

# ユーザの成長を促進する情報推薦

## The Recommender Algorithm Encouraging the User Development.

大知 正直\*1 関 喜史\*1 川上 登福\*2 小野木 大二\*3 野村 眞平\*3 吉永 恵一\*3 松尾 豊\*1

Masanao Ochi Yoshifumi Seki Takayoshi Kawakami Daiji Onogi Shinpei Nomura Keiichi Yoshinaga Yutaka Matsuo

\*1 東京大学

\*2 株式会社 経営共創基盤

\*3 株式会社リクルート住まいカンパニー

The University of Tokyo

Industrial Growth Platform, Inc.

Recruit Sumai Company Ltd.

Recently, more and more people buy items online including books and tunes. They even gather information online to buy expensive items such as cars and houses. When people buy expensive items, they tend to spend much more time to consider what to buy. During the period of consideration, they make comparison among many alternatives, which eventually makes them understand what they really want. Thus, in order to support decisions on expensive items online, we need techniques to make users understand what they really want. In this paper, using the data from Suumo, a large housing information site in Japan, we show some elaborately-chosen items may help users understand what they want. Our proposed recommendation algorithm, similarly as experienced salespersons do, provides several alternatives for users to make them understand what they want based on the past customer behaviors. Primitive results are shown to show the potentials of the algorithm.

### 1. はじめに

近年、ユーザはますます購買の意思決定をウェブ上の情報を元に行うようになってきている。そして、商品の特徴やレビュー情報をまとめ、ユーザが商品を検索するためのポータルサイトの重要性が高まっている。ポータルサイトが巨大であるほど、ユーザは希望する商品の情報収集や選定など、購入の意思を決定づける行為をそのサイト内で行うようになる。これまでの情報推薦アルゴリズムの多くは、比較的安価で検討期間の短い商品を対象とし、最も購入されそうな商品とその都度推薦するものであったが、サイトの訪問目的が明確でないユーザや検討期間が長い商品に対しては効果的ではない。こうした商品の場合、欲しい商品イメージを固めてもらうよう訪問するたびにユーザ自身が購入に近づくような情報提供を行うことが重要である。

本研究では購入意思が明確ではないユーザをサイト内での体験を通して、購入を具体的に検討するユーザに変化させる手法を提案する。ユーザの変化を明確に観測するために、不動産という検討期間が最も長い商品を対象とした。不動産は、個人が購入する商品の中で最も高価で、多くの人にとって一生に一度しか購入しない。そのためユーザはサイト内での様々な経験を通して、購入への決意を徐々に固めていく。こうしたユーザの変化を促進するような手法を提案することが本研究の目的である。

実験に利用する不動産のポータルサイトで、ユーザは最終的に物件の資料請求を行う。この資料請求を物件に対して行うユーザ数の割合を以後、CV率とする。本稿ではこのCV率の最終的な向上を促す物件の推薦を行うタスクを設定した。提案する推薦手法のイメージを図1に示す。この図は物件a~dの閲覧順序を模した例で、各ノードにつけた百分率はそのノードまで閲覧した時点でのCV率を示している。これまでの多くの推薦アルゴリズムの場合、物件aを見たユーザに対しては、他のユーザも良く見ている物件dを提示していた。しかし、その次に見る物件まで考慮した場合、物件dを物件aを見た後に提示することは必ずしもCV率の上昇に貢献していないことがわかる。図では、a → b → c と閲覧した場合が最もCV率が高い。この場合、bの物件は閲覧してもCV率は低いがそ

連絡先: 大知 正直, 東京大学大学院工学系研究科技術経営戦略学専攻, masanao.oochi@gmail.com

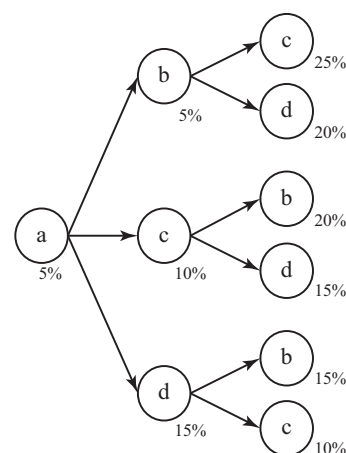


図 1: ユーザが物件 a~d を見る順序と CV 率の関係の例。

の後閲覧する可能性のある別の物件 {c,d} での CV 率の上昇に正に働くような影響を与えていて、ユーザが購入意思を固める上で重要な働きをしていることがわかる。つまり、a を訪問したユーザに b → c という順序で閲覧するように推薦することで、ユーザが具体的な購買意思を固めるように促すことができる。

実験の結果、提示の順序によって、単純に CV 率が最も高い物件を提示するより最大で約 4 倍 CV 率が上昇する物件の閲覧パターンがあることがわかった。本研究の貢献は以下の 3 点があげられる。

- 購買意欲の促進のためにユーザの閲覧経験を誘導す重要性を示した。
- 直接 CV 率が高い物件を提示するよりも、低い物件の閲覧を通すことで最終的な CV 率が高まる場合があることを示した。
- ロングテイルな推薦手法を提案することで、検討期間の長い高価な商材に合った推薦手法を示した。

### 2. 関連研究

1990 年代に始まった協調フィルタリングを利用した情報推薦の研究 [Goldberg 92] は、EC サイトを始めさまざまな分野でその成果が応用されている。特にユーザの履歴や属性によつ

表 1: 将来的な CV 率を上昇させる推薦手法.

Algorithm 1.	
1:	<b>Input</b> : $History$ = あるユーザの閲覧履歴.
2:	<b>Input</b> : $Future.c$ = 考慮する将来の閲覧回数.
3:	$CVRate(c_i) = Prediction(History, c_i, Future.c)$
4:	$c^* = \operatorname{argmax}_{c_i \in \{c_1, \dots, c_j\}} CVRate(c_i)$
5:	<b>Output</b> : $c^*$ .
6:	<b>Function</b> : $Prediction(History, c, n)$ .
7:	<b>UpdateHistory</b> : $newHistory = Array(History, c)$ .
8:	<b>IF</b> ( $n = 1$ ).
9:	<b>return</b> $p(\text{conversion}   newHistory)$ .
10:	<b>ELSEIF</b> ( $n > 1$ ).
11:	$CVRate(c_j) = Prediction(History, c_j, Future.c)$
12:	<b>return</b> $\frac{\sum_{c_j} CVRate(c_j)}{N(C)}$ .

て提示する情報を変更する推薦手法は個人化推薦と呼ばれ、商用ではアイテム間のユーザ類似度を元にした協調型推薦を利用していることが報告されている [Linden 03]. 本稿では、アイテム (物件) を推薦するためにユーザの履歴を元にした類似度指標を用いるのではなく、CV 率の向上に役立つアイテムを推薦する手法を提案する. CV 率はウェブサービスの基本となる指標で、CV 率を予測する成果 [Richardson 07] や、ユーザの閲覧履歴を元にして個人化した広告提示を行う成果 [Lee 12] が報告されている. この研究は閲覧履歴を元に広告提示を行う点で長期の CV 率を予測しており、本研究と類似している. しかし、本研究は単に最も CV の可能性が高い商品の提示を行うのではなく、提示によってユーザに影響を与え、それを利用することでさらに未来の CV 率向上を目指すものである.

### 3. 提案手法

#### 3.1 物件の分類方法

本稿では不動産情報を対象にしている. 不動産は同じ商品が再び販売されることは無いため、分類することで、似た属性を持つ不動産を同一のものとして扱うことが必要である. 分類の基準は所属する物件数が同数程度になるようにした. 今回対象とする不動産は、新築中古の戸建、マンション等 5 つの領域である. それぞれの分類で物件数が同じくらいになるように、価格、地域を軸に 28 個に分類した. 地域は東京都にある物件のみを対象とし、この分類を元に将来的な CV 率を上昇させる推薦手法の提案を行う. 以後この分類を物件カテゴリと呼ぶ.

#### 3.2 将来的な CV 率を上昇させる推薦手法

表 1 に提案する推薦アルゴリズムを示す. このアルゴリズムはユーザの過去の履歴と、将来の閲覧行動を仮定した上で、CV 率が最大になるような物件カテゴリを推薦するアルゴリズムである. 3 行目の  $Prediction$  関数を再帰的に呼び出すことで、将来期待される CV 率の高い物件カテゴリ  $c^*$  の推薦を行う. 図 1 の場合は  $History = 1$ ,  $Future.c = 2$  とした時の実行を模したものとなる. このアルゴリズムを図 1 に作用させると、 $a \rightarrow b$  と閲覧したあとの、 $c$ ,  $d$  の CV 率の平均が 22.5% となり、最も高いため、 $a$  を閲覧したユーザには  $b$  が推薦される. また、同様に  $Future.c = 1$  として実行すると、 $a$  閲覧後に最も CV 率の高い  $d$  が推薦される.

### 4. 実験と結果

実験はある特定の 15ヶ月間にサイト内の初アクセスから最終アクセスを行ったユーザ約 400 万ユーザを対象に行った. 提案したアルゴリズムの効果を調べるため、これらのユーザからアルゴリズム通りに閲覧物件が遷移した場合の CV 率の比較を行った. 具体的には  $History = 1$  とし、 $Future.c = \{1, 2\}$  で比較を行った. これはある物件を閲覧したあと、最も CV 率

表 2: 結果の一部 (上段: 上位 5 件, 下段: 下位 5 件)

History	Future.c = 2		Future.c = 1		CVR ratio
	$c_i$	CVR	$c_i$	CVR	
5	25	4.60%	10	1.26%	3.66
2	16	3.45%	2	0.98%	3.52
3	16	3.49%	2	1.05%	3.33
6	1	3.56%	4	1.12%	3.19
8	5	4.23%	8	1.47%	2.87
22	26	1.98%	21	2.73%	0.72
15	19	1.55%	15	2.30%	0.67
16	28	1.90%	21	3.05%	0.62
20	21	1.65%	23	2.67%	0.62
10	10	0.85%	4	1.69%	0.50

が高い物件カテゴリを推薦する場合 ( $Future.c = 1$ ) と次の閲覧物件による CV 率が最も高くなる物件カテゴリを推薦する場合 ( $Future.c = 2$ ) を比較する.  $Future.c \geq 2$  が本稿で提案する手法である.

結果の一部を表 2 に示す.  $CVRratio = \frac{CVR@Future.c=2}{CVR@Future.c=1}$  で算出している. 平均  $CVRratio$  は 1.44 なので、 $CVR@Future.c = 2$  の方が良い結果を示している. 表で最も  $CVRratio$  の高い場合、物件カテゴリ 5 を閲覧中のユーザに、最も CV 率が高いと予想される物件カテゴリ 10 を提示するよりも、その次の CV 率が最も高くなる物件カテゴリ 25 を提示した方が、CV 率が 3.66 倍高くなることを示している. 物件カテゴリ 5 は郊外の中古の比較的高額なマンションを表し、10 は土地を表し、25 は都心のやや高価な新築マンションを表している. つまり、ユーザは、無関係な土地を見るよりも、隣接する都心の高価なマンションを閲覧することで、地域や新築中古による相場の違いについて学ぶ. その結果、より自分の予算や生活スタイルにあった具体的な検討しやすくなることを示唆している. その他の良い結果を示す場合も現在閲覧している物件カテゴリより少し高額、低額な場合、エリアが少し離れるなど、いくつかの要素が複数、少しずつ異なっていることが多かった. しかし、悪い結果の場合は、一つの要素のみが大きく離れた値を取るものが多かった.

これらの結果から、ユーザが閲覧した履歴に対して、上限、下限となるような物件を推薦することが、ユーザの興味をより狭めるような効果があると考えられる.

### 5. 結論と今後の展望

本稿では、購買意欲の促進のためにユーザの閲覧経験を誘導する重要性を示した. また、直接 CV 率が高い物件を提示するよりも、低い物件の閲覧を通すことで最終的な CV 率が高まる場合があることを示した. 特に検討期間が長く、購入に大きな決断が必要な商品にはページ閲覧経験による興味変化への影響を考慮した推薦手法を開発していくことが重要だと考えられる. 今回は試行的な結果のみを提示したが、今後はより詳細にモデル化し実用的なものを提案したい.

#### 参考文献

- [Goldberg 92] Goldberg, D., Nichols, D., Oki, B. M., and Terry, D.: Using collaborative filtering to weave an information tapestry, *Commun. ACM*, Vol. 35, No. 12, pp. 61–70 (1992)
- [Lee 12] Lee, K.-c., Orten, B., Dasdan, A., and Li, W.: Estimating conversion rate in display advertising from past performance data, in *Proc. of SIGKDD*, pp. 768–776, ACM (2012)
- [Linden 03] Linden, G., Smith, B., and York, J.: Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering, *IEEE Internet Computing*, Vol. 7, No. 1, pp. 76–80 (2003)
- [Richardson 07] Richardson, M., Dominowska, E., and Ragno, R.: Predicting clicks: estimating the click-through rate for new ads, in *Proc. of WWW*, pp. 521–530, ACM (2007)