0.83	0.87
アンケート	Site A (All)	0.46	0.46	0.42	0.44
	Site B	0.59	0.58	0.64	0.61

5. 考察

結果で述べたように、集約方法によって推定精度に違いがあり、URL を引数変換のみで集約する方法 1 はルールベースで集約する方法 2 より全般的に精度が低い。実際に方法 1 で作成したベクトルデータを見ると特定ユーザのみが 1 となるベクトルが多く、行動特性を捉えるには集約が不十分であったと考えられる。

ルールベースにより集約する方法 2 は全てのサイトにおいてベースラインを上回る精度

を示しているが、サイト毎に推定の特性に差がある。このことは、集約ルールが推定精度に与える影響が高いことを示唆しており、推定精度を高めるための効果的なルールベース作成方法の定式化を検討する必要があると言える。

また、アンケートによるベースラインの推定精度はランダム推定と変わらない値を示しており、たかだか2問のアンケート回答でのサイコグラフィック属性の推定は信頼できないこともわかった。

先述の通り、本実験で試したいずれのWebページ集約手法もデータがスパースになりがちで、殆どのユーザにおいて $v_{ij} = 0$ となる要素が多数存在するため、ページの種別ごとの集約ではユーザの行動特性を表す指標値としてはまだ適当でないと考えられ、より行動特性に即した集約手法が求められる。例えば、Moeらは、ユーザのECでの行動タイプ分けを行うのに有効な尺度としてセッションに占める行動の割合、カテゴリやブランドのパラメータ等に着目した14尺度を提案しており¹⁵⁾、本尺度をベクトル要素とする方が精度が向上する可能性がある。今後の課題として検証していきたい。

6. ま と め

本稿では、ECサイトのWebアクセスログから取得可能なWebページへのアクセス回数を用いて、革新的ユーザを抽出する手法を提案した。

商品購入サイトから成る2つのWebサイトを対象にして検証を行った結果、提案手法はベースラインであるアンケートを用いた推定を上回る精度を導出する効果があることを確認した。本提案方式は、取得が容易なWebアクセスログを用いて、簡単な集約処理で革新的ユーザを抽出することができる点に特徴を持つものであり、本方式により簡単に大規模な革新的ユーザの行動をウォッチする事が実現できる。

今後は、より推定に有効なベクトル要素となる行動尺度を探る事で精度向上を図ると共に、多くの商品購入サイトに適用し、提案手法の一般性に関して継続的に検証していく予定である。

参 考 文 献

- 1) 総務省情報通信国際戦略局：平成22年通信利用動向調査の結果，総務省（オンライン），入手先(<http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/statistics/statistics05.html>)（参照2012-2-13）。
- 2) 経済産業省商務情報政策局：平成22年度電子商取引に関する市場調査，経済産業省（オンライン），

入手先(http://www.meti.go.jp/policy/it_policy/statistics/outlook/ie_outlook.htm)（参照2012-2-13）。

- 3) Ichikawa, Y., Nakamura, M., Hataand, K. and Nakagawa, T.: Provision of Services According to Individual User Preferences over a Cross-section of Sites Implemented with “Personalized-servicePlatform”, *NTT Technical Review*, Vol.6, No.4 (2008).
- 4) 市川裕介, 小林 透: 大量の行動履歴情報を扱うプラットフォーム技術, 情報処理, Vol.51, No.1, pp.18–21 (2010).
- 5) Kotler, P. and Armstrong, G.: *Marketing: An Introduction 4th Ed.*, Prentice-Hall (1996). (邦訳: 恩蔵直人 (監), 月谷真紀 (訳), コトラーのマーケティング入門第4版, ピアソン・エデュケーション (2000)).
- 6) 平久保伸人: 消費者行動論, ダイアモンド社 (2005).
- 7) Rogers, E.: *Diffusion of Innovations, 5th Edition*, Free Press (2003). (邦訳: 三藤利雄 (訳), イノベーションの普及, 翔泳社 (2007)).
- 8) 斎藤 隆: 食品市場の創造-ヒット商品開発装置 Japan - VALS の提案, 東急エージェンシー (1994).
- 9) Song, X., Tseng, B. L., Lin, C.-Y. and Sun, M.-T.: Personalized recommendation driven by information flow, *Proceedings of the 29th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, SIGIR '06, New York, NY, USA, ACM, pp. 509–516 (online), DOI:<http://doi.acm.org/10.1145/1148170.1148258> (2006).
- 10) Kawamae, N., Sakano, H. and Yamada, T.: Personalized recommendation based on the personal innovator degree, *Proceedings of the third ACM conference on Recommender systems*, RecSys '09, New York, NY, USA, ACM, pp.329–332 (online), DOI:<http://doi.acm.org/10.1145/1639714.1639780> (2009).
- 11) 市川裕介, 小林 透: ユーザのWebアクセス履歴のべき乗分布傾向に着目した属性推定手法の提案, 情報処理学会論文誌, Vol.52, No.3, pp.1195–1203 (オンライン), 入手先(<http://ci.nii.ac.jp/naid/110008507955/>) (2011).
- 12) Vapnik, V.N.: *Statistical Learning Theory*, Wiley-Interscience (1998).
- 13) 村田剛志: Web 視聴率データからのユーザコミュニティの発見, 知能と情報: 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol. 18, No. 2, pp. 213–222 (オンライン), DOI:10.3156/jsoft.18.213 (2006).
- 14) Karatzoglou, A., Smola, A. and Hornik, K.: kernlab: Kernel-based Machine Learning Lab, , available from (<http://cran.r-project.org/web/packages/kernlab/>) (accessed 2012-02-13).
- 15) Moe, W.W.: Buying, Searching, or Browsing: Differentiating Between Online Shoppers Using In-Store Navigational Clickstream, *Journal of Consumer Psychology*, Vol.13, No.1, pp.29–39 (2003).