

修士論文概要書

Master's Thesis Summary

Date of submission: 01/09/2024 (MM/DD/YYYY)

専攻名 (専門分野) Department	経営システム 工学専攻	氏名 Name	米田 安希子 Akiko Yoneda	指導 教員 Advisor	後藤 正幸 印 Seal
研究指導名 Research guidance	情報数理応用研究	学籍番号 Student ID number	5222C036-6		
研究題目 Title	機械学習に基づく複数種類のクーポン配布施策の効果検証フレームワークに関する研究 A Study on Effectiveness Verification Framework for Multiple Coupon Distribution Using Machine Learning				

1. 研究背景と目的

Web マーケティングが盛んである現在、売上増加につながる主要なマーケティング施策としてクーポンの配布が挙げられる。しかし、割引価格やポイントの権利を付与するクーポンを無作為に配布すると企業の利益率が低下するリスクがある。したがって、クーポン施策を実施するためには、適切な施策設計と正確な施策効果の推定が重要である。

この問題に対して、機械学習による因果推論を導入し、クーポンの施策効果をユーザ単位で推定可能にしたモデルが提案されている [1]。この研究では、クーポンの金額によってユーザごとに施策効果が変わることが示唆されている。ただし、この研究を含む多くの研究では、人工データや過去の実データを用いたシミュレーションによる効果推定に留まっており、実際のサービス上で施策を実施し、施策効果を検証するまでの一連のプロセスを内包した研究は極めて希少である。

ここで、クーポン施策の目的は主に購買促進であり、その効果は「購買金額」や「購買回数」などで測られる。すなわち、施策効果とは「これらの効果指標が施策によってどの程度向上したか」で定義される。この施策効果は、施策を実施しなかった場合の「購買金額」や「購買回数」など（本研究では「潜在的購買意欲」と定義する）に影響を受けると考えられる。したがって、ユーザの潜在的購買意欲を考慮した上で施策を計画し、潜在的購買意欲と施策効果の関係を分析することで、適切な効果検証を行うだけでなく、マーケティング上重要な知見を獲得し、今後潜在的購買意欲に基づいた施策効果の高いターゲティングを行うことが可能になる。しかし、ユーザの潜在的購買意欲は事前に観測できないため、何らかの工夫が必要である。

そこで本研究では、機械学習手法を用いて予測した潜在的購買意欲を軸に、クーポン金額を数段階に変化させた実験計画を立案する。さらにこの計画に基づいて実際に施策を実施することで適切な施策効果の推定が可能であることを確認する。すなわち、ユーザの潜在的購買意欲とクーポン金額によって生じる施策効果の差異を適切に分析するこ

とを目的とした、機械学習手法に基づく実験計画法、および効果検証までの一連のフレームワークを提案する。

最後に、実際のファッション EC を対象とし、提案フレームワークに基づいて 3 種類の金額のクーポン施策に関する実験計画を立案し、実際に大規模施策実験を実施することで、施策効果の推定および分析をする。また、提案における施策対象者の選定方法と従来の選定方法の比較により定量評価を行うことで、提案フレームワークの有用性を示す。

2. 関連研究

機械学習による因果推論を導入し、クーポンの施策効果をユーザ単位で推定可能にしたモデルが、坪井ら [1] により提案されている。この研究において、過去の施策データを用いた実験結果より、クーポンの金額によってユーザごとに施策効果の大小が変わることが示唆された。ただし、人工データや過去の実データを用いたシミュレーションによる施策効果の推定に留まっていることが課題であった。

ここで、正確な施策効果の推定のために実験を計画し、実際のサービス上で施策を実施、施策効果を推定・分析した研究が、Li ら [2] によって報告されている。この研究では、リマインド施策を対象施策とし、ビジネスにおける専門的な知見をもとに、人為的にコントロールできる変数を実験の軸として設定している。一方、本研究では機械学習手法を用いることで、観測が難しい変数に関しても実験の軸として設定することを可能としている。

さらに、著者ら [3] はユーザの潜在的購買意欲と 1 種類のクーポンの施策効果の関係を適切に分析することを目的とした施策対象者の選定に関する実験計画法、及び効果検証までの一連のフレームワークを提案している。この研究では、過去に実施された 1 種類のクーポン配布施策に関するデータを活用し、事前に提案フレームワークを用いて実験計画を行った状況を仮定して分析を行っている。すなわち、厳密な意味では、施策効果が検証できていなかった。また、クーポン金額別の施策効果の分析、実験計画によるユーザの事前選定の有効性に関する定量評価を行うことも併せて、課題として残っていた。

3. 提案フレームワーク

3.1. 概要

本研究では、施策を実施しなかった場合の「購買金額」などを「潜在的購買意欲」と定義し、「ユーザの潜在的購買意欲とクーポン金額別の施策効果を推定・分析すること」を目的に設定する。また、機械学習手法に基づく実験計画法と効果検証を含む一連のフレームワークを提案する。まず機械学習手法により、過去の購買履歴やユーザ属性などのデータからユーザの潜在的購買意欲を予測する。

次に、予測した潜在的購買意欲を用いて、ユーザのグループ分けを行い、各グループ内でランダム化比較試験を計画する。ランダム化比較試験では、母集団全体に対してランダムに施策の有無を割り当てる。一方、本研究では各グループにおいて、予め一定のサンプルサイズが確保されていることが理想である。故に、潜在的購買意欲を条件として、ユーザをグループに分割した上で、各グループ内でランダムに施策の条件を決定することとした。本研究では、このようなフレームワークを「条件付ランダム化比較試験」と定義する。具体的には、各グループのユーザに対して、クーポンを配布しないコントロール群と特定の金額のクーポンを配布する複数のトリートメント群の条件をランダムに割り当てる。これにより、同時に複数種類の施策についての施策効果を正確に推定し、比較することが可能になる。

最後に、各グループおよびクーポンの条件間で実験結果を比較することにより、潜在的購買意欲とクーポン金額別の施策効果の関係を分析する。本研究の提案フレームワークを用いた実験計画と分析の流れを以下に示す。

1. 機械学習を用いてユーザの潜在的購買意欲を予測
2. 潜在的購買意欲をもとにユーザのグループ分け
3. 各グループ内のユーザに対して、クーポンの条件をランダムに割り当て（例：無/500p/1,000p/1,500p）
4. 条件に基づいたクーポン配布
5. ユーザが「施策実施期間内に新規購買をするか否か」などの結果変数を観測、結果の分析

3.2. 潜在的購買意欲の予測と実験条件の設定

次に、提案フレームワークの詳細について説明する。まず機械学習手法を用いて、ユーザの潜在的購買意欲を予測する。具体的には、過去のユーザの購買や閲覧などの行動履歴、ユーザの属性情報などを入力データとして学習を行い、潜在的購買意欲を予測する。本研究では、ユーザ属性と過去の特定期間の行動データを入力、その後のユーザの購買データを正解として、LightGBMで学習を行う。そして、学習済みモデルを実験対象となるユーザ全員に対して用いることで、実験対象ユーザの潜在的購買意欲を予測する。また、予測モデルに解釈性を与えるためにSHAPを採用することで、潜在的購買意欲に影響を与えるユーザの特徴量を分析し、ビジネス上の知見を獲得可能にする。

本研究では、2種類の潜在的購買意欲を予測し、双方を軸としたグループ分けを行うことで、1度の実験でより詳細な分析を行う。ここで、潜在的購買意欲を表現するような変数としては、各ユーザの将来的な「購買金額」や「購買回数」などの購買行動のアウトカムの指標が考えられる。また、施策の内容によっては、例えば「コスメ系アイテムの購買金額」や「シューズ系アイテムの購買回数」など、特定のカテゴリのアイテムに限定した変数を設定する方法も考えられる。なお、本研究において設定した変数については、実験の章で詳細を示す。

ここまですを踏まえた実験計画のイメージ例を図1に示す。2種類の潜在的購買意欲に基づくユーザのグループ分けを行なった後、各グループに所属するユーザに対して、クーポンを配布しないコントロール群と特定の金額のクーポンを配布する複数のトリートメント群の条件をランダムに割り当てる条件付ランダム化比較試験を計画する。

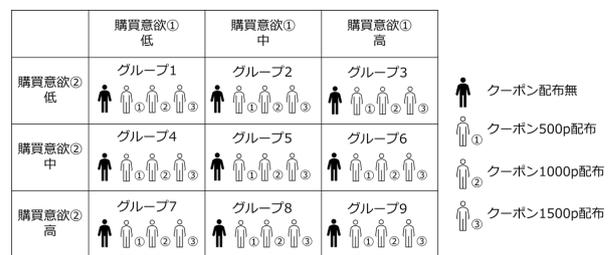


図 1. 潜在的購買意欲に基づく実験計画のイメージ

3.3. 効果検証

上述した実験計画に基づいた施策の実施後、結果変数の比較による施策効果の検証を行う。結果変数の比較では、クーポン無と各クーポンの比較を行い、各グループでクーポン無と比較した時の各クーポンの施策効果を推定する。

4. 実データ分析

提案フレームワークの有用性を示すため、ファッションEC「ZOZOTOWN」[4]において、提案フレームワークを用いて実験計画を立案し、実際に大規模なクーポン配信施策を実施した結果を分析する。対象施策は、過去に対象サービスにおいて古着を購買したことがないユーザに対して、古着の新規購買を促進することを目的とした3種類の金額（500p/1,000p/1,500p）のクーポン配布施策である。

4.1. 分析条件

本研究では、事前実験の結果を踏まえ、実験の軸に用いる潜在的購買意欲として、将来1年間の古着、新品の期待購買金額の2つの予測値を用いる。予測モデルのLightGBMの学習には、2021年9月に古着の新規購買をしたユーザ20万人のデータのうち、2020年9月～2021年8月の新品の購買履歴、新品と古着の閲覧履歴、ユーザの属性情報などを説明変数、2021年9月以降1年間の新品と古着の購買金額を目的変数として用いる。

また対象ユーザは、2023年5月までに古着の購買がなく、過去1年以内に新品の購買をした150万人のユーザで

ある。故に、2022年5月～2023年4月の新品の購買履歴、新品と古着の閲覧履歴、ユーザの属性情報などの変数を用いて、学習済みモデルにより2023年5月以降1年間の新品と古着の購買金額の予測を行う。そして、得られた予測値を潜在的購買意欲として、ユーザのグループ分けを行う。その後、各グループ内でクーポン無と3種類の金額のクーポンの4つの条件をランダムにユーザに割り当てる。

さらに、施策期間に古着の新規購買をしたか否かを結果変数とする。施策結果の検証の際は、各グループ内におけるコントロール群と3種類のトリートメント群の比較を行う。

4.2. 潜在的購買意欲に基づいた実験計画

前述した条件下で、LightGBMを用いて古着、新品の期待購買金額の予測を行なった。また、SHAPを用いることで、予測値に影響を及ぼす特徴量の分析を行う。ここで、SHAPにより新品の期待購買金額への影響が大きいと判断された上位5つの変数とそのSHAP値を図2に示す。

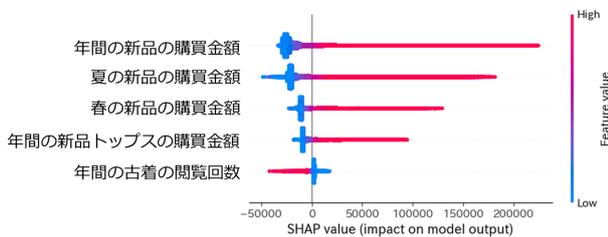


図2. 新品の期待購買金額に各特徴量が与える影響

図2より、対象ユーザの新品の期待購買金額の予測では、過去1年間や春と夏の総購買金額が予測値に影響を与えていることが示された。同様に古着の期待購買金額の予測では、年齢、過去1年間の新品の購買単価、古着の閲覧数などが予測値に影響を与えていることが示された。このように、潜在的購買意欲の予測に関連して、ビジネス上の知見を得ることが可能である。

各グループに一定のユーザ数を確保するために、各軸に閾値を設けて9グループ(3×3)を設定する。都合上、各軸の閾値の値については非表示とする。各グループのユーザ数を表1に示す。

表1. 各グループに割り当てられたユーザ数

	古着の購買意欲 低	古着の購買意欲 中	古着の購買意欲 高
新品の購買意欲 低	218,942	105,346	101,615
新品の購買意欲 中	273,783	123,615	157,306
新品の購買意欲 高	114,569	102,518	302,273

4.3. 効果検証

最後に、実験計画に基づいた施策の実施結果の効果検証を行う。まず基礎分析として、各グループとクーポンの条件間でクーポンへの反応の比較を行う。対象ユーザのうち施策期間内にサイトにアクセスしたユーザの割合を分析す

ると、古着の購買意欲に関係なく、新品の購買意欲が高いほど、サイトにアクセスしやすいことが確認された。他にも各グループ・クーポンの金額によってクーポンへの反応や購買金額が変化することが基礎分析から確認され、ビジネス上の知見を得ることができた。

次に効果検証として、各グループ内のサイトにアクセスしたユーザに関して、コントロール群と3種類のトリートメント群の比較を行った結果を図3に示す。ここで、*,**はそれぞれ $p \leq 0.05$, $p \leq 0.01$ で、クーポン無とクーポン有の各ユーザ数に対する購買者数の比率の差が統計的有意であることを示す。

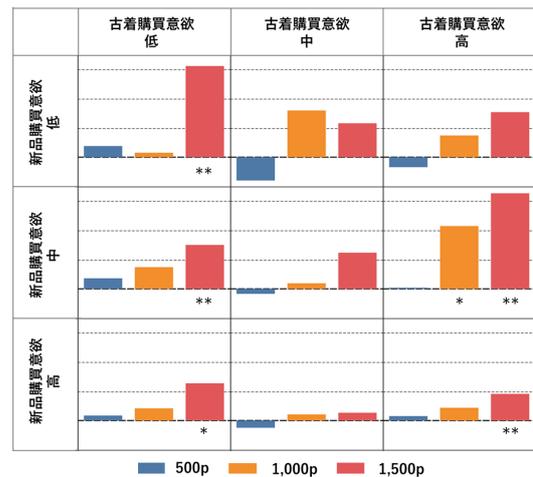


図3. 各クーポンの平均的な施策効果の比較結果(*軸の値は都合上非表示とし、0は点線で表示)

図3より、全体的な傾向としては、1,500pのクーポンは特に施策効果が大きく、500pのクーポンでは負の影響をもたらす場合もあることがわかる。また、潜在的購買意欲によってクーポンによる新規購買確率の変化の傾向が異なることがわかる。例えば、古着と新品の購買意欲が低いグループは、1,500pのクーポンでの施策効果が非常に大きい。これはなるべく安く購買を行いたいと考えるユーザが多い傾向にあり、クーポンによって古着の新規購買に至りやすいといった理由が考えられる。また、新品の購買意欲が高いグループは、古着の購買意欲の大小によらず、他のグループと比較して相対的に施策効果が小さいといえる。

5. シミュレーション実験による定量評価

本章では、ファッションEC「ZOZOTOWN」[4]において実施された過去のクーポン施策における従来の施策対象者の選定方法との比較による定量評価を行う。

5.1. 目的と準備

企業は施策実施コストに限りがある中で、目的に則した方法でユーザを選定し、施策を実施する必要がある。そこで、従来および提案フレームワークに基づく選定方法で、それぞれ同じ数のユーザに対して今回の施策を実施したと仮定したシミュレーション実験を行う。そして、その結果に対する施策効果の検出力に関する評価を行う。

表 2. 購買者数の比率の差の検定結果 (全ユーザ数を 500 万人と想定した場合)

新品の購買意欲	提案におけるユーザ選定方法									従来におけるユーザ選定方法								
	古着の購買意欲									古着の購買意欲								
	低			中			高			低			中			高		
	500p	1,000p	1,500p	500p	1,000p	1,500p	500p	1,000p	1,500p	500p	1,000p	1,500p	500p	1,000p	1,500p	500p	1,000p	1,500p
低			○			○			○									
中		○	○			○			○		○	○			○		○	○
高			○					○	○		○	○					○	○

以後、提案と従来の選定方法に基づいた、施策効果のシミュレーション方法について述べる。今回と同様の古着の新規購買の促進を目的とした従来のクーポン施策では、今回とは異なる基準でユーザの選定がなされている。この状況下で、提案と従来の選定方法において、以下の処理を行う。

- 全体に対する各グループのユーザ割合を算出
 - 従来の基準で施策対象となったユーザを予測モデルを用いて各グループに割り振り、全体に対する各グループのユーザ数の割合を算出
 - 提案フレームワークによりグループ分けされた結果を用いて、全体に対する各グループのユーザ数の割合を算出
- シミュレーション実験における全体の施策対象者数を設定、及び設定した値と 1(a),1(b) で算出した割合を用いて各グループのユーザ数を算出
- 各グループのユーザをランダムに 4 分割し、4 種類のクーポンの条件をランダムに割り当て
- 今回の施策結果から得られた各グループ・クーポンの条件における購買確率を用いて、各条件でのユーザ数に掛け合わせることで購買者数を推定

このように、各グループ・各条件においてクーポン無と各クーポンのユーザ内の購買者数の比率を算出し、対応のない場合の母比率の差の z 検定を用いて有意差を検出可能であるか否かを両手法で比較検証する。

5.2. 結果と考察

表 2 に全施策対象者数を 500 万人に設定した状況におけるシミュレーションの結果を示す。ここで、表における ○, ◎ は、ユーザ内の購買者数の比率に関するクーポン無とクーポン有の差がそれぞれ $p \leq 0.05$, $p \leq 0.01$ で統計的有意であることを示す。従来の選定方法では、新品の購買意欲が低いグループ以外にユーザ数が偏っている。したがって、新品の購買意欲が高いグループに関しては施策効果に関する検出力が高く、低いグループに関してはデータ数が少ないために、有意差を検出できていないことがわかる。

一方、提案フレームワークでは新品の購買意欲が低いグループに関する施策効果の検出力も高い。各グループになるべく均等にデータ数を割り振ることで、どのグループに対しても施策効果のある部分を検出しやすくなる。

過去に実施されているデータから明らかに施策効果があるグループが予測される場合は、全体を均等に施策実験す

る必要はない。この場合には、施策効果があると予想されるグループに絞って施策を実施することで実験コストの低減が期待される。一方、新規施策のように効果が未知の施策に関しては、提案フレームワークのように全体のユーザに対して、事前にグループ分けを行い、実験計画を行うことで、どのグループに対しても施策効果のある場合に漏れが少なく有意差を検出することができる。

6. まとめと今後の課題

本研究では、複数種類の金額のクーポン配布施策を対象として、ユーザの潜在的購買意欲とクーポン金額別の施策効果の関係を分析するための一連のフレームワークを提案した。さらに、実際のサービス上で、提案フレームワークを用いてクーポン配信施策に対して実験計画を立案し、これに基づいた大規模なクーポン配信施策を実施した。また、実際のサービス上で結果を観察することで、潜在的購買意欲によって施策効果が異なることや、クーポンの金額によっても効果が異なることなど、ビジネスに活用し得る知見が得られることを示し、提案の有用性を確認した。また、従来実施されていた施策対象者の選定方法との比較により、提案フレームワークでは今までデータ数が少なかったユーザ群に対しても、適切な施策効果の推定が可能であることを確認した。本研究での考察をもとに、今後潜在的購買意欲に基づいた施策効果の高いターゲティングを行うことが期待される。

本研究では、潜在的購買意欲とクーポン施策の分析に焦点を当てているが、他分野の施策においても提案フレームワークを適用することが可能である。その際、サービス側の目的に応じてどのような軸を設定すべきか、に関する追及は今後の課題である。

参考文献

- [1] Tsuboi Y., Sakai Y., Shimizu R., and Goto M. Multiple treatment effect estimation for business analytics using observational data. *Cogent Engineering*, 2023 (in press).
- [2] Li J., Luo X., Lu X., and Moriguchi T. The double-edged effects of e-commerce cart retargeting: does retargeting too early backfire? *Journal of Marketing*, Vol. 85, No. 4, pp. 123–140, 2021.
- [3] 米田安希子, 清水良太郎, 桜井詩音, 川田心, 山下遥, 後藤正幸. ユーザの潜在的な購買意欲を考慮した機械学習に基づくクーポン配布施策の効果検証モデル. 人工知能学会全国大会論文集, 2023.
- [4] ZOZO Inc. ZOZOTOWN. <https://zozo.jp/> (Accessed on December 30, 2023).