

# 非金銭的給付の効果測定

## マイナポイントキャンペーンを利用した因果推論

松井 暉  
Akira Matsui

横浜国立大学  
matsui-akira-zr@ynu.ac.jp

寺本 高  
Takashi Teramoto

中央大学  
tteramoto009@g.chuo-u.ac.jp

本橋 永至  
Eiji Motohashi

横浜国立大学  
motohashi@ynu.ac.jp

鶴見 裕之  
Hiroyuki Tsurumi

横浜国立大学  
tsurumi-hiroyuki-md@ynu.ac.jp

**keywords:** マイナポイント、経済政策、因果推論

### Summary

このレポートでは、マイナポイント事業におけるポイント付与の効果进行分析し、政府によるポイントを利用した非現金施策の経済効果を明らかにする。分析には家計簿アプリのデータを使用し、消費者間の年齢や購買行動の差異を考慮するため、自然実験と Doubly-robust Difference-in-Difference 推定を用いる。その結果、ポイントを受け取った消費者は、1ヶ月以内に受け取り額の約20%を追加的に支出することが示された。この支出行動の変化は、購買行動の差異よりも年齢といった属性に強い関連があることが明らかとなった。

## 1. はじめに

消費者の行動を分析する際には消費者の支出を分析することが重要である。経済政策においても、政府の財政支出がどの程度の消費を伴ったかに大きな関心が寄せられる。マーケティング分析においても、消費者の支出行動を知ることは必要不可欠である。たとえば、どのような施策がどの程度の購買を促進するかなどは、消費者の消費の時系列的な変化を分析することで明らかにできる。

しかし、現実のマーケティング施策では経済政策とは違い、クーポンや割引、ポイントといった現金を使わない施策（以下、非現金施策）が使われる。非現金施策は、消費行動を変化させると考えられるが、その分析は店舗やフランチャイズ群といった範囲に限られている。ポイントのような非現金施策は、ポイントプログラムといった特定のグループ店舗でしか利用できなく、その効果に関心があるのもプログラム運営者だからである。

しかし、近年ではポイントプログラムの加入店舗が増加し、様々な店舗でポイントを利用した購買（以下、非現金購買）が可能となり、現金との代替性は高まりつつある。加えて、政府の政策として非現金施策が取られることもあり、単なる一つのポイントプログラムや店舗を超

えた、非現金施策の効果検証の必要性が増している現状がある。つまり、非現金施策が非現金購買や現金購買にどう影響を与えるかを分析することは、マーケティングだけでなく、経済現象の分析にも大きな役割を果たすと考えられる。

そこで、本レポートでは家計簿アプリのデータを使い、非現金施策がどのように消費者の行動に影響を与えたのか家計単位の支出を分析することで明らかにする。本研究では、日本で行われたマイナポイント事業第二弾による非現金施策を対象とする [Internal Affairs 22]。マイナポイント事業は、マイナポイントの登録を行い条件を満たした申請者に決済サービスで利用できるポイントが配布される。申請者は利用する決済サービスを選択でき、1ポイント1円として決済サービス経由で購買に利用できる。

本研究では、ポイント付与という非現金施策を受けたあと、消費者がどのように非現金購買や現金購買を変化させたかを分析する。自然実験を用いて受け取りのタイミングが同じだった消費者が多数いた日があることに注目して克服し、マイナポイント申請時期によってポイント付与日に差が出てしまう問題を解決している。消費者の

過去の行動を傾向スコアとして利用し、自然実験後の購買行動とポイント支出に注目する。本研究では、Doubly-robust Difference-in-Difference [Pedro H.C. 20] を用いて交絡を考慮しながら回帰分析を行った。結果として、マイナポイント事業で 7500 ポイントを受け取った消費者は平均的に 1ヶ月で約 20%(1500 円分)の追加的なポイントを支出することがわかった。このような高い消費定数は、過去の購買行動の差異などにはあまり関連しないものの、年齢に強い関連を持つことがわかった。

## 2. データ

この章では本研究に用いたデータの説明と、分析対象のユーザーの説明を行う。この研究では家計簿アプリから取得した日別の購買データを利用する。以降の分析では、分析対象の消費者をユーザー、商品の購入履歴のことを購買と呼ぶ。

### 2.1 購買データ

本研究では、日本で使われている家計簿アプリ Zaim(以下、家計簿アプリ)から取得したデータを用いた [Kufu Company 23]。家計簿アプリではユーザーが、自身の購買の記録や支出の管理ができる。購買の履歴は主にユーザーが自身で OCR 経由でレシートの内容を記録したものと、銀行・クレジットカードやポイントプログラムとの連携によって行われる。購買は 15 のカテゴリに分類されている。すべての履歴について日付のタイムスタンプが付随している。このような OCR を用いた家計簿アプリのデータを利用した消費者行動の分析を行った類似研究として [Matsui 20] がある。

また、ポイントプログラムとの連携から得られるデータも記録されている。これにより、購買だけではなく、ポイントの利用(以下、支出)と獲得(以下、収入)に関する分析が可能になった。これらに加えて、入力によってユーザーの年齢(7 階級)・性別(3 カテゴリ)・家族構成(12 パターン)・都道府県のデータが利用できる。購買を含めたすべてのデータはユーザーが特定できないよう加工され、個人情報マスクされた状態で提供を受けた。

### 2.2 マイナポイント事業によるポイント収入の識別

本研究では、マイナポイント事業第 2 弾による、ポイント付与という非現金施策の効果を分析する [Internal Affairs 22]。マイナポイント事業には、この他に利用金額に応じて、5000 円分の割引が受けられる事業があるが今回の分析では対象としない。以降では、マイナポイント事業第 2 弾による 7,500 ポイントの付与のことを、簡略化のため単にマイナポイントによるポイント収入(あるいは付与)と呼ぶ。また、ポイントの取得は申請のタイミ

ングや決済サービスによって任意に決まるため同一の時期に消費者はポイントを取得するわけではない。

本研究で利用するデータでは、ユーザーがマイナポイント事業への申請をどのタイミングで行ったか知ることはできないが、ポイント収入額と付与元に関する情報が得られる。そこで、“マイナポイント”として記録され 7,500 ポイントの付与が確認できるものをマイナポイントによるポイント収入として考える。

データセットを分析したところ、このようなマイナポイントによるポイント収入を得たユーザーは 1456 人いたことがわかった。また、ポイント獲得のタイミングを分析したところ、図 1 のようにデータセット期間の後半である 2022 年 8 月以降に集中していることがわかった。この図では、マイナポイントを初めて獲得したユーザー数を積み上げて集計している。

加えて、図 1 から明らかのように、2022 年の後半に同日に 349 人のユーザーがマイナポイントによるポイント収入を得ていることがわかった。このユーザーが利用している決済サービスは同一だったため、ポイントプログラムか決済サービス側の何らかの理由で同タイミングでポイントが付与される状況が発生したと考えられる。そこで、本研究ではこの自然実験的な状況を利用し、ポイント収入を得た日が同じユーザーの支出に注目することにする。以降では、議論を簡便にするために、分析対照群のユーザーを介入群ユーザー、マイナポイントを利用していないユーザーを対照群ユーザーと呼ぶ。また、ポイントが一度に付与されたタイミングを介入タイミングと呼ぶ。対照群のユーザーは  $n = 12,192$ 、介入群のサンプルサイズは  $n = 349$  となった。

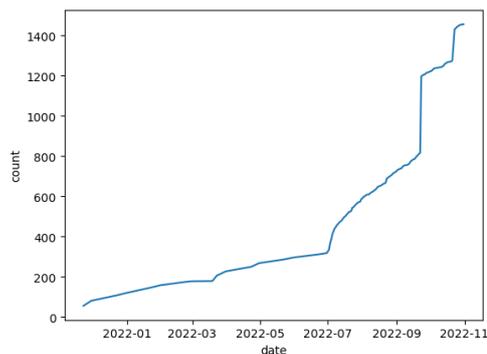


図 1: マイナポイント獲得のタイミング

Note: マイナポイントを付与されたユーザー数の時系列変化(積み上げ)

## 3. 手法

この章では、介入群ユーザーがマイナポイント事業から得たポイントをどのように支出したかを分析する手法について説明を行う。

### 3.1 Doubly-robust DID

本研究では、2章で議論したように、同一タイミングでマイナポイント収入を得た介入群ユーザーを対象にして分析を行う。マイナポイント事業でポイントを得るためには、自発的に申請を行う必要がある。そのため、単に介入群ユーザーと対照群ユーザーを比較した場合はポイントに対する関心度などの交絡因子の影響を受ける可能性が高い。実際、ポイントの収入を比較したところ、マイナポイント事業でポイントを得るユーザーは平均的に多くのポイント収入を得るポイントプログラムへの感度が高いユーザーであることがわかった(図2)。

そこで本研究では、2つの因果推論の手法を組み合わせた分析を行う。1つ目は、介入群と対照群のポイント支出の差を介入タイミングで分析する方法である。これは、一般に差の差の分析(Difference-in-Difference、以下DID)と呼ばれる手法である[Angrist 09]。2つ目は、ユーザーが介入群に含まれる確率を予測した結果を利用する傾向スコア(P propensity Score、以下PS)である。介入群には入っていない対照群のユーザー  $u_j$  が、介入群のユーザー  $u_i$  と傾向スコアが近い場合、 $u_j$  を介入を受ける可能性が高かったユーザーとし、反実仮想を考えることができる[Angrist 09]。この2つの手法はどちらも因果効果として処置群における平均処置効果(Average Treatment effect on the Treated、以下ATT)を推定することを目的としているが、ATTを正しく推定するにはDIDでは並行トレンド、PSでは傾向スコアが正しく推定できている仮定が必要になる\*1。2つの手法を組み合わせたDoubly robust DIDはこの2つの仮定のどちらかが満たされていればATTが推定できることを理論的に保証されている[Pedro H.C. 20]。本研究では、ユーザーの属性データと購買データを傾向スコアに利用し、介入前後のポイント支出の差についてさらに介入群ユーザーと対象群ユーザーの差を計算することでマイナポイントの支出効果を分析する。

### 3.2 クラスタリングを用いた消費者分類

本研究では、マイナポイントの支出効果を分析したあと、介入群で介入後のポイント支出に差があるかを調べる。具体的には、介入前の購買行動によってポイント支出が予測できるかを調べる。購買行動と介入後のポイント支出のは、非金銭的なポイントと通常の支出行動の関連に反映されると考えられる。非現金購買と現金購買の支出に関連や代替関係があれば、ポイントと現金の間の代替関係や所得弾力性があることが示唆される。

この現金購買行動とポイント支出の関連を分析するために、本研究では介入前の現金購買行動に基づいたクラスタリングを行う。各ユーザーの購買行動を表現するため、15の購買カテゴリ毎の介入支出額を用いて特徴ベクトルを作

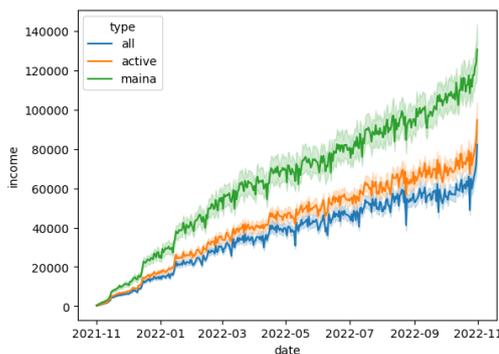


図2: ポイント収入の比較

Note: マイナポイントを得たユーザー (maina)、ポイントに関する記録数が上位50%のユーザー (active)、それ以外 (all) のポイント収入の比較 (積み上げ)。

成する。特徴ベクトルを正規化したあと、K-Medoids クラスタリングを行いクラスタリングする[Kaufman 09]。クラスタ数は Silhouette score が最も高いクラスタ数を選ぶ。

## 4. 結果

この章では、マイナポイント付与後にユーザーがどのようにポイント支出を変化させたかを分析する。また、ポイント支出の変化がユーザーの属性や現金購買行動とどう関係しているかを分析する。加えて、マイナポイント付与後に現金購買行動が変化したかを分析する。

### 4.1 ポイント付与後のポイント支出

マイナポイント付与後のポイント支出を3.1節で説明した、Doubly-robust DIDで推計した結果を図3に示した。介入前後の月におけるポイントの差をATTとして推計した結果(Monthly)は、約1475ポイントとなった(点推定値は1475.47; std:247.1728;  $p < 0.0001$ )。

これに加え、ポイント支出の差の差をインターバル毎に推計した結果も Weekly として図3に示した。Weekly  $n$  は、介入  $n$  週間前と介入  $n$  週間後が比較されている。推計の、 $n = 1, 2$  では支出が小さく、 $n = 3, 4$  の方が大きい推計値となり、ポイント付与を受けて支出が増加するまで時間を要したことがわかった。

### 4.2 ポイント支出と属性と現金購買行動の関連

次に、マイナポイント付与後の支出と、ユーザーの属性や現金購買行動との関連を分析する。まず、介入前の現金購買行動をもとにしたユーザーの分類を行うために、3.2節で議論した kmedoid クラスタリングを行い、図4に結果を示した。現金購買行動のクラスターによってポイント支出に差があるかどうかを調べたところ、一ヶ月合計でも(図5)、週次(図6)でも顕著な差は見られなかった。

加えて、消費者の属性を従属変数として、介入後のポ

\*1 unconfoundedness と common support

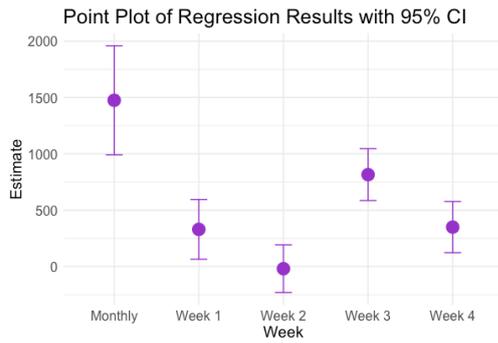


図 3: マイナポイント付与後のポイント支出

*Note:* Doubly robust DID によるマイナポイント付与後のポイント支出。前月との比較 (Monthly) と前月同週との比較 (Week)。

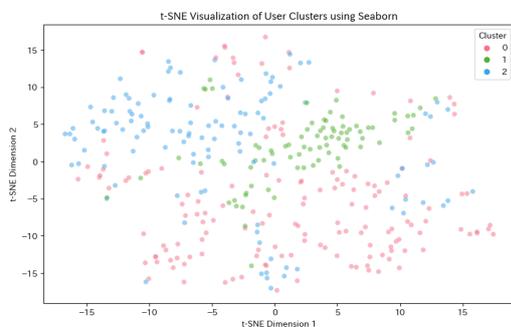


図 4: kmedoid クラスタリングの結果

*Note:* 介入前の現金購買行動をもとにした kmedoid クラスタリングの結果。色はクラスタを表し、クラスタ数は Silhouette score で選択された ( $k = 3$ )。散布図は t-sne による二次元平面への次元圧縮の結果。Cluster 1  $n = 1$ ; Cluster 2  $n = 1$ ; Cluster 3  $n = 1$

イント支出が属性と関連があるかを調べる。線形回帰を利用して、ポイント付与後 4 週間の合計ポイント支出額とユーザーの属性情報の関連を分析した結果を表 1 に示した。結果として、年齢階級との関連が強く見られ、特に年齢階級間での支出差が大きく若年層が最もポイント支出が多かったことがわかった。

#### 4.3 ポイント付与後の現金支出

最後に、ポイントと現金の代替関係をみるため、マイナポイント事業によるポイント付与を受けた後の現金支出を分析する。4.1 節と同様の方法で、介入前後の支出額の差を推計し、図 7 に結果をプロットした。推計の結果として、介入後の現金の支出に関しては顕著な変化は観察できなかった。

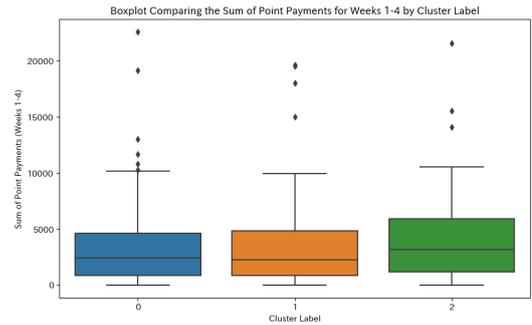


図 5: クラスタ毎のポイント支出 (週次)

*Note:* 介入前の現金購買行動をもとにしたクラスタリング毎のポイント支出の比較。ポイント支出はポイント付与後 4 週の合計額。

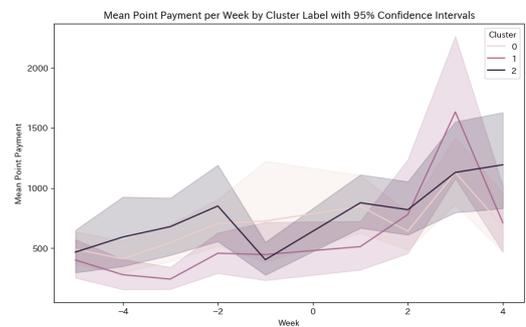


図 6: クラスタ毎のポイント支出 (合計)

*Note:* 介入前の現金購買行動をもとにしたクラスタリング毎のポイント支出の変化。ポイント支出をポイント付与後 4 週間の一週間毎の毎に平均額を計算 (網掛けは 95%信頼区間)。

## 5. 考察とまとめ

本分析では、マイナポイント事業によってポイントを得たユーザーのポイント支出のみに注目することで、ポイントの付与がポイント利用や現金購買にどのように影響を与えるのかを分析した。ポイントの付与のタイミングが同時だったユーザー群に注目することで介入の時期がマイナポイント申請のタイミングによって異なってしまう問題に対処した。また、ポイント支出の変化を分析するために、DID を使い、傾向スコアを利用して対照群とのマッチングを傾向スコアをもとにして行う Doubly-robust DID を用いた。

ポイント付与を一度に受けた群を介入群として分析した結果、ポイントの付与は追加的に 1500 円程度のポイントの支出、つまり付与額 7500 円の 20%分の支出をもたらしたことがわかった。介入群の平均ポイント支出額が 3500 円程度だったことを考えると、75%程度の追加的なポイント支出がもたらされたことがわかった。

付与後 1ヶ月以内で最も支出が多かったのは 3 週目であることから、付与された直後に支出するのではなく、

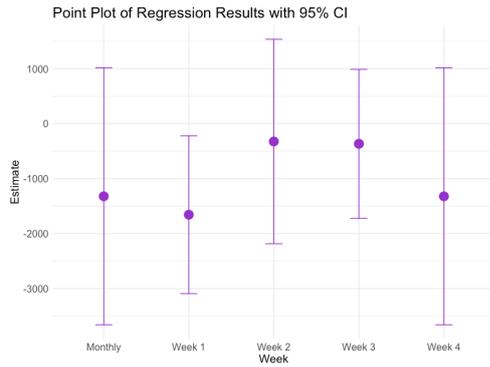


図 7: マイナポイント付与後の現金支出

Note: Doubly robust DID によるマイナポイント付与後の現金支出。前月との比較 (Monthly) と前月同週との比較 (Week)。

少し時間をおいてから支出し始めていることが示唆される。また、若年層についてポイント支出が介入後増えたことから、若年層ほどポイント収入少なく、ポイントの消費性向が高くなっていることが示唆されている。

現金購買行動とポイント支出の関係は観測されなかったことから、介入前の現金支出の特徴に関わらず、付与されたマイナポイントは通常の現金支出と切り分けて「別建ての予算」として捉えられている可能性が示唆される。

表 1: 属性とポイント支出の回帰分析

変数	係数	標準誤差	p 値
20 代	1638.56	478.65	0.00
30 代	569.43	386.44	0.14
40 代	136.82	253.74	0.59
50 代	-220.00	308.29	0.48
60 代	-120.82	512.23	0.81
70 歳以上	-380.06	879.46	0.67
女性	1.59	448.23	1.00
その他の性別	-1532.19	1938.10	0.43
単身	444.38	591.96	0.45
2 人暮らし	-170.19	861.67	0.84
子供 1 人家族	1043.35	666.57	0.12
子供 2 人家族	1061.58	705.79	0.13
子供 3 人家族	-978.33	1115.97	0.38
2 世帯	-3917.45	2708.34	0.15
2 世帯子供 1 人	762.02	2218.56	0.73
2 世帯子供 2 人	-832.30	3944.88	0.83
2 世帯子供 3 人	-871.74	1440.28	0.55
その他の家族構成	1138.04	1151.34	0.32
千葉	2357.05	914.48	0.01
東京	1008.34	638.91	0.12
神奈川	756.54	706.11	0.29
クラスター 1	96.66	552.71	0.86
クラスター 2	495.12	486.29	0.31
切片	1623.93	598.03	0.01

## 謝 辞

本研究は JSPS 科研費 JP21H00756 と JP22K20159 の助成を受けたものです。本レポートは、著者による研究成果をとりまとめたものです。論文の中で示された内容は、株式会社 Zaim の公式見解を示すものではありません。

## ◇ 参 考 文 献 ◇

- [Angrist 09] Angrist, J. D. and Pischke, J.-S.: *Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*, Princeton university press (2009)
- [Internal Affairs 22] Internal Affairs, of M. and Communications, : Miner Point 2nd Project (in Japanese) (2022), <https://mynumbercard.point.soumu.go.jp/>
- [Kaufman 09] Kaufman, L. and Rousseeuw, P. J.: *Finding groups in data: an introduction to cluster analysis*, John Wiley & Sons (2009)
- [Kufu Company 23] Kufu Company, L.: Zaim (in Japanese) (2023), <https://zaim.net/>
- [Matsui 20] Matsui, A., Kobayashi, T., Moriwaki, D., and Ferrara, E.: Detecting multi-timescale consumption patterns from receipt data: A non-negative tensor factorization approach, *Journal of Computational Social Science*, pp. 1–14 (2020)
- [Pedro H.C. 20] Pedro H.C. Sant' Anna, Zhao, J. : Doubly robust difference-in-differences estimators, *Journal of Econometrics*, Vol. 219, No. 1, pp. 101–122 (2020)

## —— 著 者 紹 介 ——

---

- **松井 暉**: 横浜国立大学経営学部テニユアトラック講師。南カリフォルニア大学博士 (Computer Science)。研究テーマは計算社会科学を中心としたデジタルプラットフォーム上の人間行動分析。
- **寺本 高**: 中央大学商学部教授。筑波大学博士 (経営学)。研究テーマは消費者の買物行動と小売マーケティング戦略。
- **本橋 永至**: 横浜国立大学経営学部教授。総合研究大学院大学博士 (学術)。研究テーマはマーケティング・サイエンス、ビジネス・データサイエンス。
- **鶴見 裕之**: 横浜国立大学経営学部教授。立教大学博士 (社会学)。研究テーマは消費者行動データ分析、プロモーション効果分析。