

IMES DISCUSSION PAPER SERIES

消費者のキャッシュレス決済手段の選択行動

わかもり なおき
若森直樹

ヨウ・ユンティン

Discussion Paper No. 2025-J-3

IMES

INSTITUTE FOR MONETARY AND ECONOMIC STUDIES

BANK OF JAPAN

日本銀行金融研究所

〒103-8660 東京都中央区日本橋本石町 2-1-1

日本銀行金融研究所が刊行している論文等はホームページからダウンロードできます。

<https://www.imes.boj.or.jp>

無断での転載・複製はご遠慮下さい。

備考： 日本銀行金融研究所ディスカッション・ペーパー・シリーズは、金融研究所スタッフおよび外部研究者による研究成果をとりまとめたもので、学界、研究機関等、関連する方々から幅広くコメントを頂戴することを意図している。ただし、ディスカッション・ペーパーの内容や意見は、執筆者個人に属し、日本銀行あるいは金融研究所の公式見解を示すものではない。

消費者のキャッシュレス決済手段の選択行動

わかもり なおき
若森直樹*
ヨウ・ユンティン**

要 旨

本論文は、消費者の決済手段選択に関する既存の実証研究を整理した上で、消費者と商店の両サイドのパネルデータを構築し、そのデータから得られた主要な観測的事実を提示することを目的とする。近年、日本でもキャッシュレス決済手段が浸透しつつあるものの、その普及速度は他国と比べて著しく遅い。本研究はこの遅れの要因を解明することを目的とし、決済手段が消費者と商店という二つの異なる経済主体を媒介するプラットフォームであり、典型的な両面市場（two-sided market）である点に着目する。本研究では、約 20,000 人の消費者を約 2 年間にわたり追跡し、日々どのような場面でどのような決済手段を使用したかを記録したデータに加え、キャッシュレス・ポイント還元事業を通じて収集された各市区町村における 10 日ごとのキャッシュレス決済手段導入店舗数のデータを統合し、新たなパネルデータを構築した。そして、統合されたデータを用いて、消費者のキャッシュレス決済手段の導入・利用に対して、商店側のキャッシュレス決済手段の導入状況が与えた影響について、記述的に分析を行った。

キーワード：決済手段、両面市場、間接ネットワーク効果

JEL classification: L40、E42、G29

* 一橋大学大学院経済学研究科准教授（E-mail: naoki.wakamori@r.hit-u.ac.jp）

** Department of Economics, University of Arizona（E-mail: yyeh@arizona.edu）

本稿は、著者の一人（若森）が日本銀行金融研究所の国内客員研究員の期間に行った研究をまとめたものである。本稿に示されている意見は、筆者たち個人に属し、日本銀行の公式見解を示すものではない。また、ありうべき誤りはすべて筆者たち個人に属する。

1 はじめに

日本ではいまなお現金決済が幅広く用いられている。近年ようやくキャッシュレスの流れが押し寄せてきているものの、キャッシュレスが完全に浸透したかと言えば、まだ道半ばであると言えるだろう。なぜ日本ではキャッシュレス化が進まないのだろうか。それらの理由について、既存研究では需要側・消費者側の問題（消費者側が現金を好んで使う）、もしくは、供給側・商店側の問題（消費者がキャッシュレス決済手段を使おうと思っても、商店側がキャッシュレスな決済手段を導入していない）と大別して整理されることが多い。翻って現実の日本経済を見てみると、消費者の根強い現金主義もあるものの、いまなおキャッシュレス決済手段を導入していない店も多く観察され、どちらのサイドが（もしくは両サイドともに）キャッシュレス化を妨げているのか、キャッシュレス決済手段の普及・促進を考える政策担当者の関心事となっている。

経済学のフレームワークで考えると、決済市場は典型的な両面市場（two-sided market）の一つである。すなわち、各決済手段はプラットフォームであり、消費者と加盟店という2つの異なるタイプの経済主体が取引を行う際には必ずプラットフォームを通じて取引が行われている。このような両面市場では、間接ネットワーク効果が重要な役割を果たす。すなわち、消費者としては当該の決済手段が利用できる加盟店が増えれば増えるほど、その決済手段を導入する便益が高くなり、逆に加盟店としても当該の決済手段を持つ人が増えれば増えるほど、その決済手段を導入する便益が高くなるため、導入する確率が高まると考えられる。

このような背景から、キャッシュレス決済手段の普及・促進を考える政策担当者は2019年10月から2020年6月にかけて「キャッシュレス・ポイント還元事業」を行った。事業期間中、消費者に対してはキャッシュレス決済を用いると決済額の最大5%（一つのキャッシュレス決済手段につき一月あたり15,000円まで）還元を行うことで、そして商店側にはキャッシュレス決済手段の導入や利用に対するコストを補助することで負担を軽減することで、両者に対してキャッシュレス決済手段を利用するインセンティブを付与した。本論文ではこの事業に着目し、どのように消費者および商店のキャッシュレス化が進んだのかを記述的に分析することを目指す。

以下では、まず第2章で関連研究のレビューを行う。続く第3章において、背景とデータの説明を行う。特に、3.1節にて、2019年10月から行われたキャッシュレス・ポイント還元事業に着目しながら、日本の決済産業の概観を行い、続く3.2節にてデータの紹介を行う。

そして、第4章では主に記述的な分析を行う。最後に第5章で結論を述べる。

2 文献レビュー

本論文が扱っているテーマは大きく捉えると消費者の決済手段の選択であり、経済学では2つの異なる文脈で扱われている。一つはマクロ経済学理論（特にサーチ理論）を用いたマネーサーチ（Money Search）と言われる分野であり、もう一つは実証ミクロ経済学を用いた決済手段選択の分野である。本論文は後者の分野に該当研究であるため、以下では特に後者に属する論文を、分析のモデリングによって分類しながら紹介する。

まず、消費者が Point-of-Sale（以下 POS）の段階で、どの決済手段を用いるか（Usage）の静学的な意思決定を離散選択モデルを用いて研究している研究群である。そのような論文の端緒となったのは、米国の POS データを用いた Klee (2008) であり、その後ボストン連邦銀行が中心となって家計簿調査（Diary Survey）を行い、さまざまな政策について（例えば、Schuh and Stavins, 2010; Stavins and Shy, 2015, によりクレジットカードのインターチェンジフィーについて）の研究が行われた¹。また、西欧諸国の中央銀行も同様に家計簿調査を実施し分析を行っている。例えば、オーストラリアの研究としては Simon, Smith and West (2010)、カナダの研究としては Arango, Huynh and Sabetti (2015) や Wakamori and Welte (2017)、ドイツの研究としては Schmidt (2014)、オランダの研究としては Bolt, Jonker and van Renselaar (2010) が挙げられる²。初期の研究では主に、どのような社会経済属性を持ち、現金をどのように知覚している（安全性や利便性など）人が、どのような場面で現金を利用するのか、そして、その他の決済手段（主にクレジットカード）との代替性を定量的に評価することが目的であった。しかし、これは裏を返せば「どの程度のクレジットカードのリワードがあれば、人々は現金ではなくクレジットカードを使うか」といったマーケティングの文脈でも重要な問いでもあるため、経済学の文脈だけでなくマーケティングなどの文献でも研究が進んでいた。

初期の研究では決済時点における選択行動が主な分析対象であったが、POS における決済手段の選択だけではなく、そもそもどの決済手段を導入するかを意思決定する2段階モデル

¹家計簿調査だけでなく、Klee (2008) と同様に POS データを用いた研究（例えば、Wang and Wolman, 2016）も存在している。

²また、国際比較の研究も行われており、例えば Bagnall, Bounie, Huynh, Kosse, Schmidt, Schuh and Stix (2016) が挙げられる。

や動学モデルを考えている研究群が挙げられる。前者の一例であり、先述のボストン連銀のデータを用いた研究でもある **Koulayev, Rysman, Schuh and Stavins (2016)** では、1 期目でのような決済手段を選定・導入 (adopt) するかに応じて、それに続く第 2 期目で使用できる決済手段が決まり、1 期目の導入コストだけでなく、2 期目の効用の増分に応じて 1 期目でどの決済手段を導入するかが決まる静学的モデルを推定している³。また、後者の一例である **Yang and Ching (2014)** は、**Koulayev et al. (2016)** のような 2 段階モデルではなく、ライフサイクルモデルのフレームワークを用いて、イタリアの消費者にとっての新しい決済手段である ATM カード (デビットカード) の導入のコストを推定している。

最後に、消費者側の決済手段の利用・導入だけではなく、商店側がどの決済手段を受け取るかの意思決定も同時に考慮している論文として **Huynh, Nicholls and Shcherbakov (2022)** が挙げられる。初期の研究の中でも **Ching and Hayashi (2010)** や **Wakamori and Welte (2017)** によって、消費者の決済手段の利用や導入は、商店側の導入率に依存していることが明らかになってきており、決済市場は典型的な両面市場 (two-sided market) であることが認識され始めたためである⁴。つまり、消費者は自身の持っている当該の決済手段 (例えば、クレジットカード) を多くの商店で利用可能になることにより効用が上がり、逆に商店側は多くの消費者が当該の決済手段を持っていればいるほど、来店確率が増える利潤が増加すると考えるためである。このような異なる経済主体間のネットワーク効果を「間接ネットワーク効果 (indirect network effects)」と呼ぶ⁵。このようなネットワーク効果の推定は、決済産業の文脈では **Gowrisankaran and Stavins (2004)**、**Ackerman and Gowrisankaran (2006)**、**Rysman (2007)**、**Bedre-Defolie et al. (2018)**、**Li et al. (2020)** などによって分析されている⁶。

³このような Adoption と Usage の問題は、デジタルプラットフォーム間の競争でマルチホーミングが可能な場合の理論研究でも重要性が指摘されている。(例えば、**Teh et al., 2023**)。

⁴両面市場の理論は **Rochet and Tirole (2002)** や **Armstrong (2006)** らによって開発され、近年のデジタル・プラットフォームの研究には欠かせない基礎的なモデルとなっている。

⁵これに対して、同じグループ間のネットワーク効果は直接ネットワーク効果 (direct network effects) と呼ぶ。例えば、電話や Fax などが挙げられる。

⁶決済手段以外のコンテキストでは、イエローページをプラットフォームとして消費者と広告主の間接ネットワーク効果を研究した **Rysman (2004)** や、ゲームコンソールをプラットフォームとしてゲームプレイヤーとゲーム開発者の間接ネットワーク効果を研究した **Clements and Ohashi (2005)** などが挙げられる。

3 決済産業と政策の背景知識、及び、データ

本節では、まず 3.1 節にて、2019 年 10 月から行われたキャッシュレス・ポイント還元事業に着目しながら、日本の決済産業の概観を行う。続く 3.2 節にてデータの紹介を行う。

3.1 産業の概観、および、キャッシュレス・ポイント還元事業

日本の消費者の決済における現金比率は、近年徐々に下がりつつはあるものの、依然として他の先進諸国と比べると非常に高いことが知られている。ただ、キャッシュレスの決済手段が皆無であるために現金比率が高いわけではない。むしろ、近年においては、他の先進諸国と比べると多くの決済事業者が日本には存在しており、消費者は多種多様なキャッシュレス決済手段を容易に利用することができる。例えば、クレジットカードや銀行等が提供するデビットカードを筆頭に、各種交通事業者や小売流通事業者が提供する電子マネー（前者の例としては Suica や Pasma、後者の例としては nanaco や WAON）、QR コード決済（PayPay、LINE Pay、楽天ペイ、d 払い、au Pay）、それに加えて、iD や QUICPay など、一見すると過剰参入なのではないかと思われるほど多様な決済手段が存在している。

そのような中、さらなるキャッシュレス化を促進したい政府は、消費税増税のタイミングで、「キャッシュレス・ポイント還元事業」を 2019 年 10 月 1 日から 2020 年 6 月 30 日までの 9 カ月間行った⁷。この政策中、消費者は対象店舗でキャッシュレス決済を行うと最大 5% のポイント（個人経営や中小企業では 5% で、中小・小規模であってもフランチャイズチェーン店舗やガソリンスタンドなどでは 2%）を獲得することができ、原則的に対象決済で発生したポイント還元分を決済事業者が立替払いをして、後から国が負担するという流れで消費者へ還元された。決済手段ごとに還元額の上限が異なるものの、概ね一カ月あたり 15,000 円程度が上限であったが、複数の還元対象決済手段を所有することで、各決済手段から還元を受けることが可能であった。

また、本政策では中小・小規模店舗のキャッシュレス化支援策も含まれていた⁸。具体的には、フランチャイズチェーンやガソリンスタンドではポイント還元が 2% で加盟店手数料や

⁷2019 年 10 月 1 日から消費税率が 8% から 10% に引き上げられることに伴い、需要の平準化対策として、キャッシュレス対応による生産性向上や消費者の利便向上の観点も含め、消費税率引上げ後の 9 カ月間に限り、中小・小規模事業者によるキャッシュレス手段を使ったポイント還元を支援する事業である。

⁸例えば、卸売業においては、資本金の額または出資の総額が 1 億円以下、もしくは、常時使用する従業員の数が 100 人以下であれば中小・小規模事業者として認められた。

決済端末の補助はなかったが、中小・小規模事業者にはポイント還元が5%であっただけでなく、加盟店手数料が実質的に2.17%以下に、決済端末の負担もゼロになるような補助が行われていた。また、期間終了後の決済手数料水準を含め、決済事業者の提供プランを一覧化することで、各決済事業者のプランを比較検討できるような非金銭的な支援も行われていた。

タイムラインとしては、この政策が盛り込まれた2019年度予算案は2019年3月1日に可決された。実質的には、この段階から消費者や商店側の行動の変容があったかもしれないが、各種広報が始まったのは2019年4月以降であった。そのため、政策のアナウンスメント効果が始まったと考えられるのは2019年4月以降と考えられる⁹。

3.2 分析に用いる主なデータ

本論文で主に用いてるデータは2つある。1つはマーケティング・リサーチ会社である株式会社マクロミルが収集している家計レベルのパネル調査であるMACROMILL Household Spending Survey (以下、MHS) であり、もう一つは経済産業省のウェブサイトで公開されている「ポイント還元事業における加盟店登録数（都道府県別・市区町村別、業種分類別）」のデータである。それら二つのデータソースに加え、消費者の各決済手段の利用率を算出するために必要な各市区町村の人口を2020年10月に行われた国勢調査から、加盟店登録割合を算出するために必要な事業者数を2021年6月に行われた経済センサス-活動調査から、それぞれ得ている。以下では、主なデータソースであるMHSと経済産業省のデータについて詳述する。

3.2.1 MACROMILL Household Spending Survey

マーケティング・リサーチ会社である株式会社マクロミルは約20,000人の調査対象者（モニター）に対して、毎日全取引をレシートをスキャンする、もしくは手動で入力してもらうことでデータを収集している。各取引には、取引の日時、店の名前、取引の場所（店の住所）、購入した全アイテム（単価と個数）、誰が購入したのか（家計レベルのデータであるため本人の買い物だけでなく家族の買い物履歴も記録されている）、オンラインショッピングか否

⁹対象となる商店ではステッカーを付与することで、自身の店舗がポイント還元事業参加店であることを示すことができ、消費者への浸透が始まったと考えられる。

か、そして、どの決済手段を用いたかが記録されている。平均的に月 60 万件程度の買い物が記録されている。

本論文では POS における決済手段に着目するため、他の家族メンバーによる買い物、オンラインでの買い物、家賃などの支払い、銀行振替を利用している取引を除外してデータセットを構築した。また、残念ながら、各モニターがどの市区町村に在住しているのかは記録されていないため、各モニターがもっとも頻繁に買い物を行っている市区町村を取引の場所から特定し、最頻値を住所としている¹⁰。そして、この住所から得られる市区町村コードをキーにして、後述する登録加盟店数のデータと接続している。

3.2.2 登録加盟店数のデータ

次に経済産業省が公開している「ポイント還元事業における登録加盟店数」について詳述する。このデータは各市区町村レベルの集計化されたデータであり、表 1 にある通り、加盟店区分（固定店舗、通信販売、移動販売等（タクシー、屋台など）、業種分類（小売業、飲食業、その他サービス業）、および利用可能な決済手段（クレジットカード、QR コード、その他電子マネー等）ごとに加盟店数が記載されている。ただし、加盟店区分が通信販売と移動販売等については業種分類では分けられていないため、各市区町村で 15 種別の加盟店数が記録されている。また、データは 2019 年 10 月から 2021 年 6 月までの各 1 日、11 日、21 日時点の加盟店数について記録しており、約 10 日ごとの頻度で加盟店数の推移を 27 時点に渡って見ることができる非常に高粒度なデータとなっている。

本論文の分析では、固定店舗の加盟店数のみを分析の対象とし、通信販売と移動販売等は分析対象から除外する。通信販売の加盟店数を除外する理由は、通信販売はその性質上、消費者は通常オンラインで購入するため、ある市区町村に立地する消費者と加盟店の間だけではない間接ネットワーク効果が発生すると考えられるためである。また、移動販売等の加盟店数を除外する理由は、タクシーは運輸業、屋台は飲食業などと、複数の業種にまたがっており、ある市区町村において、ある特定の決済手段を受け付ける割合を計算することが困難なためである。例えば、分析を行う際の変数の一つとして「ある市区町村内の飲食店でクレジットカードを受け取ってもらえる店舗の割合」を計算しているが、移動販売等のうち何件

¹⁰もちろん、この住所の特定方法が妥当であるとは限らない。例えば、平日の就業時間中に多くの買い物をしている場合などは、住所ではなく勤務先の市区町村コードを特定している可能性もあるため、結果の解釈には注意が必要となる。

表 1: ポイント還元事業における登録加盟数の分類

加盟店区分	業種分類	利用可能な決済手段
固定店舗	小売業	クレジットカード
固定店舗	小売業	QR コード
固定店舗	小売業	その他電子マネー等
固定店舗	飲食業	クレジットカード
固定店舗	飲食業	QR コード
固定店舗	飲食業	その他電子マネー等
固定店舗	その他サービス業	クレジットカード
固定店舗	その他サービス業	QR コード
固定店舗	その他サービス業	その他電子マネー等
通信販売		クレジットカード
通信販売		QR コード
通信販売		その他電子マネー等
移動販売等		クレジットカード
移動販売等		QR コード
移動販売等		その他電子マネー等

が屋台などの飲食店で、何件がタクシーなどの運輸業なのかの内訳がわからない。そのため、それら二つの加盟店区分は除外して考えることにする。

本データを利用するに当たって2つの注意点がある。まず一つに、個別の決済手段の加盟店数がわかっているわけではない点が挙げられる。消費者サイドである MHS データでは、各消費者が QR コードの中でもどの決済手段を利用しているか（例えば PayPay なのか楽天ペイなのか）が判別可能だが、登録加盟店数のデータでは、当該の決済手段の加盟店数ではなく、QR コード決済を導入している加盟店の総数しか観察できない。換言すると、本来消費者が PayPay を導入するか意思決定を行う際に、（その消費者が住んでいる／働いている）市区町村で、どの程度の加盟店が PayPay を受け取るかが重要であると考えられるが、ここでは PayPay を含む QR コード決済の加盟店総数となっている点に注意が必要である。また2つめの注意点として、このデータは加盟店レベルのデータではないため、ある加盟店が一つの決済手段しか受け付けていないのか、それとも、複数のキャッシュレス決済手段を受け取っているのかが、わからない点である。そのような注意点はあるものの、約10日ごとの粒度で加盟店数が正確に把握できるデータには希少性があり、本論文ではその点に着目して分析を行っていく。

4 記述的分析

本論文は各消費者の各買い物における決済手段選択の意思決定、および、市区町村レベルの決済手段の導入率のデータを合わせることで、消費者のキャッシュレス決済手段の導入の意思決定を詳しく分析する。その前段として、まず 4.1 節において、市区町村レベルの決済手段の導入率の変化を概観しつつ、4.2 節において、消費者レベルのデータを見ていく。そして、続く 4.3 節において、両者を統合したデータを分析していくことにする。

4.1 商店側の導入率の変化

本節では商店側のキャッシュレス決済手段の導入についてを見て行こう。まず、図 1 は何らかの電子決済手段を受け付ける飲食店の割合を、全国の市区町村を人口毎に四分位で分け、その四分位グループごとの平均を、時系列でプロットしたものである。図の中の 1 番下の実線が人口が最も少ない市区町村のグループで、長破線がその次に人口が少ないグループ、中破線がある程度人口が多いグループ、短破線が最も人口が多い市区町村のグループである。図のキャッシュレスポイント還元事業が始まった 2019 年 10 月 1 日から始まり、事業が終了した 2020 年 6 月 30 日までとなっている。この図を見ると、何らかのキャッシュレスな決済手段を受け付ける店の割合が全体的に少なく感じるため、ベンチマークとして、東京都心 3 区（千代田区、中央区、港区）を点線として示している。例えば、東京都心 3 区においては、キャッシュレスポイント還元事業の開始時点において、なんらかのキャッシュレス決済手段を受け付ける店の割合が 4 割程度あったが、その割合は 1 月初めまでの開始 3 カ月間に急激に伸び、8 割程度の店がなんらかのキャッシュレス決済手段を受け付けるに至っている。これに対して、他のグループでも同時期に約 2 倍程度の割合まで増加し、その後は緩やかに伸びて行っていることがわかる。また、同一時点間においては、概ね人口の多い市区町村で、より受け取り率が高くなっていることがわかる。さらに重要な点として、新型コロナウイルス感染症の影響は、マクロ経済的にはあまり見られない点である。新型コロナウイルス感染症の拡大に伴い、非接触型の決済手段の導入が進んだかと言われるが、新型コロナウイルス感染症が日本でも流行し始めた 2020 年 2 月以降の伸び率に比べ、政策導入時点の伸び率の方が高くなっている。その点において、政策による後押しの効果は極めて大きかったと言えるのではないかと考えられる。

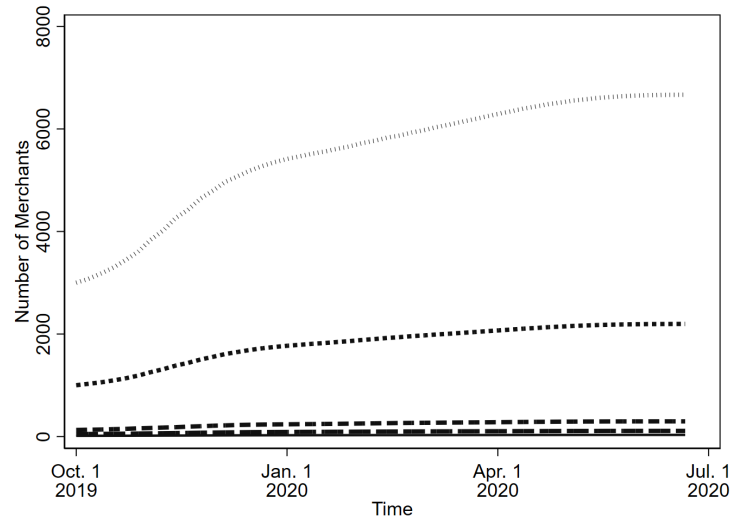


図 1: キャッシュレス決済手段を受け付ける商店数の推移

本論文で用いているデータでは、飲食店以外にも小売店やその他サービス業で各決済手段が受け取られているのかもわかる。図 2 では、各決済手段（クレジットカード、QR コード決済、その他電子マネー）が各業種（小売業、飲食業、その他サービス業）で受け取られる割合を、図 1 と同様にプロットしている。例えば、上段左のパネルは小売業でクレジットカードがどの程度利用可能かを示している。このパネルによると、東京都心 3 区においては政策導入直後からほぼ全ての小売業者でクレジットカードが利用可能であることを示しており、もう少し人口が少ない市区町村でも 5 割程度の店舗でクレジットカードが利用可能であることがわかる。それに対して、飲食業でのクレジットカード利用可能店舗の割合は少ないことが上段中央のパネルからわかる。さらに、QR コード決済やその他電子マネーについても同様のパターンが観察される。後述の 4.3 節では、このような導入率の差分が、消費者のキャッシュレス決済手段の導入や利用の意思決定に与える（間接ネットワーク効果の）影響を精査することにする。

4.2 消費者側の変化

本節では、消費者レベルのデータで何が起こっていたのかを見ていこう。まず、消費者側の変化として 2 つの重要なマージンが考えられる。一つは、政策の実施期間中にどの程度利用回数、ないしは、利用額を増加させたかというインテンシブ・マージン（intensive margin）

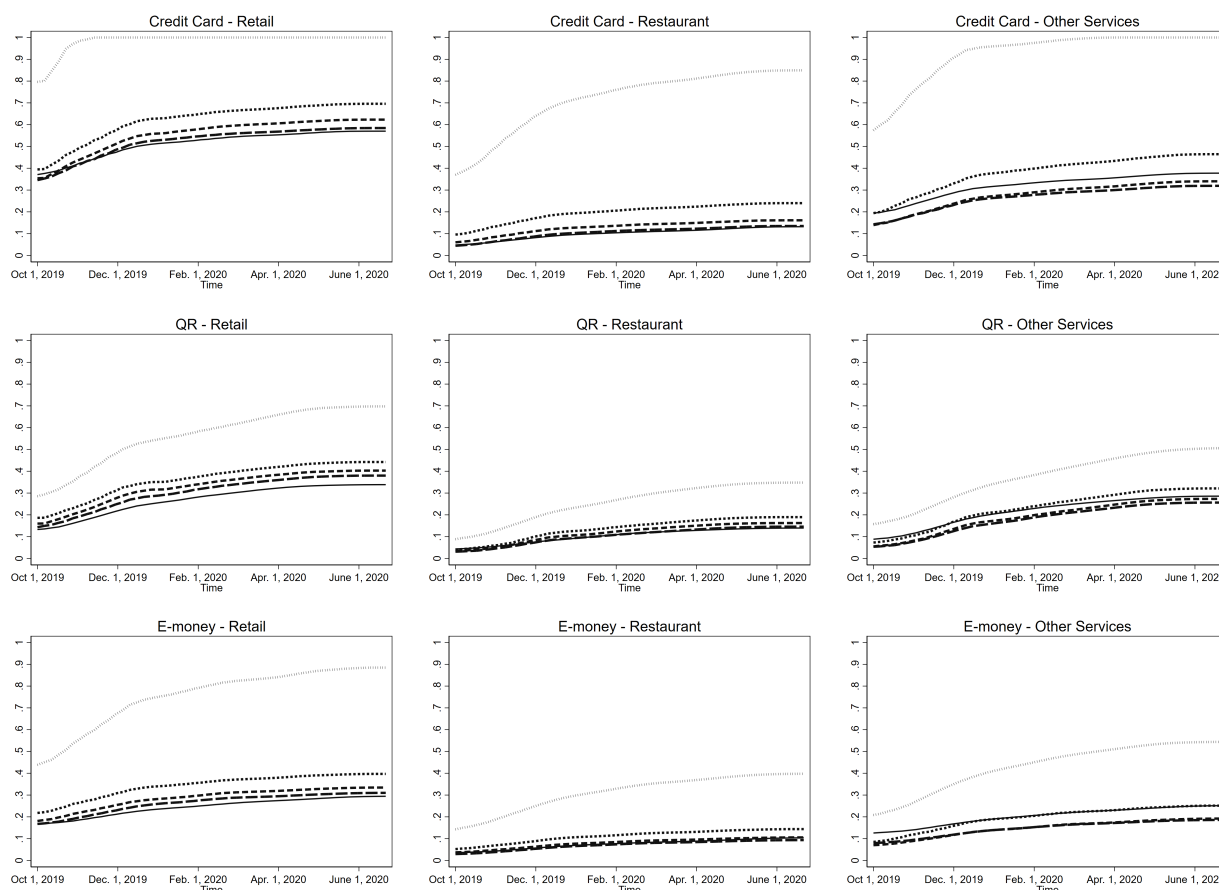


図2: 市区町村の四分位群および東京3区における各種電子決済手段の受付店舗の割合の推移であり、もう一つは、政策の実施期間中に新しく利用を開始したか否かというエクステンシブ・マージン（extensive margin）である。順を追って見ていくことにしよう。

利用回数・利用額の変化（インテンシブ・マージン） それでは、まずインテンシブ・マージンを見ていこう。図3は、データで観察される現金の総使用回数割合と使用量割合が政策導入の6カ月前からどのように変化をしたのかを時系列でプロットしたものである。左右両図における2本の縦の点線は、政策の開始日である2019年10月1日と、政策終了の翌日である2020年7月1日を示している。データの開始時点である2019年3月1日の段階では、現金による取引は、回数ベースで約60%、金額ベースで約55%占めていたことがわかり、データの終了時点である2020年月日の段階では、回数ベース・金額ベースともに45%程度と約10%ポイントから15%ポイント減少していることがわかる。この図で着目すべきは以下の2点である。第一に、趨勢的には現金の使用は頻度でも金額ベースでも減少していたが、2019

年10月になる1カ月ほど前に急激に減少している点である。これは、政策の導入前に備え始めた人が、現金からキャッシュレス決済に切り替え始めたためと考えられる。第二に、2020年6月下旬から現金の使用割合・使用額が急激に止まっている点である。これは、政策の終了とともに、キャッシュレス決済を利用するインセンティブが低下したため、現金決済に戻ってしまっている消費者が一部存在していることに起因しているのではないかと推察される。

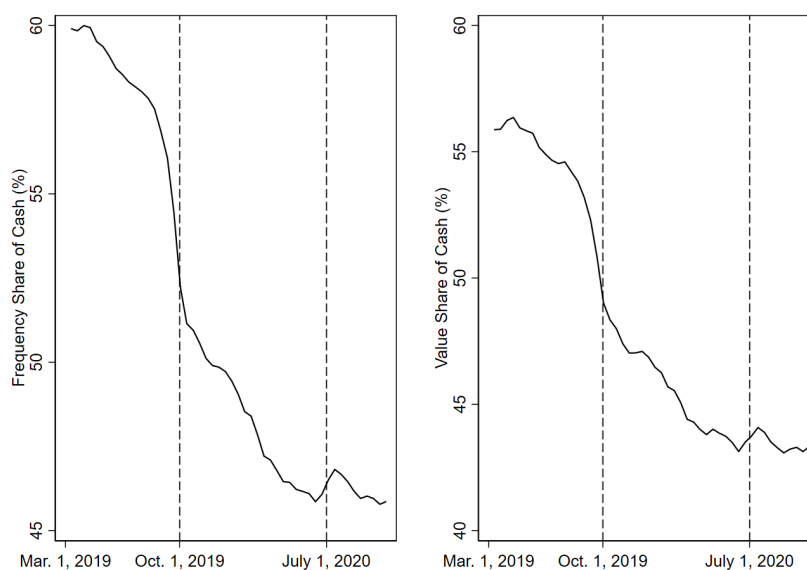


図3: 現金の使用率（左：回数ベース、右：金額ベース）の変化

それでは、次にこの経済全体で見た現金の使用率・使用金額の減少は、どの決済手段に代替されたのかを見てみよう。図3と同様に、主な決済手段について使用頻度・使用金額を時系列でプロットしたものが図4である。図4パネル(a)はクレジットカードの使用頻度と金額をプロットしたものであり、政策期間中に回数と金額ベースでともに5%弱増加していることがわかる。また、パネル(b)で示されているQRコード決済の代表格でもあるPayPayも、政策期間中に回数と金額ベースでともに3%程度増加していることがわかる。PayPayについては、回数ベースの増加に比べ金額ベースの増加の方が少ないため、比較的少額の取引で主流になっていたのではないかと推測される。その他のキャッシュレス決済手段であるデビットカード、WAON、iD、楽天ペイ、d払い、au Payなどについても類似の増加パターンを示している。

しかしながら、この政策期間中に使用頻度や使用金額が伸びたキャッシュレス決済手段ばかりではない。例えば、図4のパネル(c)や(d)で示されている、交通系カードやメルペイのようなキャッシュレス決済手段は、新型コロナウイルス感染症の出現と密接に関わった動きを示している。例えば、交通系カードは政策導入期においては上昇を見せたものの、2020年3月頃から使用回数や使用金額の落ち込みが顕著である。また、メルペイも2020年2月頃から3月頃にかけて顕著な伸びが見られたものの、すぐに収束している。これは、新型コロナウイルス感染症に伴いマスクの需要が一時的に急激に伸びた際に、多くの人がフリーマーケットでマスクを購入しようとしたためにマスクの値段が高騰したのを受けて、政府が国民生活安定緊急措置法に基づき、購入価格を超える「衛生マスク」の転売を禁止したためではないかと考えられる。

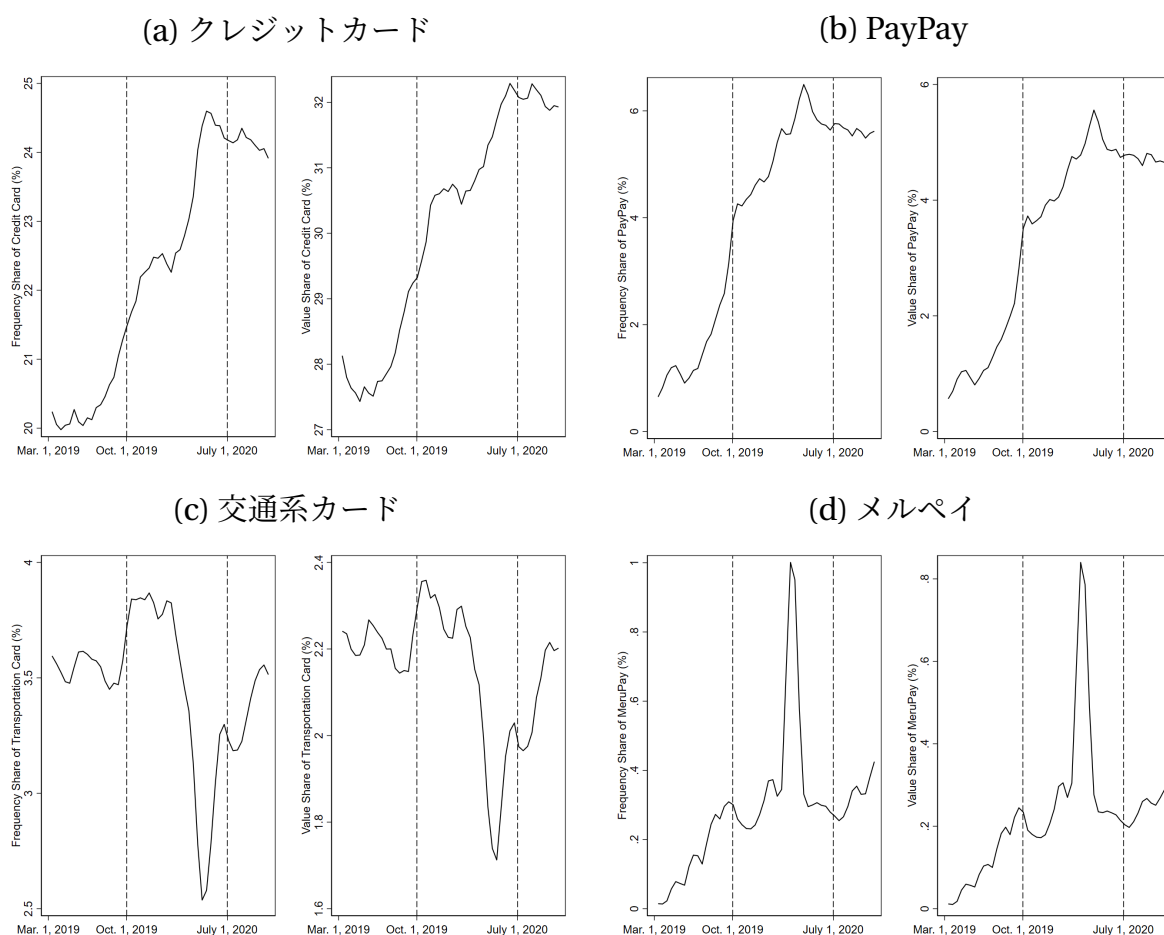


図4: 主な決済手段への代替

上記の一連の図から、政策実施期間中に日本経済全体として、現金決済からキャッシュレ

ス決済手段への移行が進んだことがわかる。しかしながら、これらの図が含意することは、経済全体で見たときに平均的に現金決済が減少し、他のキャッシュレス決済に移行したということであるが、キャッシュレス決済手段へ移行した一部の人のみが非常に頻繁にキャッシュレス決済手段を使うようになったため全体的に現金決済が減少したのか、はたまた、経済の構成員全員がキャッシュレス決済手段へ移行し、現金決済を 10%ポイントほど減少させたのかは判別できない。ということで、次に実際に決済手段を持ち始めたか否かというエクステンシブ・マージンについて見ていくことにしよう。

累積ユーザー数とアクティブユーザー数の変化（エクステンシブ・マージン） ここでは、政策によってエクステンシブ・マージンがどのように変化したのかを見ていこう。その一つの指標として、まず時間を通じて累積ユーザー数がどのように変化したのかを見てみよう。図 5 は各キャッシュレス決済手段を 1 回でもデータの観測期間中に利用した人を、それ以降の利用にかかわらずユーザーとしてカウントした「累積ユーザー数」を、QR コード決済と電子マネーに大別してプロットしたものである。パネル (a) の QR コード決済を見てみると、全ての決済手段で累積ユーザー数が伸びていることがわかる。その中でも、PayPay や楽天ペイは政策導入時に大きく累積ユーザー数を伸ばしていることから、そのタイミングでユーザー数を大幅に獲得したことがわかる。特に PayPay は政策期間終了時点において、約 40% にあたる消費者が 1 回でも利用した経験があるという数字になっている¹¹。また、その他の QR コード系の決済手段やパネル (b) に示されている電子マネー系は順調に累積ユーザー数を増やしており、PayPay の伸びが顕著のため図からは判別しにくくなっているが、政策導入時に（図の傾きを変えるほど）大幅に増やしていることもわかる¹²。

次に、エクステンシブ・マージンのもう一つの指標として考えられるアクティブユーザー数を見てみよう。図 6 では、10 日間の間に 1 回でも当該の決済手段を利用した場合はアクティブユーザーとカウントし、当該の決済手段を 1 回も利用しなかった場合は非アクティブユーザーとカウントしている。まずはパネル (a) の QR コード決済の中でも PayPay を見てみよう。すると、こちらも政策の実施開始と同時にアクティブユーザー数が増えているのが

¹¹この数字は PayPay 株式会社のプレスリリースで公表されている会員数よりも若干大きな数字になっているが、その理由は Macromill データの調査対象者に（キャッシュレス決済をあまり利用していないであろう）後期高齢者が含まれておらず、実際の割合よりも過大に見積もられていると考えられるが、グラフの形状はほぼ同一であることが確認できる。

¹²実際に PayPay を除いて図を描画すると、傾きが変わっていることがわかる。

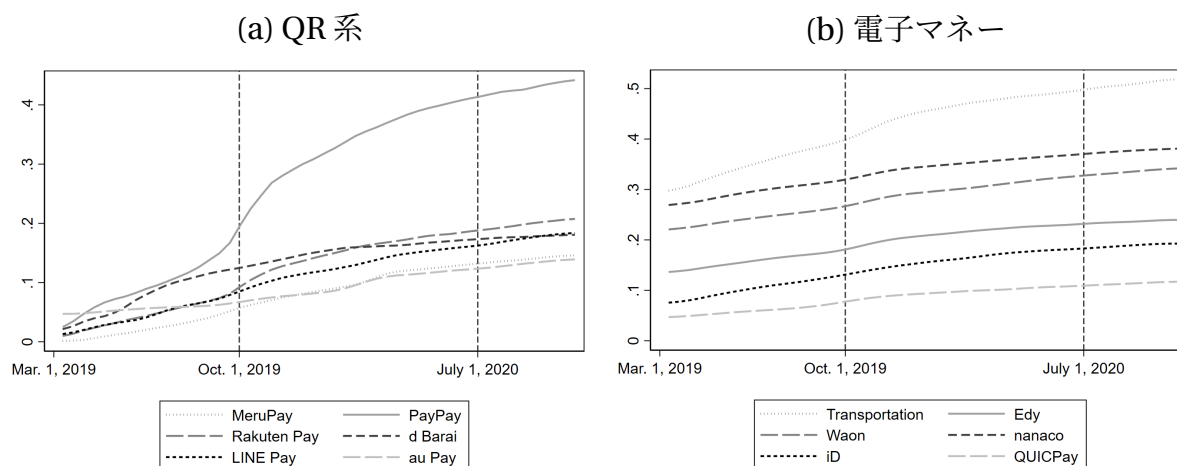


図 5: キャッシュレス決済手段別の累積ユーザー数

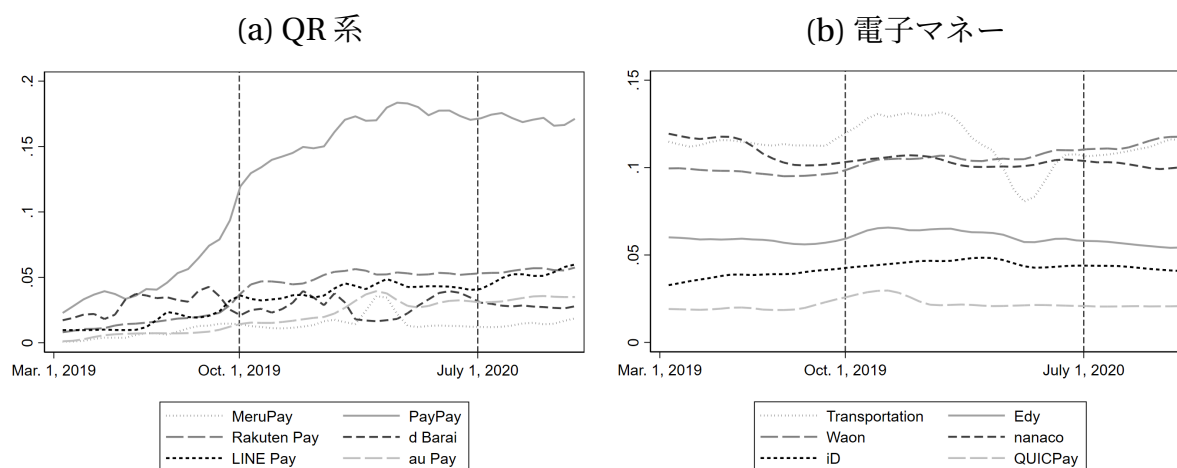


図 6: キャッシュレス決済手段別のアクティブユーザー数

わかるが、その割合は 12.5% 程度である。その時点における累積ユーザー数は 20% 近くであるので、実際に PayPay を利用した経験がある人でも、3 割から 4 割程度は 10 日以内に 1 回も利用していないということがわかる。その他の決済手段に関しても、アクティブユーザー数は若干の上昇が見られるものの、累積ユーザー数のような伸びを示していないことがわかる。これは、パネル (b) の電子マネー系決済手段でも同様のことが観察される。すなわち、電子マネー系決済手段でも、政策の実施期間中に、累積ユーザー数は大きく堅調に増加しているものの、アクティブユーザー数は（累積ユーザー数の増加ほど）大きく変わっていないことがわかる。

これらの観察から、政策は多くの消費者に対して何らかのキャッシュレス決済手段の導入

表 2: 政策導入前後 10 日間で利用した決済手段の数（現金含む）

	導入前 (%)	導入後 (%)
1	14.25	11.84
2	28.06	24.93
3	26.87	27.74
4	16.55	19.68
5	8.53	9.78
6	3.68	3.71
7	1.32	1.45
8	0.35	0.62
9	0.27	0.13
10+	0.13	0.12

を促し、実際に（ダウンロード数などで見ることが可能な）累積ユーザー数は着実に伸びて
 いているものの、実際のアクティブなユーザー数は頭打ちとなっていることがわかる。

次に、消費者が実際にマルチホーミングしているのかについても見ていこう¹³。キャッシュ
 レスポイント還元政策の開始時点では、アクティブに利用している決済手段の平均は（現金
 を含めて）2.98 個であったのに対し、終了時点では 3.12 個であった。より詳しく見るため
 に、度数分布表にしたものが表 2 である。政策導入直前と直後のタイミングで、10 日間のイ
 ンターバルで現金を含むいくつかの決済手段を用いたのかを示している。基本的に、6 個以上
 の決済手段を用いている人の割合は 5% 前後で変化はなく、平均の変化はむしろあまり多く
 の決済手段を用いていなかった人の増加に起因していたことがわかる。

4.3 統合されたデータで可能になる分析

前節までは、商店側と消費者側のデータをそれぞれ概観してきたが、本節では両者のデー
 タを接続することによって見えてくるデータのパターンを探っていくことにする。

4.3.1 消費者の利用（usage）に関する分析

まず、図 7 では現金の使用率を、消費者が住んでいる地域で何らかのキャッシュレス決済
 を用いることができる商店の割合ごとに見ていく。図 1 では全国の市区町村を人口に四分位

¹³ 正確に記録をつけていないと考えられるモニターが存在するため、このマルチホーミングについて示して
 いる数値は、平均的に 1 日 1 回以上の買い物を行っているモニターに限って分析を行っている。

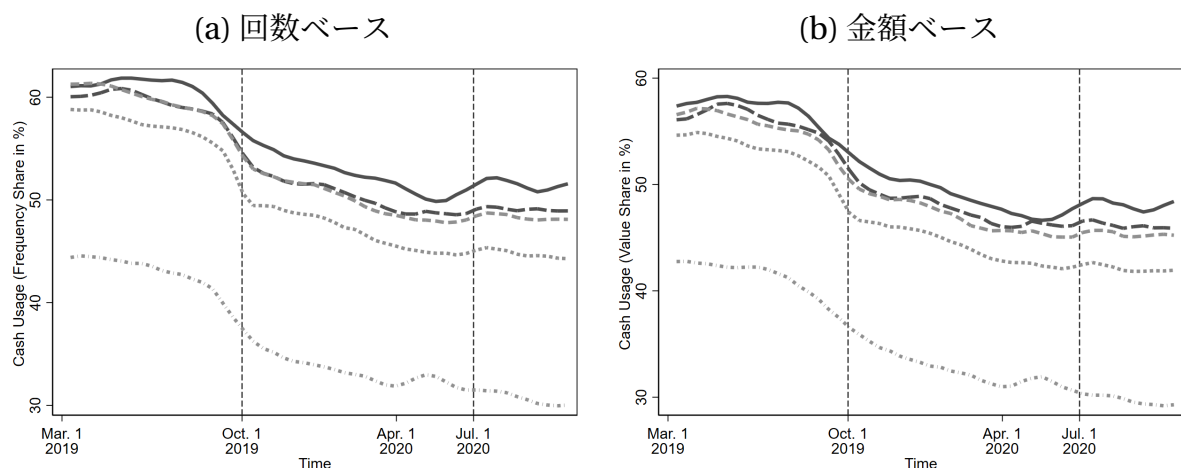


図 7: 居住地のキャッシュレス導入率ごとの現金の使用率の変化

で分け、その四分位グループごとの平均を、時系列でプロットしたが、ここでは全国の市区町村を導入率で四分位に分け、その四分位グループごとの平均を時系列プロットしている。すなわち図中の1番上の実線が導入率が下位25%の市区町村のグループで、長破線がその次に導入率が低い市区町村に住むグループ、短破線が最も導入率の高い市区町村に住むグループである¹⁴。また、図1と同じように、ベンチマークとして都心3区（千代田区、中央区、港区）が点線として示されている。

まず左側の回数ベースの図を見てみよう。商店のキャッシュレス決済導入率の四分位ごとにプロットした4つの線は約60%から始まり50%付近で終了しているのに対し、都心3区は40%程度から30%近くまで現金の利用率が減少していることがわかる。そのような差は当然見てとれるものの、キャッシュレスポイント還元事業が始まった2019年10月1日の少し前から現金の使用回数割合がどのグループでも落ち込み始めていることが見てとれ、その落ち込みの程度に関しても、どのグループでもあまり差がないことがわかる。つまり、政策実施期間中に与えられたインセンティブは全国一律だったため、消費者が居住している地域の商店側の導入率に関わらず、一定数の割合の現金決済がキャッシュレス決済へ置き換わったことがわかる。また、右側の金額ベースの図でも同一の減少が観察されている。

上記のような現象は、固定効果モデルの推定からも確かめることができる。消費者の10日間の支出に占める現金決済回数の割合を、図2で見た9種類の導入率（小売・飲食・その他サービスの3種類とクレジットカード、QRコード決済、電子マネーの3種類をかけあわ

¹⁴ここでは、6月21日時点の導入率でグループ分けを行っているが、以下で示す結果は、政策開始時点の導入率でグループ分けを行っても、ほぼ変化はない。

表 3: 各種キャッシュレス決済導入率が現金の利用率に与える影響

	(a) 全期間		(b) 前半 7 カ月間		(b) 後半 2 カ月間	
	推定値	標準誤差	推定値	標準誤差	推定値	標準誤差
小売・クレジット	-3.47	2.12	-3.79*	2.09	9.28	30.63
小売・QR	3.42	3.11	3.12	3.24	20.74	31.64
小売・電子マネー	-1.35	3.75	-0.94	3.91	-16.18	30.10
飲食・クレジット	7.50	5.19	12.81**	5.32	46.23	40.38
飲食・QR	-5.35	4.09	-8.26*	4.26	-19.17	45.2
飲食・電子マネー	-0.04	7.85	-7.46	8.10	-29.68	42.67
他・クレジット	1.45	2.91	1.18	3.10	-15.09	21.48
他・QR	2.07	2.00	2.44	2.19	10.45	25.66
他・電子マネー	-4.40	4.66	-5.36	5.05	39.48	25.66
log (支出額)	-1.39***	0.08	-1.37***	0.08	-1.46***	0.13
定数項	64.46***	1.01	64.50***	1.05	40.65**	18.95
個人固定効果	X		X		X	
時間固定効果	X		X		X	
N	371,594		288,582		83,012	

注：*は 10%、**は 5%、***は 1%の有意水準を示す。

せたもの)に加え、個人固定効果および時間固定効果を含めて回帰したものが表 3 である。1 列目は政策の実施期間中のすべてを含めたものであり、2 列目は開始時点から 2020 年 4 月まで、3 列目は 2020 年 5 月から 6 月のデータを用いて推定した結果になっている。まず 1 列目を見ると、どのタイプの導入率も統計的に有意な結果にはなっておらず、消費者の現金利用が居住区域の各種キャッシュレス決済手段の導入率に依存していないということがわかる。特に、ここでは個人固定効果を用いていることから、同じ個人であることを前提としたうえで、例えば小売店におけるクレジットカードの導入率があがったとしても、現金の利用割合は増えていない、ということがわかる。また、支出額の対数値が負で統計的に有意であることから、同一個人でも支出額が多いタイミングだと、より現金の利用率が減っていることがわかる。

図 7 に戻って、もう一つ興味深いのは、政策の終了後に観測されている事象である。政策の期間終了後も引き続き、都心 3 区やキャッシュレス決済の導入率が高い地域では、消費者の現金の使用率が減少しているように見受けられるが、逆にキャッシュレス決済の導入率が低い地域では現金の使用率の減少が止まっているようにも見受けられる。これは右図の金額

ベースでも、類似のパターンが示されている。

これらを総合すると、間接ネットワーク効果の重要性が浮かび上がってくる。すなわち、政策の期間中は利用するたびにインセンティブが与えられていたため、地域の商店側導入率に寄らず一定数の人が現金決済からキャッシュレスへシフトしていた。しかし、ひとたび政策の期間が終了すると、導入率の低い地域ほどキャッシュレス決済手段が増加しなくなっている¹⁵。つまり、都心3区のような地域では、間接ネットワーク効果による、正のループが正常に機能するようになり、政策期間の終了後でも、キャッシュレス決済手段がより使われるようになっていることがわかる¹⁶。

4.3.2 消費者の導入 (adoption) に関する分析

本項では、商店側の各種キャッシュレス決済手段の導入率が、消費者のキャッシュレス決済手段を導入する際の選択に影響を与えているのかを精査していこう。各種キャッシュレス決済手段の導入率を一次元で表現をするのは困難であるため、図を用いた分析ではなく、前項後半で行ったような分析を行うことにする。

それでは、まずどのような形で分析を行うべきかを理論的に考察してみよう。すべての決済手段の集合を $\mathcal{J}$ とし、ある地域 m に住む消費者 i が t 期までに利用を開始している決済手段の集合を $\mathcal{J}_{imt}$ と表現することにする。また、個人 i が居住する地域のタイプ s (ただし $s \in \{\text{小売、飲食、その他}\}$) の商店が t 期までに導入している決済手段の集合を $\mathcal{A}_{ist}$ と表現することにする。すると、個人 i が t 期においてタイプ s の買い物でどのような決済手段を選択するかは、以下の最大化問題として表現することができる：

$$\max_{j \in (\mathcal{J}_{imt} \cap \mathcal{A}_{ist})} u_{ijmt}$$

$$\text{where } u_{ijmt} = \begin{cases} \varepsilon_{i0mt}, & \text{if paying with cash,} \\ \tilde{u}_{ijmt} + \varepsilon_{ijmt}, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

ただし、 u_{ijmt} は個人 i が t 期にタイプ s の店で決済手段 j を用いる（観測できない間接）効用であり、 $\tilde{u}_{ijmt}$ はその平均効用、 ε は i.i.d. な攪乱項である。つまり、消費者は自分が所有

¹⁵ ほぼ横ばいであるため、元に戻ったわけではない点には注意が必要である。

¹⁶ しかしながら、政策期間終了後の導入率の変化はデータが存在しないため、間接ネットワーク効果による正のループが機能しているかを検証することは今後の課題とする。

しており、なおかつ、店側が受け取ってくれる決済手段の中から、自分の効用を最大化するように決済手段を選ぶという意味である。ここで、 ε がタイプ I 極値分布に従っていると仮定すると、決済手段 $\mathcal{J}_{imt}$ の集合を持つことによる期待効用がログ・サムの公式を用いて、以下のように表現することができる：

$$E[u_{ijtm}] = \log \left[\sum_{\mathcal{J}_{imt} \cap \mathcal{A}_{ist}} \exp(\tilde{u}_{ijtm}) \right] + \gamma$$

ただし、 γ はオイラー定数である。すると、今新たに決済手段 k を 1 つ追加的に持つための導入コストを C_i とすると、追加的に導入するのは、導入したさいの便益がコストを上回る場合、つまり

$$\log \left[\sum_{(\mathcal{J}_{imt} \cup \{k\}) \cap \mathcal{A}_{ist}} \exp(\tilde{u}_{ijtm}) \right] - \log \left[\sum_{\mathcal{J}_{imt} \cap \mathcal{A}_{ist}} \exp(\tilde{u}_{ijtm}) \right] \geq C_i$$

が満たされるときであることがわかる。ここで、各タイプ s の買い物はデータで観察されているので、実際には上記の期待効用を買い物の分布で重みづけしたものと、導入コストを比べればよいことがわかる。

このモデルで捕捉したいのは、 $\mathcal{A}_{ist}$ の効果である。少々極端になるが、仮に $\mathcal{A}_{ist}$ が現金のみからなる集合であれば、消費者がいかなるキャッシュレス決済手段を導入したとしても利用可能な決済手段は現金のみとなるため、新しいキャッシュレス決済手段を導入することはないだろう。逆に、ある特定の決済手段が常に受け入れられるのであれば、消費者はその決済手段の導入に踏み切るだろう。つまり、この $\mathcal{A}_{ist}$ こそが、間接ネットワーク効果の源泉となっていることがわかる。

さて、理想的には上記のような構造推定のモデルを推定するのが望ましいが、残念ながらデータの制約上、各決済手段を導入している店舗数はわからないうえに、消費者データで見える個別店舗ごとにどの決済手段が利用可能かも観察できない。観察可能なデータは（QRコード決済や電子マネーなど）タイプ別の店舗数である。また、多くの人が複数の決済手段を最終的に用いている（マルチホーミングしている）現状を踏まえ、ここでは以下のような二項選択モデルに置き換えて推定を行う。すなわち、各消費者が未導入の決済手段を導入するかの意思決定を、各決済手段に対して行う、というモデルである。当該の決済手段を導入

した場合に得られる便益は、上述の条件式を線形で近似した以下の式を用いることにする：

$$v_{ijmt} = \beta_0 + \sum_s \log(M_{j,m,s,t-1})\beta_{s,j} + \mathbf{x}_{ijt}\boldsymbol{\beta}_{ob} + F_i + T_t + \varepsilon_{ijmt}. \quad (1)$$

上段は当該の決済手段を導入しない場合であり、下段は当該の決済手段を導入した時の間接効用である。 $M_{j,m,s,t-1}$ は、ある地域 m の $t-1$ 時点において決済手段 j を受け付けるタイプ s の店舗の数であり、間接ネットワークを捕捉する項となっている。続く $\mathbf{x}_{ijt}$ は時間を通じて変化する消費者 i の属性（例えば各期における支出額など）である。時間を通じて不変な消費者の属性は個人固定効果 F_i で捕捉される。また、消費者全員に共通するマクロ経済的なショックは時間固定効果 T_t によって捕捉される。最後の ε_{ijmt} は i.i.d.（互いに独立で同一の分布に従う）で、ここでは標準正規分布に従う誤差項だと仮定する。さらに、非線形なモデルに大量の固定効果を導入するのは計算上の問題を引き起こしてしまうことが多いため、このモデルを線形確率モデルとして推定を行う。

それでは、結果を見ていこう¹⁷。決済手段が多いため表 4 と表 5 に分割して推定結果を提示する。表 4 は、消費者がクレジットカードや各種 QR コード決済を導入する際に果たす間接ネットワーク効果をまとめたものである。まず、1 列目のクレジットカードに着目してみよう。各行はそれぞれの決済手段を受け付ける店舗数になっており、例えば 1 行目は小売店でクレジットカードを受け付ける店舗数の対数値の係数であり、2 行目は飲食店のうちクレジットカードを受け付ける店舗数の対数値の係数になっている。3 行目のその他サービス業でクレジットカードを受け付ける店舗数の対数値の係数は負になっているが、標準誤差も大きく、統計的には限界的には有意であるものの、非常に強く有意であるわけではない。これらのことから、消費者がクレジットカードの新規加入する際には、間接ネットワーク効果がほぼ働いていないことがわかる。

また、その個人の利用額は正で統計的にも有意であるため、当該期間の総支出額が増加するとクレジットカードに加入しやすくなることがわかる。このモデルでは、個人固定効果を含むモデルになっているので、これは利用額が大きいタイミングでクレジットカードを導入しやすいことを意味している。つまり、同一個人間だったとしても 10 日ごとの利用額には増減があり、多くなったタイミングで導入が起こっているということになる。この政策の期

¹⁷ここでは、全期間ではなく大きく消費者側の導入が進んだ最初の 2 カ月をデータとして用いることにするが、期間を短縮しても、伸ばしたとしても、導入のタイミング前後に絞って分析しても、結果は頑健であった。

表 4: 利用可能な商店数が消費者の各決済手段導入に与える影響 (1/2)

	(i) クレジット	(ii) メルペイ	(iii) PayPay	(iv) 楽天ペイ	(v) d 払い	(vi) auPay
小売	0.0033*	-0.0005	-0.002	0.0017	-0.0002	0.001
× クレジット	(0.0018)	(0.0009)	(0.0019)	(0.0014)	(0.0011)	(0.001)
飲食	-0.0005	-0.0001	-0.0002	-0.0009	-0.0009	-0.0001
× クレジット	(0.0017)	(0.0007)	(0.0015)	(0.0011)	(0.0009)	(0.0006)
その他	-0.0033**	-0.0004	0.000	0.001	-0.0001	-0.0003
× クレジット	(0.0017)	(0.0008)	(0.0018)	(0.0013)	(0.001)	(0.0007)
小売	-0.0009	0.0016**	0.002	-0.0018	0.0009	-0.0014*
× QR	(0.0017)	(0.0007)	(0.0019)	(0.0013)	(0.001)	(0.0008)
飲食	0.0014	0.0001	0.0013	0.0008	0.0010*	0.0004
× QR	(0.001)	(0.0004)	(0.001)	(0.0007)	(0.0005)	(0.0004)
その他	-0.0015	-0.0003	0.0004	0.0011	-0.0006	0.0001
× QR	(0.0012)	(0.0005)	(0.0012)	(0.0009)	(0.0007)	(0.0004)
小売	0.0005	-0.0017*	0.0003	-0.0015	-0.0013	0.0007
× 電子マネー	(0.0021)	(0.0009)	(0.0022)	(0.0017)	(0.0012)	(0.0009)
飲食	-0.0018	0.0007	-0.0017	0.0008	0.0009	-0.0005
× 電子マネー	(0.0015)	(0.0007)	(0.0014)	(0.001)	(0.0008)	(0.0007)
その他	0.0029**	0.0006	-0.0004	-0.0014	0.0004	0.000
× 電子マネー	(0.0014)	(0.0006)	(0.0015)	(0.0011)	(0.0007)	(0.0006)
log (支出額)	0.0019*** (0.0002)	0.0001 (0.0001)	0.0011*** (0.0002)	0.0002 (0.0001)	0.0002** (0.0001)	0.0001 (0.0001)
定数項	-0.0117*** (0.0035)	0.0023 (0.002)	0.0256*** (0.0049)	0.0092*** (0.003)	0.0071*** (0.0024)	0.0037* (0.0019)
固定効果						
個人	X	X	X	X	X	X
時間	X	X	X	X	X	X
N	135,292	135,292	135,292	135,292	135,292	135,292

注：*は 10%、**は 5%、***は 1%の有意水準を示す。

間中の消費額の 5%ないし 2%が還元されていたので、支出が多いタイミングでキャッシュレスに対応しようと考えたのではないかと推測される。

次に、2 列目以降に示されている各種 QR コード決済に着目してみよう。ここで着目すべきは、表の中段付近にある、小売・飲食・その他と QR コード決済を受け付ける店舗数の交差項である。すると、ほぼすべての係数が、統計的有意ではない結果になっていることがわかる。観測数が十分に大きいことを所与にすると、メルペイにおいて QR コード決済を受け付ける小売店舗数の係数が有意になっているものの、標準誤差がかなり大きく、クレジットカードと同様、間接ネットワーク効果が働いているとは言い難いだろう。また、その他の決

決済手段においても同様であり、消費者が各種決済手段を導入するにあたって、ある特定の決済手段の商店側の導入率が高くなっているからという理由で選んでいるわけではないことがわかる。

表 5: 利用可能な商店数が消費者の各決済手段導入に与える影響 (2/2)

	(vii) 交通系	(viii) 楽天 Edy	(ix) WAON	(x) nanaco	(xi) iD	(xii) QUICPay
小売	-0.0041***	0.0009	0.0023*	-0.0012	-0.0004	0.001
× クレジット	(0.0011)	(0.001)	(0.0012)	(0.0012)	(0.001)	(0.0008)
飲食	-0.0003	0.0005	0.001	-0.0021**	-0.0004	-0.0002
× クレジット	(0.0007)	(0.0008)	(0.0009)	(0.0009)	(0.0008)	(0.0007)
その他	0.0026***	-0.0028***	-0.001	0.0020*	-0.0001	0.0003
× クレジット	(0.0008)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.0007)	(0.0007)
小売	0.0017*	-0.0014	-0.0012	0.0007	0.0011	-0.0004
× QR	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.0009)	(0.0008)	(0.0007)
飲食	-0.0009*	0.0015***	-0.0005	-0.0006	-0.0001	-0.0002
× QR	(0.0005)	(0.0005)	(0.0006)	(0.0006)	(0.0004)	(0.0004)
その他	-0.0010*	-0.0005	-0.0006	-0.0014**	0	0.0003
× QR	(0.0006)	(0.0007)	(0.0007)	(0.0007)	(0.0006)	(0.0005)
小売	0.0007	0.0011	-0.0004	0.0023*	-0.0014	-0.0003
× 電子マネー	(0.0011)	(0.0011)	(0.0014)	(0.0012)	(0.0011)	(0.001)
飲食	0.0021***	-0.0009	-0.0004	0.0012	0.001	0.000
× 電子マネー	(0.0006)	(0.0008)	(0.0008)	(0.0008)	(0.0007)	(0.0006)
その他	-0.0009	0.0012	0.0004	-0.0004	0.0004	-0.0001
× 電子マネー	(0.0007)	(0.0008)	(0.0008)	(0.0008)	(0.0006)	(0.0005)
log (支出額)	0.0003**	0.0001	0.0004***	0.0002*	0.0003***	0.0002**
	(0.0001)	(0.0001)	(0.0001)	(0.0001)	(0.0001)	(0.0001)
定数項	0.0032	0.0045**	-0.0018	-0.0028	0.0031	-0.0018
	(0.0022)	(0.0021)	(0.0024)	(0.0022)	(0.0019)	(0.0017)
固定効果						
個人	X	X	X	X	X	X
時間	X	X	X	X	X	X
N	135,292	135,292	135,292	135,292	135,292	135,292

注：*は 10%、**は 5%、***は 1%の有意水準を示す。

次に、交通系カードと主要な電子マネーの結果をまとめた表 5 を見てみよう。まず 1 列目の交通系カードに着目してみよう。先程と同様に見ると、電子マネーを受け取る飲食店の店舗数の係数が正に、統計的に有意になっている。つまり、飲食店で交通系カードを含む電子マネーを受け取る店舗数が多くなっている地域では、交通系カードの導入が起こりやすくなっており、間接ネットワーク効果が働いているように見受けられるが、それ以外の係数は統計

的には有意ではない。2列目以降の電子マネーに着目すると、ここでも nanaco で、電子マネーを導入している小売店舗数が（限界的に）統計的に有意になっているのを除いて、まったく有意な結果が見られない。nanaco は流通系の電子マネーであるため、電子マネーを受け付けてくれる小売店舗数や飲食店舗数が増加している地域で nanaco を導入する消費者が多いのではないかと考えられるが、基本的にそれ以外の決済手段では特に間接ネットワーク効果を意識して消費者は決済手段を選んでいないのではないかと考えられる。さらに、先程の表 4 と同様、利用額の多寡が決済手段を新たに導入するか否かの大きな要素になっていることがわかる。

以上の分析をまとめると、政策の導入期間中、消費者は決済手段を新たに導入していたが、どの決済手段を導入するかを選択する際に、その決済手段が商店側でどれくらい導入されいたかということにはあまり反応していなかったのではないかと示唆される結果が得られた。上記のような結果が得られたものの、なぜ間接ネットワーク効果が検出できなかったのかについて、推定上の問題も 4 点ほど考えられる。まず一つに、消費者や商店側は、市区町村レベルではなく、より局所的に店舗数を数えている可能性である。消費者自身は地域全体の動向ではなく自身が頻繁に行く店舗だけを考慮に入れる場合もあるであろうし、商店側としても顔なじみの顧客が大多数を占める飲食店であればやはり、地域全体の動向ではなく優良顧客の動向だけが重要になるのかもしれない。次に、粒度が高いデータを使い過ぎている故に、効果を検出できなかった可能性もある。既存研究では四半期ごと、もしくは、年単位でネットワーク効果を推定していることが多く、そのような単位で検出できるか否かは今後精査が必要だろう。消費者側のデータの精度の問題もある。一般的にこの種の買い物履歴データには *diary fatigue*（日誌疲れ）というものがあることが知られている。事実、約 20,000 人のモニターに対して 1 カ月あたり 60 万件程度の買い物が記録されているが、これは明らかに少ないと考えられる。他のデータを用いることは難しいかもしれないが、*diary fatigue* を起こしていないモニターに対象を絞った精査も必要であろう。最後に、加盟店側のデータの区切りである。本来であれば各決済手段を受け付ける店舗数を記録しているデータだと良かったが、今回のデータは電子マネーや QR コード決済というように集計化されてしまっており、これが推定に影響を与えている可能性も高い。

5 結論

本論文は、日本の消費者の決済手段選択に関する行動を明らかにするため、消費者と商店の両サイドからなるパネルデータを構築し、主に記述的な分析を行った。その結果、キャッシュレスポイント還元事業のおかげで、現金からキャッシュレス決済手段へのシフトが起こり主にクレジットカードやPayPayに代替されたこと、事業期間中は開始段階の商店側の導入率に依存せず幅広い地域でキャッシュレス化が進んだこと、事業期間終了後は商店側の導入率が高いところでは引き続きキャッシュレス化が進展しているものの、導入率が低い地域でのキャッシュレス化は鈍化したこと、などが明らかになった。また、消費者がどの決済手段を導入するかを選ぶ際に、間接ネットワーク効果の重要性が検出されず、消費者と加盟店側の間に本来働くはずである正のループ効果が正常に機能していない可能性が示唆された。これは筆者たちの私見だが、正のループ効果が働かない理由は、あまりに多くの選択肢（決済手段）が存在し、消費者・加盟店ともにマルチホーミングするために、両者の間でうまくコーディネートできていない可能性があげられる。そしてこれこそが、日本でキャッシュレス化の進展が遅らせている原因なのではないかと考えている。

一連の分析は、政策的に重要な示唆があると考えられる。一般的に、商店側に対する補助金を増やしてキャッシュレスな決済手段を受け取る店舗数を増やすか、それとも消費者のキャッシュレス決済手段の導入を後押しすることで、商店側もキャッシュレスを導入せざるを得ない状況にするか、どちらの方が望ましいかという問いがあるが、今回の結果を見る限り、どれか特定の決済手段のみを後押ししない限り各種のプラットフォームが満遍なく消費者や加盟店を増やすだけで、キャッシュレス化が急速に進むことはないのではないかとということである。また、消費者も商店側も間接ネットワーク効果を正確に把握できていない可能性があるため、正のループ効果を正常に機能させるためには、各決済事業者に対して、全国レベルの累積的な利用者数・利用可能店舗数を公表してもらうのではなく、より細かな地域に絞ったアクティブな利用者数や利用可能店舗数を公表することが肝要になると考えられる。

参考文献

Ackerberg, Daniel A. and Gautam Gowrisankaran, “Quantifying equilibrium network externalities in the ACH banking industry,” *The RAND Journal of Economics*, 2006, 37(3), 738–761.

- Arango, Carlos, Kim P. Huynh, and Leonard Sabeti**, “Consumer Payment Choice: Merchant Card Acceptance versus Pricing Incentives,” *Journal of Banking & Finance*, 2015, 55, 130–141.
- Armstrong, Mark**, “Competition in Two-sided Markets,” *The RAND Journal of Economics*, 2006, 37(3), 668–691.
- Bagnall, John, David Bounie, Kim Huynh, Anneke Kosse, Tobias Schmidt, Scott Schuh, and Helmut Stix**, “Consumer Cash Usage: A Cross-Country Comparison with Payment Diary Survey Data,” *International Journal of Central Banking*, 2016, 12(4), 1–61.
- Bedre-Defolie, Ozlem, Minjae Song, and Hannes Ullrich**, “Assessing the Impact of Payment Card Fee Regulation,” *Unpublished Manuscript*, 2018.
- Bolt, Wilko, Nicole Jonker, and Corry van Renselaar**, “Incentives at the Counter: An Empirical Analysis of Surcharging Card Payments and Payment Behaviour in the Netherlands,” *Journal of Banking & Finance*, 2010, 34(8), 1738–1744.
- Ching, Andrew T. and Fumiko Hayashi**, “Payment Card Rewards Programs and Consumer Payment Choice,” *Journal of Banking & Finance*, 2010, 34, 1773–1787.
- Clements, Matthew T. and Hiroshi Ohashi**, “Indirect Network Effects and the Product Cycle: Video Games in the U.S., 1994-2002,” *The Journal of Industrial Economics*, 2005, 53(4), 515–542.
- Gowrisankaran, Gautam and Jonna Stavins**, “Network Externalities and Technology Adoption: Lessons from Electronic Payments,” *The RAND Journal of Economics*, 2004, 35(2), 260–276.
- Huynh, Kim P., Gradon Nicholls, and Oleksandr Shcherbakov**, “Equilibrium in Two-Sided Markets for Payments: Consumer Awareness and the Welfare Cost of the Interchange Fee,” *Bank of Canada Working Paper 2022-15*, 2022.
- Klee, Elizabeth**, “How People Pay: Evidence from Grocery Store Data,” *Journal of Monetary Economics*, 2008, 55(3), 526–541.
- Koulayev, Sergei, Marc Rysman, Scott Schuh, and Joanna Stavins**, “Explaining Adoption and Use of Payment Instrument by U.S. Consumers,” *The RAND Journal of Economics*, 2016, 47(2), 293–325.
- Li, Bin Grace, James McAndrews, and Zhu Wang**, “Two-sided Market, R&D, and Payments System Evolution,” *Journal of Monetary Economics*, 2020, 115, 180–199.
- Rochet, Jean-Charles and Jean Tirole**, “Cooperation among Competitors: Some Economics of Payment Card Associations,” *RAND Journal of Economics*, 2002, 33(4), 549–570.
- Rysman, Marc**, “Competition between Networks: A Study of the Market for Yellow Pages,” *Review of Economic Studies*, 2004, 71(2), pp. 483–512.

- , “An Empirical Analysis of Payment Card Usage,” *Journal of Industrial Economics*, 2007, 55(1), 1–36.
- Schmidt, Tobias**, “Consumers’ Recording Behaviour in Payment Diaries - Empirical Evidence from Germany,” *Survey Methods: Insights from the Field*, August 2014, pp. 1–16.
- Schuh, Scott and Joanna Stavins**, “Why Are (Some) Consumers (Finally) Writing Fewer Checks? The Role of Payment Characteristics,” *Journal of Banking & Finance*, 2010, 34, 1745–1758.
- Simon, John, Kylie Smith, and Tim West**, “Price Incentives and Consumer Payment Behaviour,” *Journal of Banking & Finance*, 2010, 34(8), 1759–1772.
- Stavins, Joanna and Oz Shy**, “Merchant steering of consumer payment choice: Evidence from a 2012 diary survey,” *Journal of Behavioral and Experimental Economics*, 2015, 55, 1–9.
- Teh, Tat-How, Chuchun Liu, Julian Wright, and Junjie Zhou**, “Multihoming and Oligopolistic Platform Competition,” *American Economic Journal: Microeconomics*, 2023, 15(4), 68–113.
- Wakamori, Naoki and Angelik Welte**, “Why Do Shoppers Use Cash? Evidence from Shopping Diary Data,” *Journal of Money, Credit and Banking*, 2017, 49(1), 115–169.
- Wang, Zhu and Alexander L. Wolman**, “Payment Choice and Currency Use: Insights from Two Billion Retail Transactions,” *Journal of Monetary Economics*, 2016, 84, 94–115.
- Yang, Botao and Andrew T. Ching**, “Dynamics of Consumer Adoption of Financial Innovation: The Case of ATM Cards,” *Management Science*, 2014, 60(4), 903–922.