異質性を考慮した適応的な実験デザインとそこでの介入効果推定

柳 博俊^{*1} 星野 崇宏^{*2} Hirotoshi Yanagi Takahiro Hoshino 高畑 圭佑^{*1} Keisuke Takahata

*1 慶應義塾大学大学院経済学研究科·理化学研究所 Graduate School of Economics, Keio University *2 慶應義塾大学経済学部·理化学研究所 Faculty of Economics, Keio University

This paper reports a plan of the experiment on goo-net, which is one of the largest used car sales sites in Japan. The purpose of this experiment is to examine whether assisting a development of customer preference by recommendation is effective for conversion in EC. We suggest two methods of developing customer preference: LDA (Latent Dirichret Allocation) and contextual bandit algorithm. LDA uses various activity logs, for example price and color, to give a recommendation adjusted for each customer. In addition, contextual bandit algorithm aims to help customers clarify their hidden preferences. We use HHI, Herfindahl-Hirschman Index, as context variable. We show that HHI has significant differences in the distribution between consumers who reach CV (preference well developed) and those who do not.

1. はじめに

本稿では顧客行動データを用いた Web 上でのマーケティ ングについての研究の1ケースとして,大手中古車販売サイ トである中古車鑑定グーネットサイト上での介入実験施策 について報告する. 介入実験では最終目標であるコンバー ジョン(グーネットサイトからの中古車見積もり発注 以降 CV)率の上昇への貢献を目標とし、中古車鑑定グーネットの トップページに LDA(Latent Dirichret Allocation)を用い た閲覧車種傾向に基づくリコメンドと文脈付きバンディッ トを用いたリコメンドを2パターン用意して行う.前者のリ コメンドではサイト閲覧者ごとに車選びの軸が異なると考 えられるため,価格 / 色など異なる要素を用いた複数パター ンの LDA ベースのリコメンドを用意し車種を推薦する.一 方,後者ではリコメンドをクリックさせることによって,言 語化できていない自分の好みや、それまで知らなかった検 索領域が顕在化させることを目的とし、サイト閲覧者の閲覧 集中度を表現する HHI (ハーフィンダール・ハーシュマ ン・インデックス) [高畑ら 2017]などを context として与 えた文脈付き多腕バンディットアルゴリズムによってリコ メンドを行う.また.文脈付きバンディットアルゴリズムを 用いるパターンにおいてはリコメンドのクリックをしてか ら CV に至るまでの因果関係を仮定し、リコメンド情報が顧 客の情報探索を進め、最終的な CV 率を上昇させたかについ て効果検証を行う.

2. 実験の枠組み

2.1 介入方法について

今回,介入として中古車鑑定グーネットのトップページの右上 にリコメンド結果を表示する.介入の対象者は中古車鑑定グー ネットへの来訪者のうち数%のIDを無作為抽出し実験対象者と する.今回は実験対象者をさらに以下のように分割し,リコメンド の配信を行う.

- A. LDA ベースのリコメンド対象者 / 比較対象群
- B. 文脈付きバンディットアルゴリズムによる推薦の対象者

2.2 文脈付き多腕バンディットアルゴリズムを用いるパターン で仮定する因果関係と測定する効果について

文脈付き多腕バンディットアルゴリズムを用いるパターンでは 図1の因果関係を仮定し効果測定を行う. 今回我々が介入でき るのは図のAでT(リコメンド)を提示するかどうか/何の内容を提 示するかであり、パフォーマンスはAを変えることによるEの向 上により測られる. しかし,元のCV率が低いことから、恐らくAを 最適化してもそう簡単にはEは向上しないということが予想され る.このときA→Eの効果がないというのは,A→Bがない(Tがあ ってもそもそもクリックされない)場合と、B→Eがない(リコメンド はCV率の向上にほとんど寄与しない)場合という2つに分ける ことができる.そのため今回はA→Bを向上させるための方策とし てクリックを報酬とした文脈付きバンディットアルゴリズムを実装 する. そしてA→Bを最大化した状態で B→E で新しい情報提 示によるCV率向上の効果があるかどうかを検証することを目的 とする.



図 1 クリックから CV までの因果関係図

3. データおよび変数について

3.1 LDA を用いたリコメンドに使用するデータ

LDAを用いたリコメンドを行うための学習データとして, Google Analytics より取得した以下のサイト内行動データ を用いる: 閲覧した車の

車種 / 商品価格 / 車体タイプ / 車体色 / 走行距離. :

2017年1月下旬の間に CV したサイト閲覧者 / しなかったサイト閲覧者を 100 人~200 人ピックアップし,それらサ

イト閲覧者が 2016 年 12 月初め~2017 年 1 月末までに閲 覧した商品価格 / 車体タイプ / 車体色 / 走行距離などに注目 する.また,閲覧した車種の価格や走行距離は任意のグレー ド別にカテゴリカル変数に変換する.

これらの変数を用いることによって、サイト閲覧者の車 選びで重視している要素に基づいたリコメンドを行えると 考えられる.

3.2 文脈付きバンディットアルゴリズムで利用するデータ

文脈付きバンディットアルゴリズムではサイト訪問者に対して 情報探索を促進するリコメンドを目指すため、過去の閲覧履歴 やアクセス時間などに加えて閲覧傾向の分散度を context として 使用する.具体的には HHI(ハーフィンダール・ハーシュマン・イ ンデックス)を用いて、各指標における閲覧シェアを変数化する. HHI は経済学において特定産業や消費者の購買商品のシェア などを表す一次元の指標として用いられる.HHI を用いることで よりシェアの分散度合いが少なく目的がはっきりしているサイト 訪問者には閲覧の傾向に沿ったリコメンドを行い、分散度合い が大きく未だ自分の好みや嗜好が健在化していないサイト訪問 者にはより幅広い選択肢を提示することが可能になると考えら れる.

4. LDA を用いたリコメンドについて

4.1 トピックの推定

LDA では先述した閲覧した車の履歴を単語として見立てて、 それらが発生した背後にあるトピックの分布(サイト訪問者の性 質)を推定することを目的とする.

実験に先立ち,先ほど紹介した使用データのうち閲覧車種履 歴を用いたリコメンドエンジンを作成した.

図 2-3 は推定されたトピックの内容の一部である.図2のトピッ クでは丸みを帯びたフォルムの車体を好む性質が抽出されてい る. また図3 ではスポーツ/アウトドアタイプの車種が抽出されて おり,サイト閲覧者の嗜好が抽出されている.



図2 トピック 例1

図 3 トピック 例 2

4.2 Hellinger 距離を用いた推定されたサイト閲覧者のト ピック分布の類似性に基づくリコメンド

トピックへの所属確率の分布がサイト閲覧者ごとに推定される ため,これを用いてサイト閲覧者間の閲覧傾向の Hellinger 距離 を計算する.類似度が図4のh_distのように計算されるためその サイト閲覧者が類似している他の閲覧者や,CVしている閲覧者 と似た閲覧パターンを持っているのかを得ることができる.

	topic_1	topic_2	topic_3	topic_4	topic_5	topic_6	cv_total	h_dist
userID								
1316139815312362189	0.009925	0.205661	0.093046	0.021096	0.222158	0.448114	0	0.000000
3385589392243463725	0.019077	0.086887	0.047381	0.026001	0.389359	0.431295	0	0.240893
8147347924547906237	0.007723	0.164751	0.043977	0.112763	0.369778	0.301008	0	0.284767
2353873922013083397	0.034562	0.042661	0.031518	0.025789	0.227764	0.637706	0	0.318808
531629305315827399	0.002236	0.190590	0.004812	0.058312	0.403398	0.340652	80	0.319390
3417117703480461953	0.016837	0.197739	0.008268	0.014633	0.085928	0.676595	0	0.320351
433454736669269316	0.007830	0.145565	0.001285	0.004930	0.180884	0.659505	102	0.325380
4356687588076252287	0.021795	0.051978	0.071247	0.007876	0.114649	0.732455	0	0.331929
8279621157647593536	0.005980	0.129724	0.026161	0.118107	0.431104	0.288924	0	0.347598
8451850785033740637	0.002593	0.019448	0.029512	0.045453	0.220849	0.682145	57	0.384529
5569387482556499933	0.028231	0.042885	0.002849	0.010569	0.351875	0.563591	0	0.389859

図 4 Hellinger 距離による類似度上位ユーザの例

5. 今後の展望

こちらの実験計画に従い実験を行う予定である.実験を行う中で 課題があぶり出されてくると考えられるが、現状使用するデータ と計算コストの2点について問題を感じている.

LDA の学習データの属性や文脈付きバンディットの context として用いる変数については何がより精度を上げてくれるかを複数の実験の中で,よりサイト閲覧者の嗜好を捉えることが可能な変数を逐次探索 / 利用してより精緻なリコメンドを行うように改善していく.

また LDA は学習時に, 文脈付きバンディットは配信時にともに 計算コストがかかる手法であるため, 現状の手法のままだと, 一 定期間ごとにバッチ処理を行い,サイト閲覧者の訪問前に提示 するものを用意するため, 真の意味でリアルタイムな嗜好を反映 したリコメンドではない.そのため一度学習したら次回行こうその 推定値を用いて迅速に計算できるようにするなどの改善策が考 えられる.

参考文献

- [新美・星野 15] 新美潤一郎, 星野崇宏: ユーザ別アクセス・パタ ーン情報の多様性を用いた顧客行動の予測とモデリング, 応用統計学, Vol. 44, No. 3 (2015).
- [新美・星野 17] 新美潤一郎, 星野崇宏: 顧客行動の多様性変数を利用した購買行動の予測-Deep Learning を応用した実店舗・Web・モバイルの多面的な分析-,人工知能学会論文誌, Vol. 32, No. 2 (2017).
- [高畑ら17] 高畑圭佑, 星野崇宏, 柳博俊, 渋谷友磯子: 行動経 済学的な知見を用いた消費者の情報探索行動の予測とレ コメンデーション法の開発, 人工知能学会全国大会論文集 vol.31, 2017
- [LI. 10] Lihong Li: A Contextual-Bandit Approach to Personalized News Article Recommendation, Proc. of The 19th Int'l Conf. on World Wide Web, 2010