

コロナ収束後もオンライン消費の増加は
続くか
クレカ取引データを用いた分析

渡辺 努
大森 悠貴

Research Project on Central Bank Communication
702 Faculty of Economics, The University of Tokyo,
7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo 113-0033, Japan
Tel: +81-3-5841-5595 E-mail: watlab@e.u-tokyo.ac.jp
<http://www.centralbank.e.u-tokyo.ac.jp/en/>

コロナ収束後もオンライン消費の増加は続くか クレカ取引データを用いた分析

渡辺努* 大森悠貴†

2020年5月26日

要旨

新型コロナの感染拡大に伴い人々の消費スタイルが大きく変化している。外食や娯楽など Face-to-face の接触を伴うサービスへの需要が激減する一方、E コマースなどモノやサービスのオンライン消費は増えており、コロナ収束後も続くとの見方がある。ポストコロナはコロナ前に戻るのではなく、オンライン消費を軸に新たな消費スタイルが生まれるとの見方もある。

本稿ではコロナ収束後もオンライン消費の増加が続くかどうかについてクレジットカード取引データを用いた検討を行う。オンライン消費には、端末の入手やネット環境の整備、ノウハウの習得など、初期コストがかかり、これが普及を妨げる要因のひとつとみられていた。しかし、コロナを機に多くの消費者が既に初期投資を行ったということであれば、コロナが去った後も、オフライン消費に戻る理由はなく、高水準のオンライン消費が続くということになる。

本稿では以下のファインディングを得た。第1に、オンライン消費増加の主たる担い手は、コロナ前からオンライン消費に馴染み、オンラインとオフラインを併用していた消費者である。こうした消費者が、オンライン消費の割合を高め、さらにはオフライン消費を一切やめてオンラインのみに切り替えた。第2に、オンライン消費の経験のない消費者の一部が、コロナを機にオンライン消費を始める動きもみられた。ただし、その割合はコロナ前のオンライン化の趨勢と大きく異ならなかった。第3に、年齢別にみると、若年層がオンライン消費を増やした一方、シニア層の寄与は小さかった。例えば、コロナ前にオンラインとオフラインを併用していた20代後半の消費者のうち16%がオンライン消費のみに切り替えたが、同じくコロナ前にオンラインとオフラインを併用していた60代前半の消費者のうちでオンラインのみに切り替えたのは11%であった。オンライン消費への切り替えの年代間の差は、デジタルリタラシーの差によるものではなく、感染を回避する姿勢の差を反映していると考えられる。

上記のファインディングは「オンライン消費の経験のない消費者（特にシニア層）がコロナを機に新規参入した」という見方が適切でないことを示唆している。消費者の多くはコロナを機に初期投資を行ったわけではなく、したがって、オンライン消費増の一定部分はコロナ収束とともに剥げ落ちる可能性がある。

*東京大学大学院経済学研究科，ナウキャスト技術顧問。E-mail: watanabe1284@gmail.com
Website: <https://sites.google.com/site/twatanabelab/>
†ナウキャスト，東京大学大学院情報理工学系研究科修士課程。

1 ポストコロナの個人消費

新型コロナの感染に伴い人々の消費スタイルが大きく変化している。ひとつはFace-to-faceの接触を伴うサービスの消費を抑える動きである。『JCB消費NOW』でも本年2月以降、外食や娯楽、旅行、宿泊が大幅な減少を示している。モノ消費でも、コンビニやスーパーの店頭でのFace-to-faceの接触を嫌う傾向がある。例えば、スーパーでの購買は、1人の消費者が購買する金額は増えており、そのためスーパーでの購買金額は増えているものの、購買者数自体は減っている。

もうひとつの重要な変化は、Face-to-faceの接触を伴わないサービスやモノの消費の拡大である。『JCB消費NOW』でみると、サービス消費では、映画や劇場での消費が大幅に減少する一方、コンテンツ配信は増えている。モノ消費についても、ネット経由での購買、いわゆるEコマースが大幅な伸びを示している。

新型コロナの渦中でF2Fから非F2Fへと人々の需要がシフトするのは、自らの健康に気遣う消費者であれば当然のことである。政府や地方自治体の自粛要請もそれに拍車をかけた。問題はコロナの収束後である。需要はシフトバックするのだろうか。

コロナ後はコロナ前とは異なる世界になるとの見方が少なくない。個人消費についてもいったんシフトした需要は元には戻らないとの声が聞かれる¹。例えば、映画や劇場はコロナ前から趨勢的に減少しており、コンテンツ配信に置き換わる動きがあった。コロナはその動きを加速しただけであり、コロナが引導を渡すかたちで非可逆的な需要シフトが起きた可能性がある。

本稿では、コロナに伴う需要シフトのうちオンライン消費に注目し、需要シフトが非可逆的か否かについて考察する。非可逆的か否かを知るためには、需要シフトの有無や大きさを見るだけでは不十分であり、それがどのようなメカニズムで起きているかを知る必要がある。以下では、『JCB消費NOW』のデータを用いることによって、どういうタイプの需要シフトが、どの世代・地域で起きているのかを調べ、それを踏まえて、需要シフトの原因と非可逆的か否かを考察する。

オンライン消費は店頭での購買に比べて便利な点がたくさんある²。第1は、物理的に店舗に行かなくてよいという意味での移動コストの節減である。移動コスト節減には、買ったものを自分で持ち運ばなくてよいという意味でのコスト節減も含まれる。第2はサーチコストの節減である。ネット上には様々な商品・サービスが溢れており、

¹例えば以下の記事を参照。

<https://www.bloombergquint.com/business/outbreak-pushes-japan-s-shoppers-to-finally-buy-things-online>
<https://www.japantimes.co.jp/news/2020/05/09/business/economy-business/retail-reinvention-coronavirus/#.Xsc38mj7R1w>

WTO (2020) は 2002 - 03 年の SARS の感染が Taobao の成長の背景にあるとした上で、今回の COVID-19 もオンライン消費の持続的な拡大をもたらす可能性があるとして指摘している。SARS の渦中の Taobao 立ち上げの興味深いエピソードについては Clark (2018) を参照。

²この点について詳しくは、例えば、Goldfarb and Tucker (2019a, b) を参照。

店頭と比べて、商品・サービスの種類が多様である。また価格の面でも多様である。インターネットを使うことで、自分が買いたい商品の質や値段の比較を容易に行うが可能になる。コロナ前のデータを用いた研究ではあるが、Dolfen et al. (2019) や Jo et al. (2019) は、移動コストの節減や商品多様性の増加など、オンライン消費のもつ強みによって、消費者の効用（消費者余剰）がどの程度増加したかを調べ、民間個人消費の1%程度のゲインがあったとの結果を得ている³。

しかしオンライン消費の魅力が十分に高ければ、コロナとは無関係に、すべての消費者がオンライン消費に向かったはずであるが実際にはそうになっていない。また、オンライン消費の普及度合いについては国・地域間の違いも大きく、米国や欧州、中国・韓国などに比べ日本の普及度は低い。オンライン消費の普及を妨げる要因として挙げられるのは、第1に、オンライン消費へのシフトに要する固定費用の存在である⁴。オンライン消費を行うには当然のことながらスマホやPCが手元になければならずWi-Fiも必須だ。コストはこうした物理的な初期投資に限らない。スマホなどの操作方法を習得したり、サイトを閲覧し購買するためのノウハウを身につける必要がある。ハード面の初期投資と「学習」という意味でのソフト面の初期投資が必要であり、消費者は、それらの初期投資の費用とオンライン消費の便益を比較しながら、オンライン消費に移行するか否かを意思決定している。第2は、消費者の購買に関する履歴情報が店舗や企業に渡ることへの懸念である。オンライン消費は、販売する側が購買者をトラッキングする費用を大きく削減し、販売する側にとっては効果的な広告や価格差別を行う上でメリットがある。しかし、その一方で、個人情報漏洩するのではという懸念を生じさせる。こうした懸念を強くもつ消費者はオンライン消費を躊躇する。第3は、オンライン消費では、購入者が商品やサービスの質を直接確認できないという、情報の非対称性の問題である⁵。この問題は、生鮮食品など商品の質のばらつきが大きい場合や、購入者と販売者の間での信頼関係がない場合に、特に深刻であり、オンライン消費普及の妨げになる。

コロナの感染拡大は、購買に際してFace-to-faceの接触を回避できるというオンライン消費の魅力を一時的に高め、多くの消費者をオンライン消費へと向かわせた。しかしコロナが収束すればこの魅力は薄れる。そのとき消費者は再びオフライン消費へと戻るのだろうか。戻らない理由、すなわちオンライン消費へのシフトが非可逆的になる理由としては、次の2つが考えられる。第1は、オンライン移行にかかる初期費用である。オンライン消費未経験の消費者が初期費用を払ってオンラインデビューし

³Jo et al. (2019) は日本のデータを用いてEコマース化がもたらす消費者余剰の改善を分析している。Dolfen et al. (2019) は米国のVISAカードのデータを用いて移動コストの節減と商品多様性の効果を計測している。

⁴詳しくは、例えば、Cai and Cude (2016) を参照。

⁵これについて詳しくは@@@@を参照。

たということであれば、その消費者はオフラインに戻る理由はない。初期費用をせつかく払ったのだから、その回収の意味でも、オンライン消費を続けるであろう。第2の理由としては、個人情報の漏洩や情報の非対称性など、オンライン消費について消費者がこれまで持っていた懸念が、実際にオンライン消費を経験する中で払拭されたということが考えられる。コロナ前に持っていたオンライン消費に関する消費者の認識が改められるとすれば、コロナ収束後もオンライン消費を継続するだろう。

ここで強調したいのは、上記2つの理由はいずれも、コロナ前にオンライン消費未経験で、コロナを機にオンラインデビューした消費者にのみ当てはまるという点だ。これに対して、コロナ前にオンライン消費を既に経験していた消費者は、初期費用や認識のアップデートと無縁なので、それらの消費者は感染期間中にオンライン消費を増やしたとしても、コロナ収束で感染リスクがなくなれば、元の水準に戻すだろう。

このように整理すると、コロナに伴うオンライン消費への需要増が非可逆的か否かを知るには、オンライン消費の増分を、(1) オンライン消費未経験の消費者が新規参入したことに起因する部分と、(2) コロナ前から既にオンライン消費に馴染みがあり、消費全体の一定割合をオンラインで購入していた消費者が、コロナを機にオンライン消費の割合を引き上げたことに起因する部分とに分けた上で、(1) が支配的であるか否かを確認する必要がある。前者はオンライン消費の Extensive margin であり、後者は Intensive margin である。

本稿の構成は以下のとおりである。第2節では、本稿で使用するデータについて紹介した上で、推計手法を説明する。本稿では『JCB 消費 NOW』のサンプルである100万人の消費者を対象とした分析を行う。まず、コロナ前の時点(2020年1月)のデータを用いて、オンライン消費の経験があったか否かで消費者を区分する。その上で、コロナの渦中である2020年4月時点において、(1) オンライン消費の経験のなかった消費者がオンライン消費に参入したか、(2) もともとオンライン消費経験のあった消費者がオンライン消費のシェアをさらに増やすことを行ったか、を調べる。第3節では推計結果を示す。第4節では推計結果を用いてオンライン消費が今後どのように推移するかを予測する。第5節は結論である。

2 推計方法

2.1 使用するデータ

『JCB 消費 NOW』はJCBの会員の中からアクティブな会員100万人をランダムに抽出したサンプルを用いて算出されており、個人の特特定が不可能とする加工が施されている。本稿で用いるデータはこの100万人の購買履歴データである。本稿では、各消費者について、ある月の購買履歴のひとつひとつを、オンライン消費とオフライン

消費に振り分ける。コロナ前の月についてこれを行うことにより、各消費者について、オンライン消費の経験の有無を定義できる。コロナ後の月についてこれを行うことにより、オンライン未経験のある消費者がコロナを機にオンラインを開始したかどうか分かる。また、ある月にオンライン消費の履歴のある消費者については、その個人の全消費に占めるオンライン消費のシェアを算出する。以下では、各消費者の各月における「オンライン消費履歴の有無」と「オンライン消費のシェア」の2種類の情報を用いて分析を行う。

2.2 オンライン消費の履歴の有無

消費者は、ある月において、(1) オフライン消費の履歴しかない人（以下では「オフラインのみ」）、(2) オンライン消費とオフライン消費の両方の履歴のある人（以下では「併用」）、(3) オンライン消費の履歴しかない人（以下では「オンラインのみ」）の3タイプに分類できる。

2019年4月と2020年4月を例にとると、2019年4月に「オフラインのみ」だった人が2020年4月には「併用」へと変化することが考えられる。つまり、この消費者は、2019年4月（コロナ前）にはオフライン消費しか行っていなかったが、コロナを契機にオンライン消費にデビューしたということである⁶。

2019年4月から2020年4月への遷移には以下の9つのパターンがある。

- 「オフラインのみ」→「オフラインのみ」
- 「オフラインのみ」→「併用」
- 「オフラインのみ」→「オンラインのみ」
- 「併用」→「オフラインのみ」
- 「併用」→「併用」
- 「併用」→「オンラインのみ」
- 「オンラインのみ」→「オフラインのみ」
- 「オンラインのみ」→「併用」
- 「オンラインのみ」→「オンラインのみ」

⁶ただし、2019年4月に「オフラインのみ」だったとしても、オンライン消費の経験が全くないとは言いきれない。その消費者はオンライン消費の経験があるにもかかわらず、たまたま2019年4月にはオンラインを利用しなかっただけかもしれない。過去に遡ってこの消費者の履歴を見ることができればオンライン経験をより正確に把握できる。しかし『JCB消費NOW』では、個人の特定を防ぐという個人情報保護の観点から、ある個人の消費を過去に遡って追跡することはできない。

2.3 遷移確率

2019年4月から2020年4月への遷移の様子をみるために次のような条件付確率を定義する。

$$\Pr(\text{2020年4月に「併用」} | \text{2019年4月に「オフラインのみ」}) \quad (1)$$

この確率は、2019年4月に「オフラインのみ」であった消費者のうちで、2020年4月に「併用」に遷移した消費者の割合がどれだけであったかを示すものである。これを一般化して、以下の9種類の確率を定義する。

$$a_{ij} \equiv \Pr(\text{2020年4月に状態 } i | \text{2019年4月に状態 } j) \quad (2)$$

ただし、状態 i, j は「オフラインのみ」、「併用」、「オンラインのみ」の3種類である。

(2)式で定義された a_{ij} を成分とする行列を A と表記し遷移確率行列とよぶことにする。 A は今年の4月と前年の4月を比較した遷移確率行列であるが、同様にして、今年の1月と前年の1月を比較した遷移確率行列として B を定義する。表1の最上段にある「2019年1月から2020年1月の遷移確率」はこのようにして定義された B を実際のデータを用いて計算したものであり、表1の3つ目のパネルにある「2019年4月から2020年4月の遷移確率」は A の計算結果である。

B の計算結果をみると、2019年1月には「オフラインのみ」だった消費者のうちで2020年1月には「併用」へと遷移した消費者の割合は14.6% (0.1458) である一方、その逆に「併用」から「オフラインのみ」へと遷移した確率は4.0%であり、コロナ以前にもオンライン化の趨勢があったことが確認できる。同様に、「オフラインのみ」から「オンラインのみ」への遷移が3.9%の一方、その逆の遷移は1.4%である。これに対して、「併用」から「オンラインのみ」の遷移をみると、14.4%であるのに対して、その逆の遷移は17.4%であり、ここはオンライン化が前年との対比で後退している。

次に A の計算結果をみると、「オフラインのみ」から「併用」への遷移は18.0%となっており、2020年1月時点よりもオンライン化が進展していることを示唆している。同様に、「オフラインのみ」から「オンラインのみ」への遷移、「併用」から「オンラインのみ」の遷移についても、コロナ前（2020年1月）の結果よりも確率が高くなっている。オフラインでのみ購買していた人がコロナを契機にオンライン消費を始める、あるいは、それまでオンラインとオフラインを併用していた人がコロナを契機にオンラインのみに切り替えるといった動きが進んだことを示唆している。

2.4 2020年1月から2020年4月への遷移確率

A も B も前年の同じ月との比較であり、季節要因を排除できている。また、 A を B と比較することによりコロナのオンライン消費への影響を間接的に観察できる。2019

年10月から政府が実施しているポイント還元策の影響はAとBの両方に含まれているので、両者の比較によりポイント還元策の影響も捨象できるという点でもAとBの比較は好都合である。

AとBを比較する方法としては、この2つの遷移行列から、2020年1月と2020年4月の間の遷移確率行列を推計するということが考えられる。コロナ直前の月である2020年1月とコロナ渦中の月である2020年4月を比較することにより、コロナの影響だけを抽出することができる⁷。

そこで以下では、AとBを利用して、2020年1月から2020年4月の遷移確率を推計する。2020年1月から2020年4月の遷移確率行列をXとすると、以下の関係式が成り立つ。

$$XB = AY \quad (3)$$

ここでYは2019年1月から2019年4月の遷移確率を表す行列である。(3)式の左辺にあるBは、2019年1月の時点で、例えば「オフラインのみ」の状態である消費者が2020年1月には3つの状態のうちのどれに遷移するかを示す行列である。Xは2020年1月の状態と2020年4月の状態を紐づける行列である。したがって、XBは2019年1月の状態と2020年4月の状態を紐づけている。同様に、右辺のYは2019年1月の状態と2019年4月の状態の紐づけを行っており、Aは2019年4月の状態と2020年4月の状態を紐づけているので、AYは2019年1月の状態と2020年4月の状態を紐づけている。(3)式から

$$X = AYJ^{-1} \quad (4)$$

が得られる。AとBは『JCB消費NOW』から計算できるので、Yさえ分かればXを推計できる。

Yについては、以下の2種類の単純化の仮定を置き、それぞれの仮定の下でXを推計することにする。最初の仮定は

$$Y = I \quad (5)$$

である(Iは単位行列)。(5)式では、2019年1月と2020年4月の間ではオンライン化に関連する政策など大きな変化はなかったとみなし、オンライン化に関する消費者の状態(前述の「オフラインのみ」「オンラインのみ」「併用」の3つの状態)も変わらないと仮定している。以下では(5)式を仮定Aとよぶことにする。

⁷2020年1月と2020年4月の2時点のデータが存在すれば2020年1月から2020年4月の遷移確率を計算できる。しかし実際には、個人の特特定を防ぐという個人情報保護の観点から、同一消費者について2020年1月の消費と2020年4月の消費を比べることはできない。

しかしオンライン化はポイント還元やコロナなど大きなショックがない時期でも趨勢的に進展しているとも考えられる。そこで、オンライン化の趨勢が2019年1月から2020年1月までの遷移で捉えられると考え、2019年1月から2019年4月の間もその趨勢に沿った動きだったと仮定すると

$$Y = B^{3/12} \quad (6)$$

となる。3/12乗しているのは、3か月（1月から4月まで）と12か月（1月から翌年1月まで）の期間の違いを調整するためである。これを仮定Bとよぶことにする。

(5)を(4)に代入すると

$$X = AB^{-1} \quad (7)$$

であり、(6)を(4)に代入すると

$$X = AB^{-3/4} \quad (8)$$

となる。

表1の下2つの段は(7)式または(8)式を用いて、2020年1月から2020年4月の遷移確率を計算した結果を示している。下から2段目に示したのが仮定Aにもとづく結果であり、最下段は仮定Bにもとづく結果である。両者を比べると、定性的な大小関係はほぼ一致しているものの、行列の個々の成分は完全に一致しているわけではなく、行列の成分によっては大きな差も見られる。(7)式も(8)式も仮定にもとづくものであり、それぞれの仮定は現実の近似に過ぎない。Xの真の値は2つの結果の間にあると見るべきであろう。

2.5 オンライン消費の割合

ここまでは「オフラインのみ」「オンラインのみ」「併用」という3つの状態の間での遷移を調べる方法を説明した。しかし、「併用」といっても、ごくわずかしかオフライン消費を使わず、「オンラインのみ」と非常に近い消費者もいれば、その逆に、ごくわずかしかオンライン消費を使わず、「オフラインのみ」と近い消費者もいる。以下では、「併用」の消費者についてより詳細に分析するための方法を説明する。

2019年4月と2020年4月を例にとると、まず、両方の月にオンライン消費とオフライン消費の両方の履歴のある消費者だけを抽出する。次に、各消費者について、その消費者の2019年4月におけるオンライン消費がその消費者の全体の消費額に占めるシェアを計算する。2020年4月におけるオンライン消費についても同様のシェアを計

算する。0 から 1 までの区間を 10 の bin に分け、シェアがどの bin に属するかを決める。その上で、以下の条件付確率を定義する。

$$\hat{a}_{ij} \equiv \Pr(\text{2020 年 4 月のオンライン消費シェアが第 } i \text{ 番目の bin に属する} \\ | \text{2019 年 4 月のオンライン消費シェアが第 } j \text{ 番目の bin に属する}) \quad (9)$$

ただし、 $i, j = 1, 2, \dots, 10$ である。条件付確率 \hat{a}_{ij} を (i, j) 成分とする行列 \hat{A} を定義する。 \hat{A} は遷移確率行列であり、第 2.4 節の A に相当する。

同様に、2019 年 1 月と 2020 年 1 月のデータを使って遷移確率行列 \hat{B} を計算できる。最後に、2020 年 1 月から 2020 年 4 月にかけての遷移確率行列を \hat{X} と表記すると、仮定 A の下で

$$\hat{X} = \hat{A}\hat{B}^{-1} \quad (10)$$

を、また仮定 B の下で

$$\hat{X} = \hat{A}\hat{B}^{-3/4} \quad (11)$$

を得ることができる。

3 推計結果と含意

3.1 オンライン消費の履歴の有無

遷移確率の推計結果 表 1 の下 2 つの段は (7) 式または (8) 式を用いて、2020 年 1 月から 2020 年 4 月の遷移確率を計算した結果を示している。下から 2 段目に示した仮定 A にもとづく結果をみると、「オフラインのみ」から「併用」という遷移、「併用」から「オンラインのみ」という遷移、「オフラインのみ」から「オンラインのみ」という遷移のすべてについて、それぞれの逆の遷移より確率が高くなっており、オンライン化がこの間、進展したことを示している。同じ傾向は仮定 B にもとづく結果でも確認できる。

表 1 の最上段に示した「2019 年 1 月から 2020 年 1 月の遷移確率」はコロナと関係ない 1 年間の遷移であり、平穏な時期における遷移を表していると解釈できる。これをコロナの時期（2020 年 1 月から 4 月）と比較してみよう。コロナの時期は期間が 3 か月であるのに対して、2019 年 1 月から 2020 年 1 月は 12 か月なので、期間の違いがある。期間を揃えるために、「2019 年 1 月から 2020 年 1 月の遷移確率」を 1/4 乗して四半期換算する。その結果を示しているのが表 1 の 2 つ目のパネルの「2019 年 1 月から 2020 年 1 月の遷移確率（四半期換算）」である。

「2020年1月から2020年4月の遷移確率」と「2019年1月から2020年1月の遷移確率（四半期換算）」を比較すると、目立った特徴として、2020年1月から4月は「併用」から「オンラインのみ」への遷移確率が大きいことが確認できる（2020年1月から4月の推計値は仮定Aの下で8.7%、仮定Bの下で12.5%であるのに対して、2019年1月から2020年1月の四半期換算値は4.2%）。また、「オフラインのみ」から「オンラインのみ」への遷移確率の大きさも目立つ（2020年1月から4月の推計値は仮定Aの下で3.2%、仮定Bの下で4.2%であるのに対して、2019年1月から2020年1月の四半期換算値は0.9%）。コロナ前は「併用」または「オフラインのみ」だった消費者が、コロナの感染から逃れるために、「オンラインのみ」にシフトしたことを示唆している。

一方、「オフラインのみ」から「併用」の遷移確率をみると、2019年1月から2020年1月との対比では大きくなっているがその度合いは小さい（2020年1月から4月の推計値は仮定Aの下で6.1%、仮定Bの下で9.5%であるのに対して、2019年1月から2020年1月の四半期換算値は4.2%）。

上記2つの結果と合わせると、コロナ感染が拡大する中で多くの消費者が目指したのは、中途半端にオンライン消費を始めるということではなく、オフラインからの完全脱却であったことを示唆している。

男女別の結果 表2と表3は、同じ遷移確率推計の男女別の結果を示している。それぞれの表の下段2つに示した2020年1月から2020年4月の遷移をみると、男性よりも女性の方がコロナを契機にオンライン化を進めた度合いが大きいわかる。具体的には、「オフラインのみ」から「併用」の遷移、「併用」から「オンラインのみ」の遷移、「オフラインのみ」から「オンラインのみ」の遷移のそれぞれについて、女性の遷移確率が男性の確率を上回っている。

モノ消費とサービス消費の結果 コロナに伴うオンライン消費の増加はモノ消費とサービス消費で異なる可能性がある。表4と表5は、消費をモノ消費とサービス消費に分け、それぞれについて、オフラインのみ、併用、オンラインのみを定義し、その遷移確率を推計した結果を示している。

まずモノ消費については、「2020年1月から2020年4月の遷移確率」を「2019年1月から2020年1月の遷移確率（四半期換算）」と対比すると、「併用」から「オンラインのみ」への遷移確率が高いことが確認できる（2020年1月から4月の推計値は仮定Aで7.6%、仮定Bで10.9%であるのに対して、2019年1月から2020年1月の値は3.6%）。また、「オフラインのみ」から「オンラインのみ」への遷移確率も高い（2020年1月から4月の推計値は仮定Aで2.6%、仮定Bで3.6%に対して2019年1月から

2020年1月の値は0.7%)。これに対して「オフラインのみ」から「併用」への遷移の確率は2019年1月から2020年1月との比較では高くなっているもののその割合は小さい。これらの結果は、消費全体について表1で確認したこととほぼ同じである。

次に、サービス消費については、「併用」から「オンラインのみ」への遷移確率が際立って高くなっている。2020年1月から4月の推計値は仮定Aの下で28.3%、仮定Bの下で33.6%であり、2019年1月から2020年1月の四半期換算値(7.6%)の3倍超となっている。これに対して、「オフラインのみ」から「併用」への遷移確率や、「オフラインのみ」から「オンラインのみ」への遷移確率は、2019年1月から2020年1月の四半期換算値とさほど変わらない。コロナ感染が拡大する中で対面型の映画・劇場や外食が激減する一方、コンテンツ配信やフードデリバリーが増加するなど、サービス消費についてもオンライン化が進展したが、その変化の形態としては、コロナ前からオンラインとオフラインを併用していた消費者がオンラインのみに切り替えるのが支配的だったことを示している。

年齢別の結果 図3は2020年1月から4月の遷移確率を年齢別に推計した結果を示している。図3の最上段は「オフラインのみ」から「併用」への遷移とその逆の遷移を、中段は「併用」から「オンラインのみ」への遷移とその逆の遷移を、下段は「オフラインのみ」から「オンラインのみ」への遷移とその逆の遷移を示している。なお、ここで示している結果は仮定Bにもとづくものであるが仮定Aの下でもほぼ同様の結果が得られている。

3つの図に共通する特徴として、35歳以下の若年層はそれ以外の年齢層と比較して、オンラインに向かう確率が高いことがわかる。特に「オフラインのみ」から「併用」への遷移でその傾向が顕著である。若年層の多くは、コロナ前からオンライン消費にある程度馴染んでいたと考えられるが、コロナの感染を回避するためにより多くの人がオンライン消費に向かったとみることができる。

一方、65歳超のシニア層をみると、上段に示した「オフラインのみ」から「併用」の遷移と、下段に示した「オフラインのみ」から「オンラインのみ」の遷移の両方で、遷移確率が非常に低く、青線で示した逆の遷移の確率と大差ないことがわかる。青線は年齢に依存せず一定の値をとっていることからデータに含まれるノイズのレベルを表していると解釈できる。その意味で、シニア層については、「オフラインのみ」から「併用」への遷移確率と「オフラインのみ」から「オンラインのみ」への遷移確率は、ノイズの影響を除けば、ともにゼロに近いとみることができる。シニア層はオンライン消費に馴染みのない消費者が若年層に比べると多いと考えられるが、ここでの結果は、そうしたシニア層がコロナを契機にオンラインデビューしたという事実はないことを示している。

65歳超のシニア層の確率が高いのは、中段に示した「併用」から「オンラインのみ」への遷移確率である。興味深いことに、図の赤線は70歳を超えると僅かではあるが年齢とともに上昇している⁸。シニア層の一部はコロナ前からオンライン消費に馴染みがあり、そうした人たちはコロナの感染リスクにも敏感で、そのリスクを避けるためにオンライン消費に向かったとみることができる⁹。

地域別の結果 図8は2020年1月から4月の遷移確率を県別に推計した結果を示している。図8の上段は「オフラインのみ」から「併用」への遷移とその逆の遷移を、中段は「併用」から「オンラインのみ」への遷移とその逆の遷移を、下段は「オフラインのみ」から「オンラインのみ」への遷移とその逆の遷移を示している。なお、ここで示している結果は仮定Aにもとづくものであるが仮定Bの下でもほぼ同様の結果が得られている。

3つの図から以下を読み取ることができる。第1に、図8の縦軸のスケールを図3のスケールと比べると明らかなように、県の間の変動のばらつきはゼロではないものの、世代間のばらつきに比べると小さい。

第2に、3つの確率で常に上位に入っているのは東京、大阪、神奈川、兵庫など都市部である。これに対して、例えば秋田は上段の図で示した「オフラインのみ」から「併用」への遷移ではトップであるが、中段と下段の遷移では上位に入っていない。これらの結果を踏まえると、秋田が他県に比べてオンライン化に向かう度合いが高いとは言えない。同様に、中段に示した「併用」から「オンラインのみ」への遷移では佐賀がトップであるがその他の遷移では佐賀は上位に入っていない。また、下段に示した「オフラインのみ」から「併用」への遷移では熊本がトップだがその他の遷移では熊本は上位に入っていない。

東京など都市部が常に上位に入っている理由としては、若年層の比重が高いことが考えられる。図3でみたように年齢と遷移確率は密接に関連しており、県別の結果もこれを反映している可能性がある。もうひとつの理由としては、感染の度合いの深刻度が地域間で異なることが考えられる。東京をはじめとする都市部では感染が深刻で、消費者が他人との接触を避ける傾向が強いと考えられる。また、地方自治体が対面型の店舗に対して営業自粛を要請する度合いも都市部で強く、これも都市部の消費者をオンライン消費に向かわせる一因となったと考えられる。

⁸ただし年齢とともに上昇する傾向は仮定Aにもとづく結果では確認できない。

⁹図4と図5は、モノ消費とサービス消費のそれぞれについて、年齢別の結果を示している。図4と図5の赤線から、どの遷移についても、若年層の方がオンラインに向かう確率が高いことが確認できる。図3との目立った違いとして、モノ消費の「併用」から「オンラインのみ」への遷移については（図4の中段の図の赤線）、30-34の年齢層を底にして、年齢が上がるにつれて遷移確率が上昇していることがわかる。同様の傾向は図3でも見えていたがモノ消費ではより顕著である。物販系のオンライン消費については、コロナ前からオンラインに馴染んでいたミドル層・シニア層が、コロナ感染を恐れてオンラインでの購入に全面的にシフトしたことを示している。

3.2 オンライン消費の割合

遷移確率の推計結果 図9はオンライン消費のシェアに関する遷移確率行列の推計結果を示している。図9の上段左は2019年1月から2020年1月の遷移（行列 \hat{B} ）、上段右は2019年4月から2020年4月の遷移（行列 \hat{A} ）を示している。どちらの行列も対角成分の確率が高くなっており、1年前との比較ではオンライン消費のシェアが不変（同じbinに属する）という消費者が多いことを示している。行列 \hat{B} と行列 \hat{A} を比較すると、 \hat{B} では非対角成分の確率が対角線を軸に対称となっているのに対して、 \hat{A} は対角線より下側の確率が高いことがわかる。4月の時点では、コロナの影響を反映して、オンライン消費のシェアを1年前との対比で引き上げる消費者が多かったことを示している。

図9の下段は2020年1月から2020年4月の遷移確率の推計結果を示している。左が仮定Aの下での推計結果であり、右が仮定Bの下での推計結果である。仮定Bの下での結果をみると、対角線の下側で確率が高い傾向が顕著に認められる。これは、コロナの影響でオンライン消費のシェアを引き下げる消費者が多かったことを示している。対角線の下側についてより子細にみると、2020年1月の時点でオンライン消費のシェアが高かった消費者が、2020年4月の時点でのシェアを引き上げる傾向があることがわかる。つまり、コロナ前からオンライン消費に馴染んでいた消費者がさらにオンラインの比率を高めたといえる。一方、仮定Aの下での結果からは明確な傾向を視覚的に確認できないが、実際の数値をみると、対角線の上と下の比較では下の確率が高く、しかもオンラインの比率を高めているのは元々オンライン比率の高い消費者であったことが確認できる。

モノ消費とサービス消費 図10と図11は、それぞれモノ消費とサービス消費について、オンライン消費の割合の遷移を推計した結果を示している。図10と図11の下段は2020年1月から2020年4月の遷移確率の推計結果であり、左が仮定Aの下での結果、右が仮定Bの下での結果である。モノ消費の仮定Bの推計結果からは、対角線の下側で確率が高い傾向がある。さらに子細にみると、2020年1月時点でオンライン消費のシェアが高かった消費者が、2020年4月のシェアを引き上げる傾向がある。これらは図9で確認された傾向と同じである。この傾向はサービス消費について特に顕著であり、図11の右下の図をみると、対角線の下側の確率が高いこと、とりわけ2020年1月時点でのオンラインのシェアが高い消費者が4月にさらにシェアを高めたことが明瞭に見て取れる。

男女別の結果 図12はオンライン消費の割合に関する遷移確率行列の男女別の推計結果を示している。対角成分の確率が高いのは男女に共通しているが、男性は対角線の

下側の確率が高くなっており、コロナに伴ってオンライン消費の割合を高める消費者が多いことを示している。また、その傾向はコロナ前からオンライン消費の割合が高い消費者で特に強いことも確認できる。一方、女性の推計結果からは対角線の上と下で明確な違いは確認できない。

年齢別の結果 図 13 はオンライン消費の割合に関する遷移確率行列を年代別に推計した結果を示している。上段は若年層（20-39 歳）、中段はミドル層（40-59 歳）、下段はシニア層（60-89 歳）である。

まずミドル層についてみると、中段左端の 2019 年 1 月から 2020 年 1 月の遷移に比べて、中段二列目の 2019 年 4 月から 2020 年 4 月の遷移では、対角成分の確率が低下し、その分、対角線のすぐ下の確率が増加しているのがわかる。コロナの影響でオンライン消費を引き上げる消費者が多かったことを示している。中段三列目の 2020 年 1 月から 2020 年 4 月の遷移でも、対角下の確率が対角上に比べて高いことが確認できる。対角線の下側についてより子細にみると、2020 年 1 月の時点でオンライン消費のシェアが高かった消費者が、2020 年 4 月の時点でそのシェアを引き上げる傾向を確認できる。

次にシニア層の結果をみると、下段二列目の行列の対角成分の確率は、下段左端の行列との対比では、低下しており、その分、対角下の確率が増加している。また下段三列目の行列もミドル層と同じ傾向を示している。ただし、その度合いはミドル層と比べると弱い。

最後に若年層をみると、上段二列目に示した 2019 年 4 月から 2020 年 4 月の遷移行列は、2019 年 1 月から 2020 年 1 月の行列と対比では、対角成分の確率が低下している。この点はミドル層やシニア層と共通している。しかし非対角成分については、ミドル層やシニア層と異なり、対角下の確率が対角上に比べて増加していることを視覚的に確認できない。また、上段三列目に示した 2020 年 1 月から 4 月の遷移行列では、2020 年 1 月の値と 2020 年 4 月の値に明確な相関が見えない¹⁰。

若年層の行列の特徴は以下の方法でも確認できる。上段右端の行列は三列目の行列を 8 乗したものである。つまり、2020 年 1 月から 2020 年 4 月の 3 か月間の遷移が 24 か月間続いたと想定した場合に何が起きるかを見たものである。行列の下端に確率の高いセルが集中しており、24 か月も経つと、大部分の消費者のオンライン比率が 1 に近づくとということを意味している。しかしこれをミドル層（中段右端）やシニア層（下段右端）と比較すると、ミドル層やシニア層はさらに多くの消費者がオンライン比率 1 の近傍に集まっていることが確認できる。この結果は、若年層ではオンライン化に

¹⁰なお、ここで示しているのは仮定 B の下での推計結果であるが、仮定 A の下でも明確な相関は確認できない。

向かう速度がゆっくりであることを示している。

4 オンライン利用の有無に関する予測

前節では遷移行列の推計結果がどのような特徴を持つかを調べた。本節では推計された遷移確率行列を用いて、オンライン消費に関する先行き予測を行う。具体的には、オンライン利用の有無、すなわち「オフラインのみ」「オンラインとオフラインの併用」「オンラインのみ」の割合が今後どのように変化するかを予測する。

予測の前提として、コロナ感染のリスクが2020年7月には消え、その後は感染リスクがない時期が続く（つまり、感染の第2波、第3波はない）と仮定する。すなわち、本節では、2020年1月（コロナ感染前、 $t = 0$ とする）を出発点として、2020年4月（ $t = 1$ とする）はコロナ感染リスクが高まった時期、2020年7月（ $t = 2$ ）は感染が収束する時期とし、2020年10月（ $t = 3$ ）以降は感染のない時期が続くとする。この設定の下で、 $t = 2$ 以降について「オフラインのみ」「オンラインとオフラインの併用」「オンラインのみ」の割合を予測する。

時点 t における「オフラインのみ」、「オンラインとオフラインの併用」、「オンラインのみ」の割合を列ベクトル s_t で表記する。 s_1 は実績値であり、

$$\begin{aligned} s_1 &= X s_0 \\ &= (X - B^{1/4}) s_0 + B^{1/4} s_0 \end{aligned} \quad (12)$$

と書くことができる。ただし、行列 X は2020年1月から4月の遷移行列である。行列 B は2019年1月から2020年1月の遷移行列であり、平穏時における遷移を表している。(12)式の右辺第1項は第1期におけるコロナ感染に伴うショックを表している。コロナショックはさらに以下のように分解できる。

$$(X - B^{1/4}) s_0 = \underbrace{\begin{pmatrix} x_{11} - b_{11}^q & 0 & 0 \\ x_{21} - b_{21}^q & 0 & 0 \\ x_{31} - b_{31}^q & 0 & 0 \end{pmatrix}}_{\text{感染リスクに伴う持続的なショック}} s_0 + \underbrace{\begin{pmatrix} 0 & x_{12} - b_{12}^q & x_{13} - b_{13}^q \\ 0 & x_{22} - b_{22}^q & x_{23} - b_{23}^q \\ 0 & x_{32} - b_{32}^q & x_{33} - b_{33}^q \end{pmatrix}}_{\text{感染リスクに伴う一過性のショック}} s_0 \quad (13)$$

ただし、 x_{ij} と b_{ij}^q はそれぞれ X と $B^{1/4}$ の (i, j) 成分である。

第1節で述べたように、オンライン未経験の消費者がオンライン消費を躊躇する理由としては、(1) オンライン移行に伴う初期費用、(2) 個人情報漏洩の可能性、(3) 商品やサービスの質に関する情報の非対称性、が指摘されているが、コロナを機にオンライン消費を始めた消費者は、初期費用を既に支払っており、個人情報の漏洩や品質への懸念も、オンライン消費を経験する中で払拭された可能性がある。コロナがオン

ライン消費に対して非可逆的な影響をもつとすれば、この経路を通じてである。以下では、オンライン消費の先行き予測にこの経路を反映させるために、(13)式の右辺第1項と第2項について以下を仮定する。

まず右辺第1項をみると、第0期に「オフラインのみ」だった消費者がショックに伴ってどこに遷移したか、それによって s_1 がどれだけ変化したかを表している。これらの消費者はコロナ前にはオンライン未経験だったので、これらの消費者が第1期にどこに遷移したかは第2期以降に影響を及ぼす、すなわち、第1項は持続的なショックと仮定する。

これに対して右辺第2項は、第0期（コロナ前）に「オンラインとオフラインの併用」または「オンラインのみ」だった消費者がショックに伴いどこに遷移したか、それによって s_1 がどれだけ変化したかを表している。これらの消費者はコロナ前からオンラインの利用経験があるので、これらの消費者が第1期にどこに遷移し、それによって s_1 がどのように変化したとしても、それが第2期及びそれ以降の s_t に影響を及ぼすことはないと仮定する。この意味で右辺第2項は一過性のショックである。

上記の仮定の下では(13)の右辺第2項は s_2 に影響しない。これを踏まえると、 s_2 は次のように表すことができる。

$$s_2 = B^{1/4} \left[\begin{pmatrix} x_{11} - b_{11}^q & 0 & 0 \\ x_{21} - b_{21}^q & 0 & 0 \\ x_{31} - b_{31}^q & 0 & 0 \end{pmatrix} s_0 + B^{1/4} s_0 \right] = B^{1/4} \begin{pmatrix} x_{11} & b_{12}^q & b_{13}^q \\ x_{21} & b_{22}^q & b_{23}^q \\ x_{31} & b_{32}^q & b_{33}^q \end{pmatrix} s_0 \quad (14)$$

最後に、 s_t ($t = 3, 4, \dots$) については次式で計算できる。

$$s_t = \left(B^{1/4} \right)^{t-2} s_2 \quad (15)$$

図14は(14)-(15)式を用いた予測結果を示している。図の青線は予測値であり、赤線はコロナショックが起らず過去の趨勢的な遷移に従っていた場合の値である ($s_t = (B^{1/4})^t s_0$ for $t = 0, 1, 2, \dots$)。

まずコロナショックが発生した2020年4月 ($t = 1$) をみると、「オンラインのみ」のシェアが大幅上昇を示していることがわかる。仮定Aで X を推計した場合の結果(図14の左列)でみると、「オンラインのみ」のシェアは42.6%となっており、赤線で示したBaselineとの乖離は4.8%ポイントに達している(以下数字はすべて仮定Aに基づく結果からのもの)。一方、「併用」のシェアは大きく減っており、Baselineを4.3%下回っている。コロナショックに伴い、「併用」の消費者が減り、その分「オンラインのみ」の消費者が増えたことを示している。これに対して「オフラインのみ」のシェアは、低下はしているものの、低下幅は僅かで、Baselineを0.5%下回るに過ぎない。「オフラインのみ」から「オンラインのみ」へと多くの消費者が遷移したという事実はなかったといえる。

2020年4月の「オンラインのみ」の増加の大部分が「併用」からの遷移だったという事実は、2020年7月の予測値に対して重要な含意をもつ。(13)式で説明したとおり、「併用」から「オンラインのみ」への遷移はコロナに伴う一過性のショックであり、7月以降のシェアに影響を及ぼすことはない。一方、「オフラインのみ」から「オンラインのみ」への遷移は持続的なショックであるが、これはそもそも小さかった。この2つを反映して、2020年7月の「オンラインのみ」の予測値は、大幅な下落となっている。2020年7月の「オンラインのみ」の値をBaselineと比較すると、引き続き上回ってはいるものの、その差はごく僅かである(0.3%ポイント)。

予測結果は、 X を仮定Bの下で推計した場合も大きく異なる(図14の右列を参照)。これらの結果は、(1)オンライン未経験の消費者の中でコロナを機にオンラインにデビューした割合は限定的であり、オンラインに向かったのは経験者が中心であったこと、(2)そのため、いったんコロナが収束すれば、オンラインの使用がコロナ前の水準に戻る可能性が高いことを示唆している。

5 結論

新型コロナウイルスの感染拡大に伴い人々の消費スタイルが大きく変化している。外食や娯楽などFace-to-faceの接触を伴うサービスへの需要が激減する一方、Eコマースなどモノやサービスのオンライン消費は増えており、コロナ収束後も続くとの見方がある。本稿ではコロナ収束後もオンライン消費の増加が続くかどうかについてクレジットカード取引データを用いた検討を行った。

オンライン消費には、端末の入手やネット環境の整備、ノウハウの習得など、初期コストがかかり、これが普及を妨げる要因のひとつとみられていた。また、個人情報の漏洩に関する懸念や購入する商品やサービスの質を事前に確認できないことへの懸念も根強く、これもオンライン消費の普及を阻害すると言われていた。しかし、コロナを機に多くの消費者が既に初期投資を行ったということであれば、コロナ後もオフライン消費に戻る理由はない。また、コロナ渦中に実際に利用することでオンライン消費に関する様々な懸念が払拭された可能性もある。こうしたことを踏まえると、コロナの感染リスクが消えた後も、人々はオンライン消費を継続する可能性が高いということになる。

本稿の主要なファインディングは以下のとおりである。第1に、コロナ期におけるオンライン消費増加の主たる担い手は、コロナ前からオンライン消費に馴染み、オンラインとオフラインを併用していた消費者であった。こうした消費者が、オフライン消費を一切やめてオンラインのみに切り替えたことがオンライン消費の増加に大きく寄与した。第2に、オンライン消費未経験の消費者がコロナを機にオンライン消費を

始める動きもみられたが、その度合いは限定的であった。第3に、年齢別にみると、若年層がオンライン消費を増やした一方、シニア層の寄与は小さかった。オンライン消費への切り替えの年代間の差は、デジタルリタラシーの差によるものではなく、感染を回避する姿勢の差を反映していると考えられる。

本稿では、上記の分析結果を踏まえ、コロナ収束後のオンライン消費の予測を行った。コロナ期間中のオンライン消費の増加は元々オンライン経験のある消費者が感染リスクを恐れてオンラインの割合を高めたことに起因する。これらの消費者は、感染リスクの後退とともに、オンラインの利用水準を元に戻す可能性が高い。コロナショックに伴う消費者の行動変化は非可逆的と指摘されることが多いが、本稿の予測結果は、オンライン消費の増加に関しては、非可逆的でないことを示唆している。

本稿では、非可逆性の理由として、オフライン消費からオンライン消費への switching cost に注目し、そのコストがオンライン未経験の消費者にとって特に高いとの想定の下で分析を行った。しかしポストコロナの時代は、社会と経済の慣習が大きく変容するとの見方もあり、それがオンライン消費にも影響を及ぼす可能性は否定できない。感染リスクが低下した状況下でのデータが今後蓄積される中で、非可逆性の有無やその原因についてさらなる検証が必要である。

参考文献

- [1] Cai, Yi, and Brenda J. Cude. "Online Shopping." *Handbook of Consumer Finance Research*. Springer, Cham, 2016. 339-355.
- [2] Clark, Duncan. *Alibaba: The House That Jack Ma Built*. HarperCollins Publishers, 2018.
- [3] Dolfen, P., Einav, L., Klenow, P. J., Klopock, B., Levin, J. D., Levin, L., and Best, W. "Assessing the Gains from E-commerce." No. w25610. National Bureau of Economic Research. 2019.
- [4] Goldfarb, Avi, and Catherine Tucker. "Digital economics." *Journal of Economic Literature* 57(1), 2019a: 3-43.
- [5] Goldfarb, Avi, and Catherine Tucker. "Digital marketing." in Jean-Pierre Dubé and Peter E. Rossi, eds., *Handbook of the Economics of Marketing*, North-Holland, Volume 1, 2019b: 259-290.

- [6] Gupta, Alok, Bo-Chiuan Su, and Zhiping Walter. “An empirical study of consumer switching from traditional to electronic channels: A purchase-decision process perspective.” *International Journal of Electronic Commerce* 8(3), 2004: 131-161. Huang, Yufeng and Bart J. Bronnenberg. “Gains from Convenience and the Value of E-commerce.” May 8, 2020.
- [7] Jo, Y. J., Matsumura, M., and Weinstein, D. E. “The Impact of E-Commerce on Relative Prices and Consumer Welfare.” No. w26506. National Bureau of Economic Research. 2019.
- [8] World Trade Organization. “E-commerce, Trade and the COVID-19 Pandemic.” May 4, 2020.

表 1: オンライン利用の有無に関する遷移確率

| 2019年1月から2020年1月の遷移確率 | | | | |
|-------------------------------------|--------------|--------------|--------|-------------|
| | | Jan 2019 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Jan 2020 | Offline only | 0.8154 | 0.0395 | 0.0139 |
| | Both | 0.1458 | 0.8164 | 0.1744 |
| | Online only | 0.0388 | 0.1441 | 0.8117 |
| 2019年1月から2020年1月の遷移確率（四半期換算） | | | | |
| | | Jan 2019 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Jan 2020 | Offline only | 0.9494 | 0.0113 | 0.0031 |
| | Both | 0.0419 | 0.9463 | 0.0511 |
| | Online only | 0.0085 | 0.0422 | 0.9457 |
| 2019年4月から2020年4月の遷移確率 | | | | |
| | | Apr 2019 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Apr 2020 | Offline only | 0.7425 | 0.0495 | 0.0174 |
| | Both | 0.1800 | 0.7331 | 0.1477 |
| | Online only | 0.0775 | 0.2174 | 0.8349 |
| 2020年1月から2020年4月の遷移確率: 仮定 A にもとづく推計 | | | | |
| | | Jan 2020 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Apr 2020 | Offline only | 0.9076 | 0.0162 | 0.0023 |
| | Both | 0.0608 | 0.8971 | -0.0118 |
| | Online only | 0.0315 | 0.0866 | 1.0094 |
| 2020年1月から2020年4月の遷移確率: 仮定 B にもとづく推計 | | | | |
| | | Jan 2020 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Apr 2020 | Offline only | 0.8624 | 0.0258 | 0.0059 |
| | Both | 0.0953 | 0.8492 | 0.0348 |
| | Online only | 0.0422 | 0.1249 | 0.9591 |

表注: “Online only” は「オンラインの利用履歴のみ」, “Offline only” は「オフラインの利用履歴のみ」, “Both” は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。「2019年1月から2020年1月の遷移確率（四半期換算）」は「2019年1月から2020年1月の遷移確率」の行列を1/4乗したものの。

表 2: オンライン利用の有無に関する遷移確率：男性

| 2019年1月から2020年1月の遷移確率 | | | | |
|-------------------------------------|--------------|--------------|--------|-------------|
| | | Jan 2019 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Jan 2020 | Offline only | 0.8285 | 0.0350 | 0.0120 |
| | Both | 0.1371 | 0.8333 | 0.1687 |
| | Online only | 0.0343 | 0.1317 | 0.8194 |
| 2019年1月から2020年1月の遷移確率（四半期換算） | | | | |
| | | Jan 2019 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Jan 2020 | Offline only | 0.9534 | 0.0099 | 0.0027 |
| | Both | 0.0389 | 0.9518 | 0.0488 |
| | Online only | 0.0076 | 0.0381 | 0.9484 |
| 2019年4月から2020年4月の遷移確率 | | | | |
| | | Apr 2019 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Apr 2020 | Offline only | 0.7645 | 0.0464 | 0.0163 |
| | Both | 0.1709 | 0.7598 | 0.1475 |
| | Online only | 0.0646 | 0.1938 | 0.8362 |
| 2020年1月から2020年4月の遷移確率: 仮定 A にもとづく推計 | | | | |
| | | Jan 2020 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Apr 2020 | Offline only | 0.9198 | 0.0165 | 0.0030 |
| | Both | 0.0558 | 0.9108 | -0.0082 |
| | Online only | 0.0242 | 0.0726 | 1.0051 |
| 2020年1月から2020年4月の遷移確率: 仮定 B にもとづく推計 | | | | |
| | | Jan 2020 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Apr 2020 | Offline only | 0.8776 | 0.0250 | 0.0062 |
| | Both | 0.0887 | 0.8672 | 0.0367 |
| | Online only | 0.0336 | 0.1077 | 0.9569 |

表注：“Online only”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Offline only”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。「2019年1月から2020年1月の遷移確率（四半期換算）」は「2019年1月から2020年1月の遷移確率」の行列を1/4乗したものの。

表 3: オンライン利用の有無に関する遷移確率：女性

| 2019年1月から2020年1月の遷移確率 | | | | |
|-------------------------------------|--------------|--------------|--------|-------------|
| | | Jan 2019 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Jan 2020 | Offline only | 0.7954 | 0.0479 | 0.0168 |
| | Both | 0.1590 | 0.7853 | 0.1829 |
| | Online only | 0.0456 | 0.1669 | 0.8003 |
| 2019年1月から2020年1月の遷移確率（四半期換算） | | | | |
| | | Jan 2019 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Jan 2020 | Offline only | 0.9432 | 0.0140 | 0.0037 |
| | Both | 0.0468 | 0.9359 | 0.0547 |
| | Online only | 0.0098 | 0.0500 | 0.9414 |
| 2019年4月から2020年4月の遷移確率 | | | | |
| | | Apr 2019 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Apr 2020 | Offline only | 0.7093 | 0.0551 | 0.0191 |
| | Both | 0.1936 | 0.6846 | 0.1480 |
| | Online only | 0.0971 | 0.2603 | 0.8329 |
| 2020年1月から2020年4月の遷移確率: 仮定 A にもとづく推計 | | | | |
| | | Jan 2020 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Apr 2020 | Offline only | 0.8886 | 0.0156 | 0.0015 |
| | Both | 0.0702 | 0.8708 | -0.0155 |
| | Online only | 0.0411 | 0.1135 | 1.0139 |
| 2020年1月から2020年4月の遷移確率: 仮定 B にもとづく推計 | | | | |
| | | Jan 2020 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Apr 2020 | Offline only | 0.8389 | 0.0272 | 0.0057 |
| | Both | 0.1068 | 0.8152 | 0.0333 |
| | Online only | 0.0541 | 0.1575 | 0.9609 |

表注：“Online only”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Offline only”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。「2019年1月から2020年1月の遷移確率（四半期換算）」は「2019年1月から2020年1月の遷移確率」の行列を1/4乗したものの。

表 4: オンライン利用の有無に関する遷移確率：モノ消費

| 2019年1月から2020年1月の遷移確率 | | | | |
|-----------------------------------|--------------|--------------|---------|-------------|
| Jan 2019 | | | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Jan 2020 | Offline only | 0.8011 | 0.1723 | 0.0716 |
| | Both | 0.1658 | 0.7156 | 0.2249 |
| | Online only | 0.0331 | 0.1121 | 0.7034 |
| 2019年1月から2020年1月の遷移確率（四半期換算） | | | | |
| Jan 2019 | | | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Jan 2020 | Offline only | 0.9416 | 0.0529 | 0.0163 |
| | Both | 0.0510 | 0.9109 | 0.0725 |
| | Online only | 0.0074 | 0.0362 | 0.9112 |
| 2019年4月から2020年4月の遷移確率 | | | | |
| Apr 2019 | | | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Apr 2020 | Offline only | 0.7216 | 0.1321 | 0.0470 |
| | Both | 0.2100 | 0.6890 | 0.1786 |
| | Online only | 0.0685 | 0.1790 | 0.7744 |
| 2020年1月から2020年4月の遷移確率: 仮定Aにもとづく推計 | | | | |
| Jan 2020 | | | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Apr 2020 | Offline only | 0.9079 | -0.0315 | -0.0155 |
| | Both | 0.0667 | 0.9559 | -0.0586 |
| | Online only | 0.0255 | 0.0757 | 1.0741 |
| 2020年1月から2020年4月の遷移確率: 仮定Bにもとづく推計 | | | | |
| Jan 2020 | | | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Apr 2020 | Offline only | 0.8532 | 0.0187 | -0.0017 |
| | Both | 0.1111 | 0.8722 | 0.0170 |
| | Online only | 0.0358 | 0.1091 | 0.9847 |

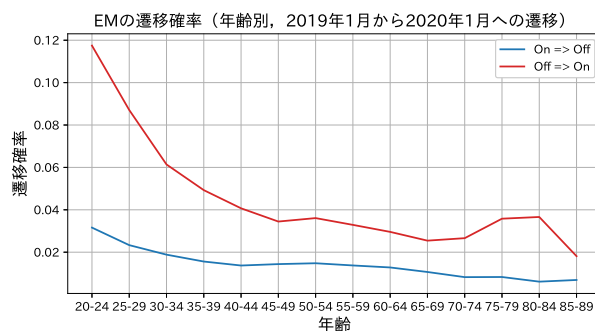
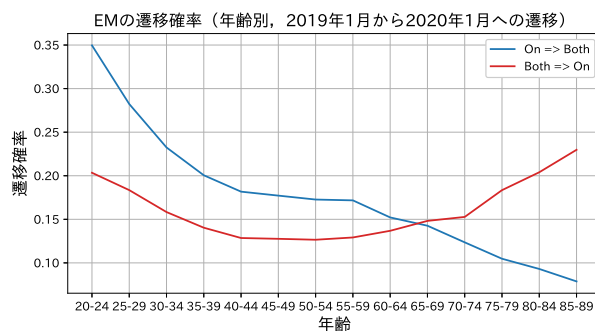
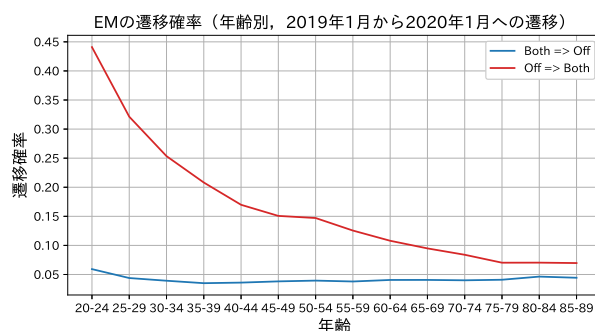
表注：“Online only”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Offline only”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。「2019年1月から2020年1月の遷移確率（四半期換算）」は「2019年1月から2020年1月の遷移確率」の行列を1/4乗したものの。

表 5: オンライン利用の有無に関する遷移確率：サービス消費

| 2019年1月から2020年1月の遷移確率 | | | | |
|-----------------------------------|--------------|--------------|--------|-------------|
| | | Jan 2019 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Jan 2020 | Offline only | 0.7114 | 0.0317 | 0.0092 |
| | Both | 0.1816 | 0.7174 | 0.1319 |
| | Online only | 0.1071 | 0.2509 | 0.8589 |
| 2019年1月から2020年1月の遷移確率（四半期換算） | | | | |
| | | Jan 2019 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Jan 2020 | Offline only | 0.9173 | 0.0100 | 0.0022 |
| | Both | 0.0571 | 0.9143 | 0.0398 |
| | Online only | 0.0255 | 0.0757 | 0.9580 |
| 2019年4月から2020年4月の遷移確率 | | | | |
| | | Apr 2019 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Apr 2020 | Offline only | 0.6927 | 0.0540 | 0.0121 |
| | Both | 0.1353 | 0.4883 | 0.0803 |
| | Online only | 0.1719 | 0.4576 | 0.9075 |
| 2020年1月から2020年4月の遷移確率: 仮定Aにもとづく推計 | | | | |
| | | Jan 2020 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Apr 2020 | Offline only | 0.9656 | 0.0330 | -0.0013 |
| | Both | 0.0174 | 0.6841 | -0.0117 |
| | Online only | 0.0171 | 0.2829 | 1.0130 |
| 2020年1月から2020年4月の遷移確率: 仮定Bにもとづく推計 | | | | |
| | | Jan 2020 | | |
| | | Offline only | Both | Online only |
| Apr 2020 | Offline only | 0.8876 | 0.0398 | 0.0022 |
| | Both | 0.0547 | 0.6247 | 0.0160 |
| | Online only | 0.0577 | 0.3355 | 0.9818 |

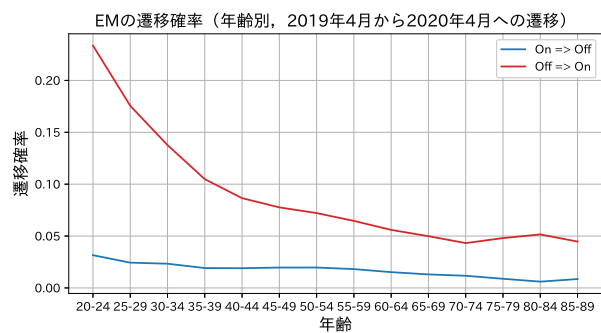
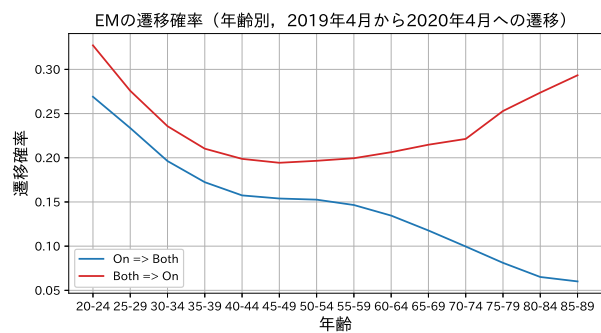
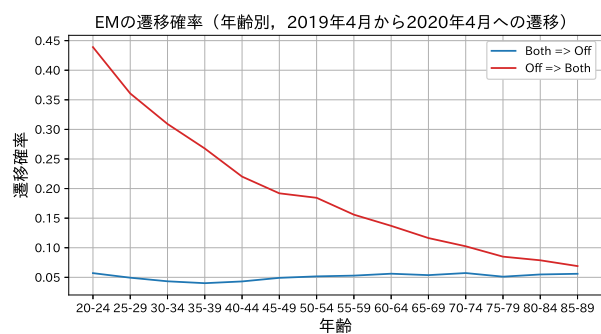
表注：“Online only”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Offline only”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。「2019年1月から2020年1月の遷移確率（四半期換算）」は「2019年1月から2020年1月の遷移確率」の行列を1/4乗したものの。

図 1: オンライン利用の有無に関する遷移確率の年齢別の違い : 2019年1月から2020年1月



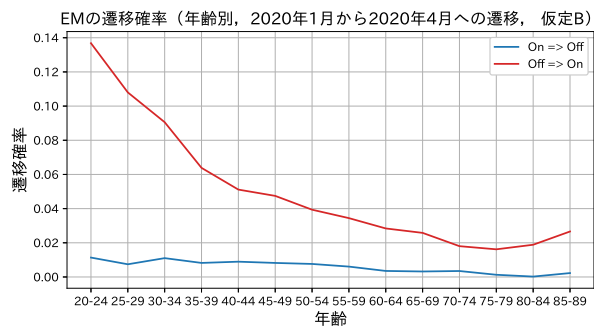
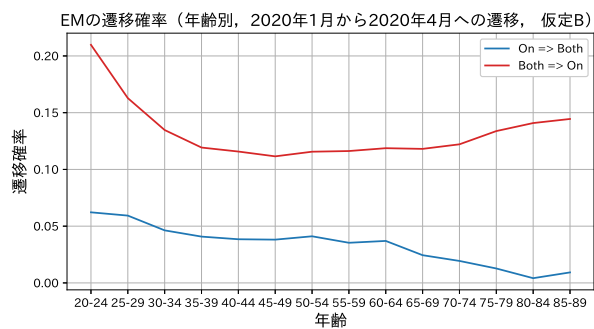
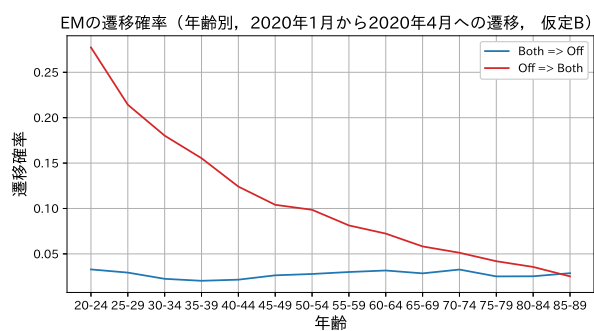
図注: “On” は「オンラインの利用履歴のみ」, “Off” は「オフラインの利用履歴のみ」, “Both” は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。

図 2: オンライン利用の有無に関する遷移確率の年齢別の違い：2019年4月から2020年4月



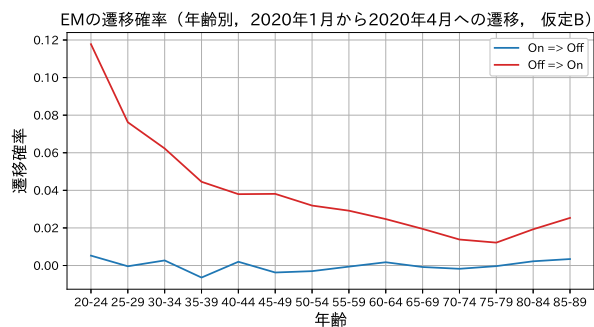
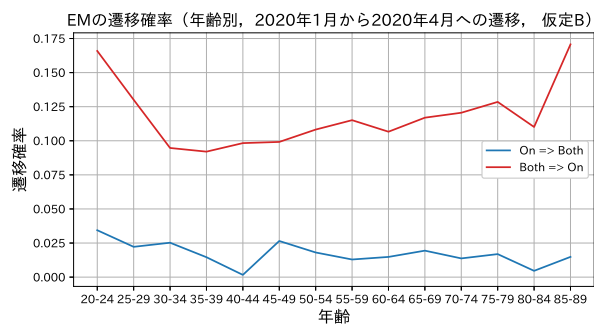
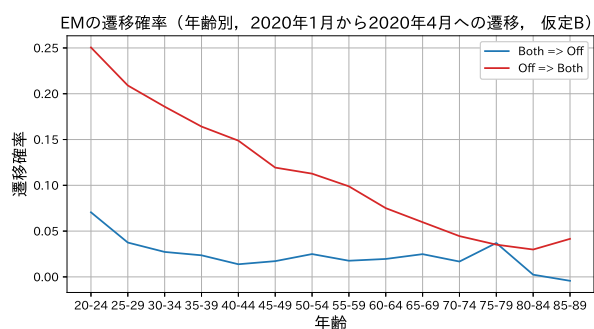
図注：“On”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Off”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。

図 3: オンライン利用の有無に関する遷移確率の年齢別の違い : 2020年1月から2020年4月



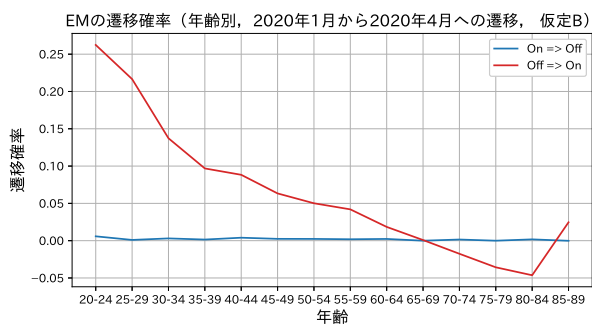
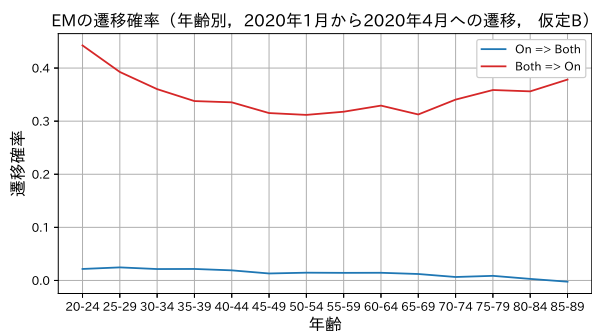
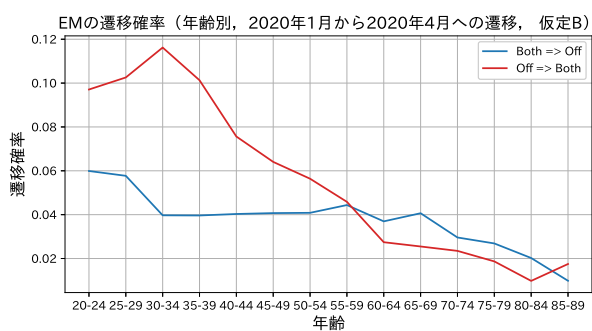
図注：“On”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Off”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。

図 4: モノ消費のオンライン利用の有無に関する遷移確率の年齢別の違い:2020年1月から2020年4月



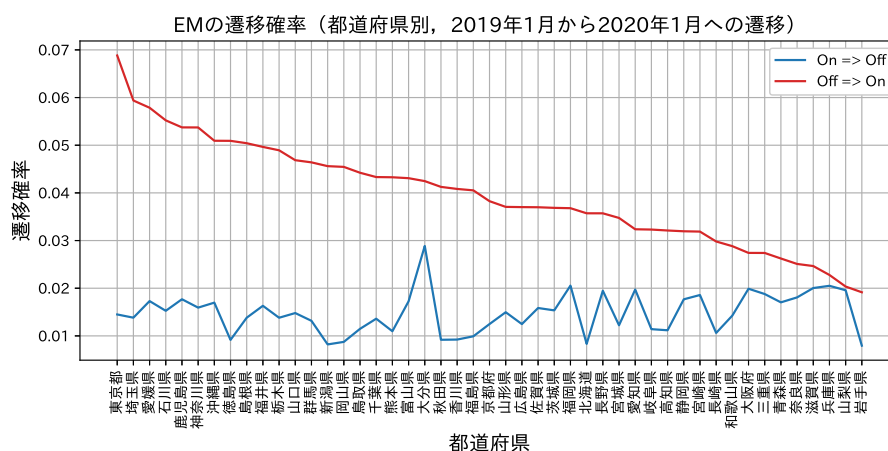
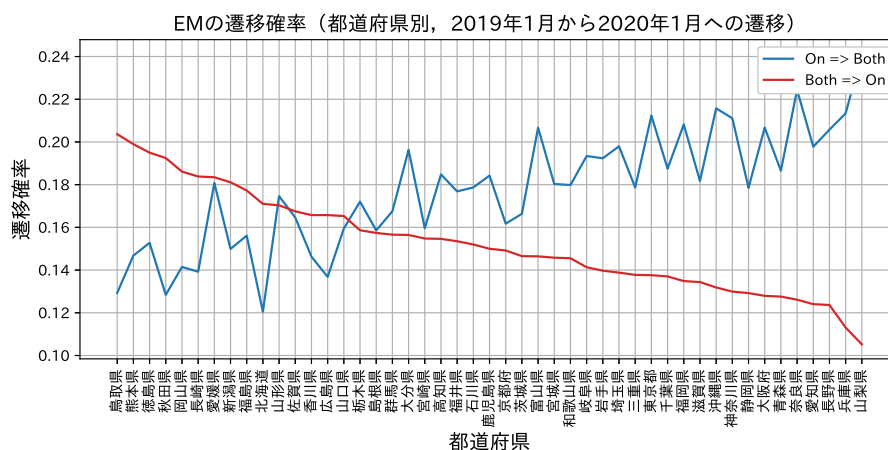
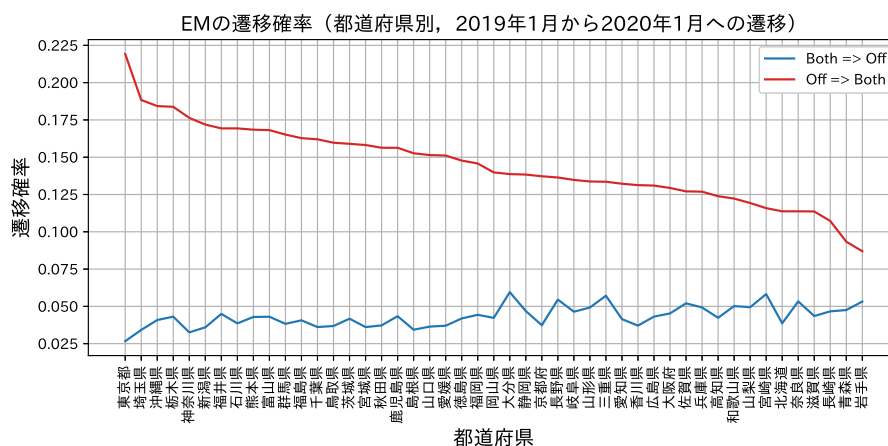
図注：“On”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Off”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。

図 5: サービス消費のオンライン利用の有無に関する遷移確率の年齢別の違い：
2020年1月から2020年4月



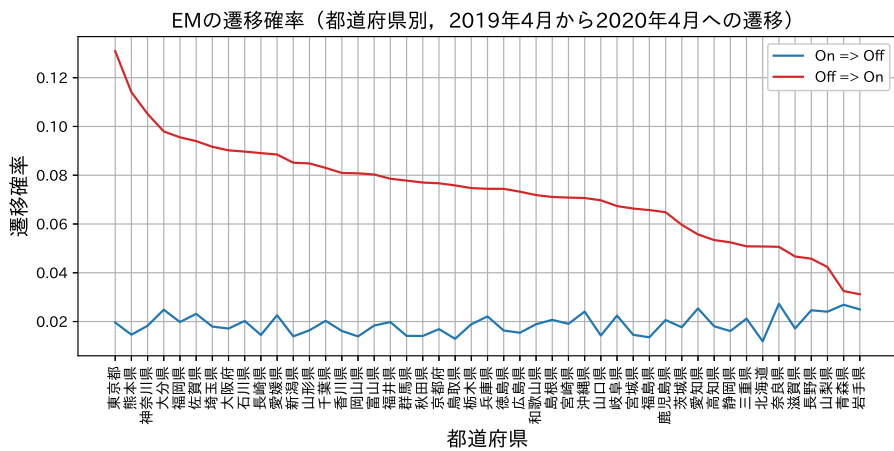
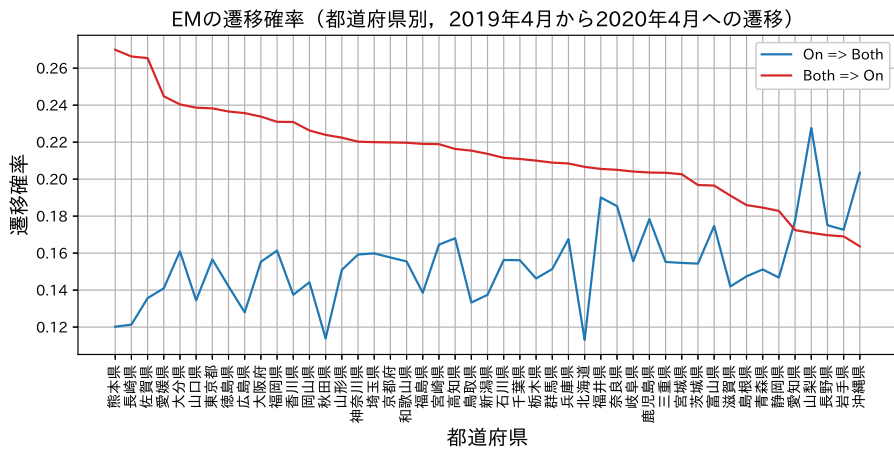
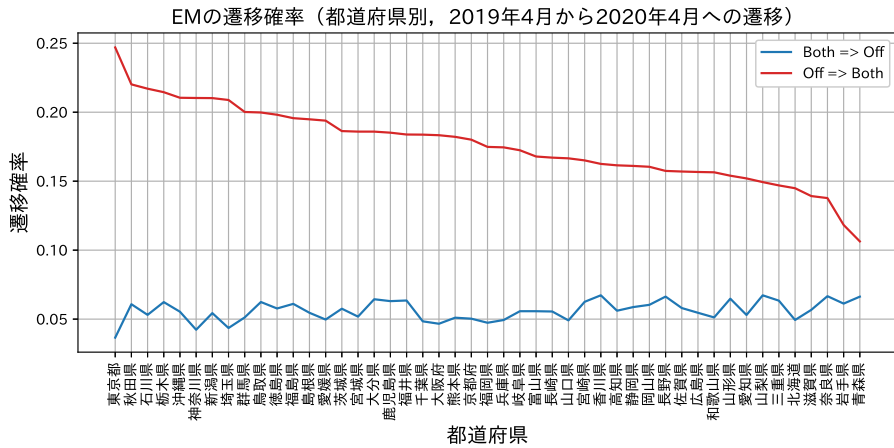
図注：“On”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Off”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。

図 6: オンライン利用の有無に関する遷移確率の県別の違い : 2019年1月から2020年1月



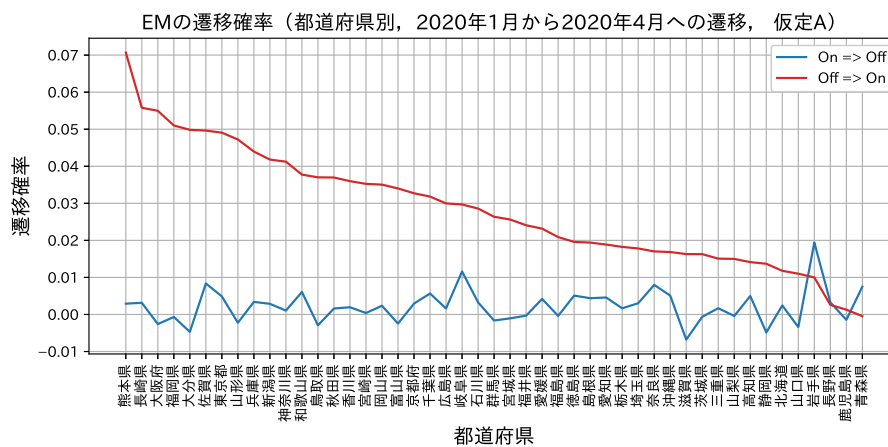
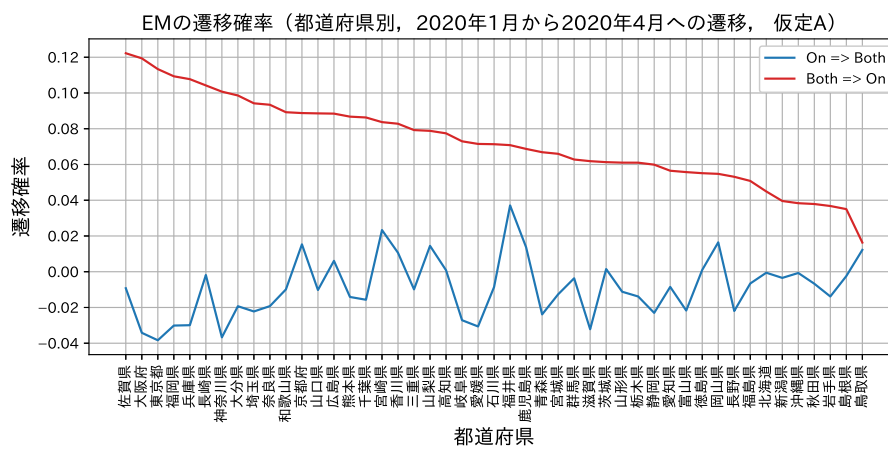
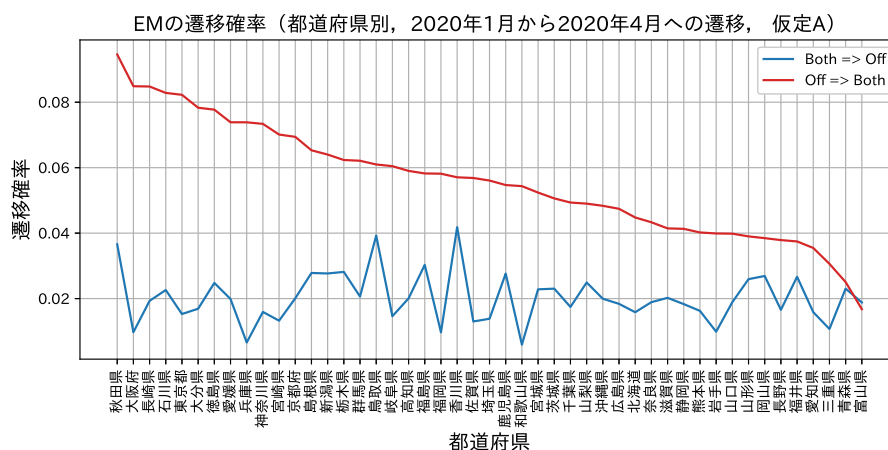
図注：“On”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Off”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。

図 7: オンライン利用の有無に関する遷移確率の県別の違い : 2019年4月から2020年4月



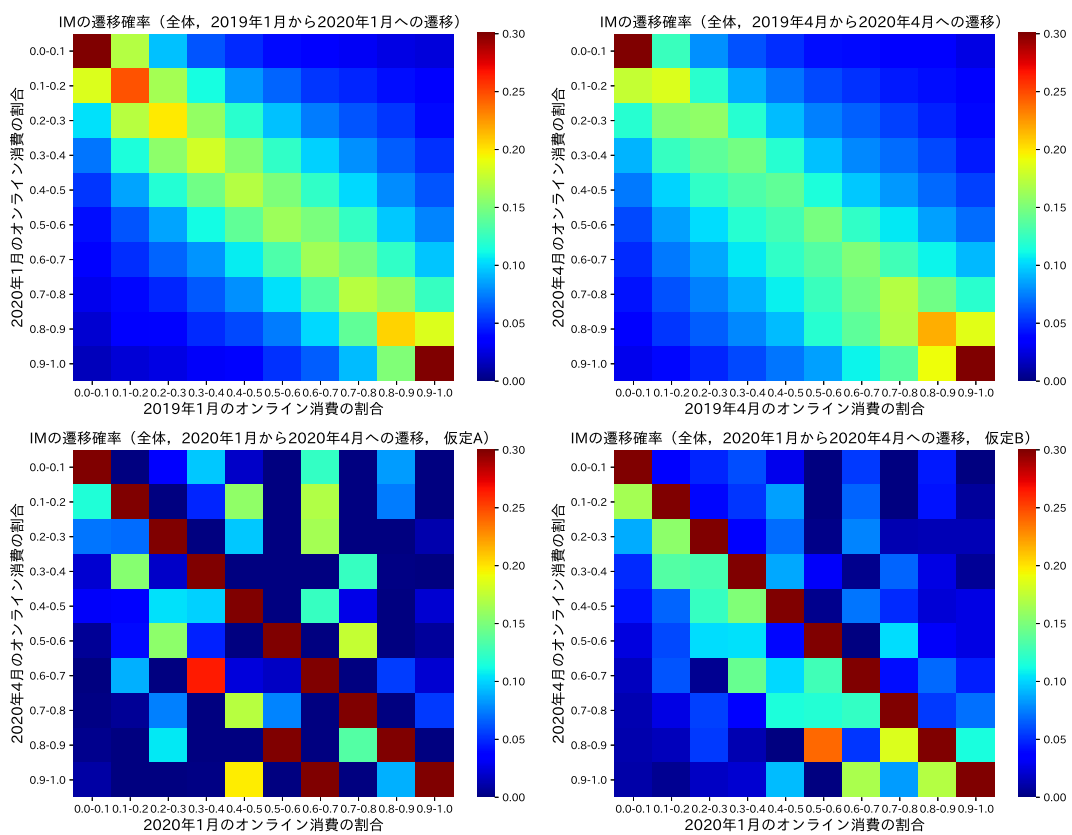
図注：“On”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Off”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。

図 8: オンライン利用の有無に関する遷移確率の県別の違い : 2020年1月から2020年4月



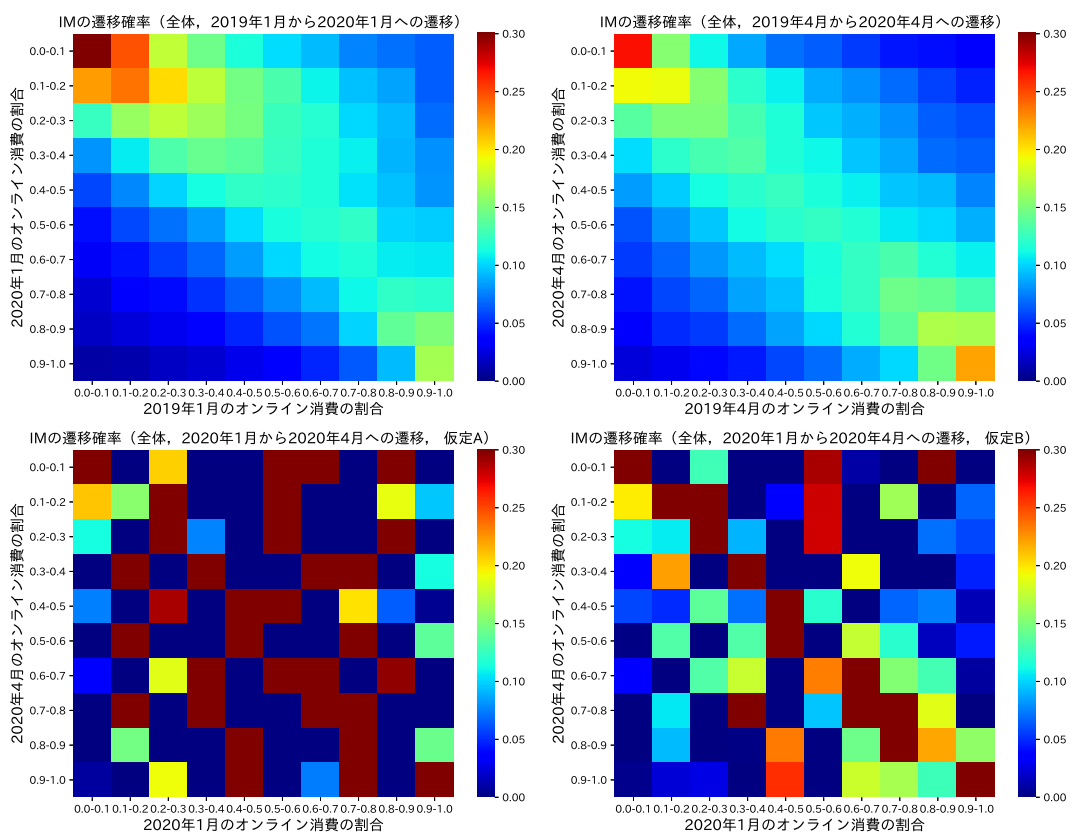
図注：“On”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Off”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。

図 9: オンライン消費の割合に関する遷移確率



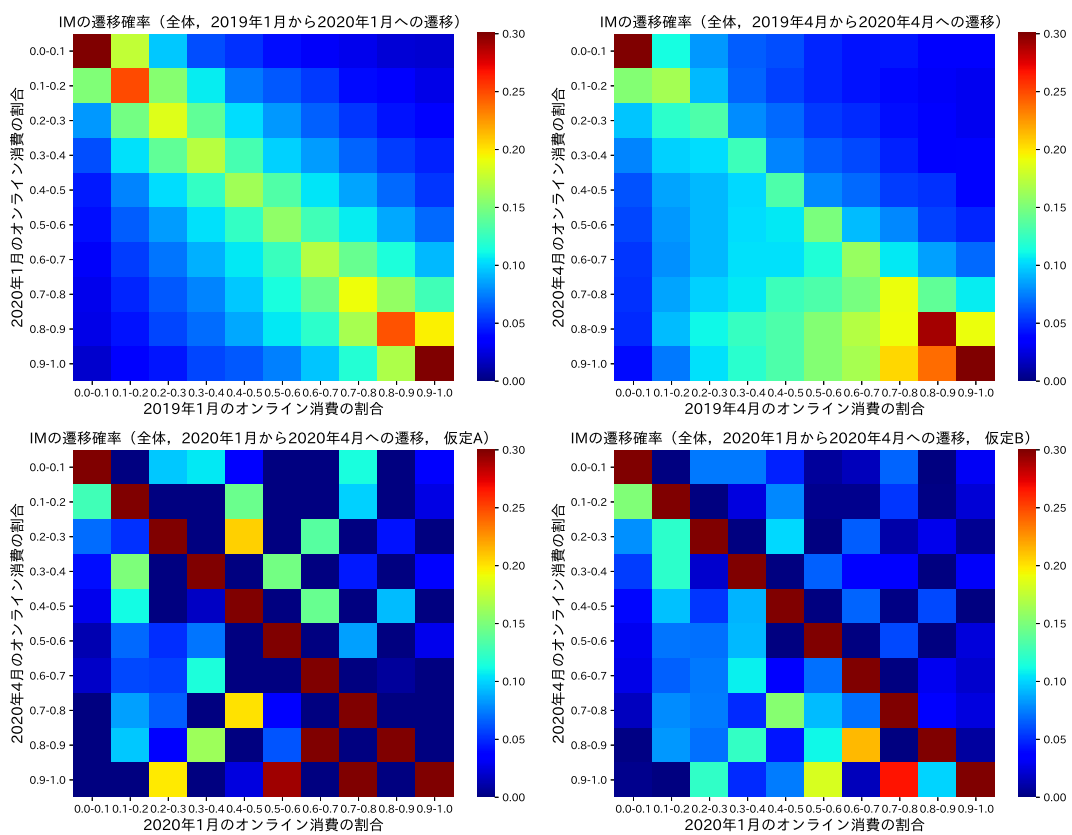
図注: カラーバーは0.0から0.3の範囲で設定。それを超える値については上限または下限と同色としている。

図 10: オンライン消費の割合に関する遷移確率：モノ消費



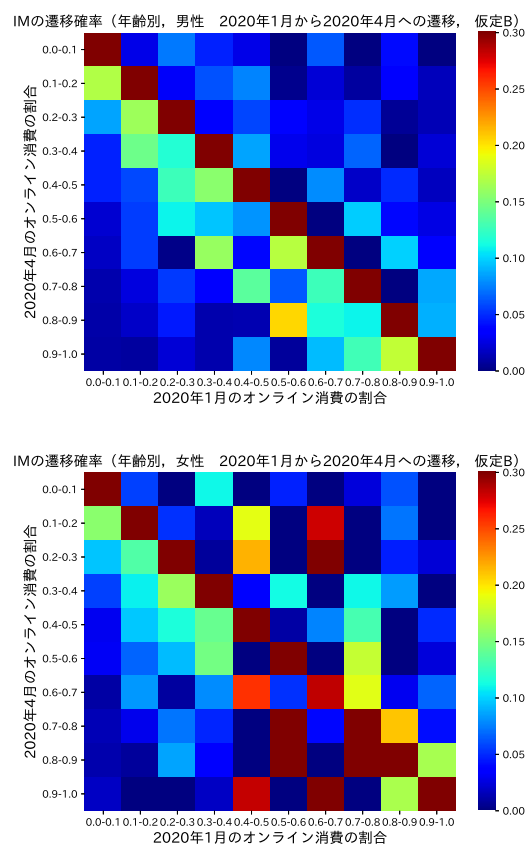
図注: カラーバーは0.0から0.3の範囲で設定。それを超える値については上限または下限と同色としている。

図 11: オンライン消費の割合に関する遷移確率：サービス消費



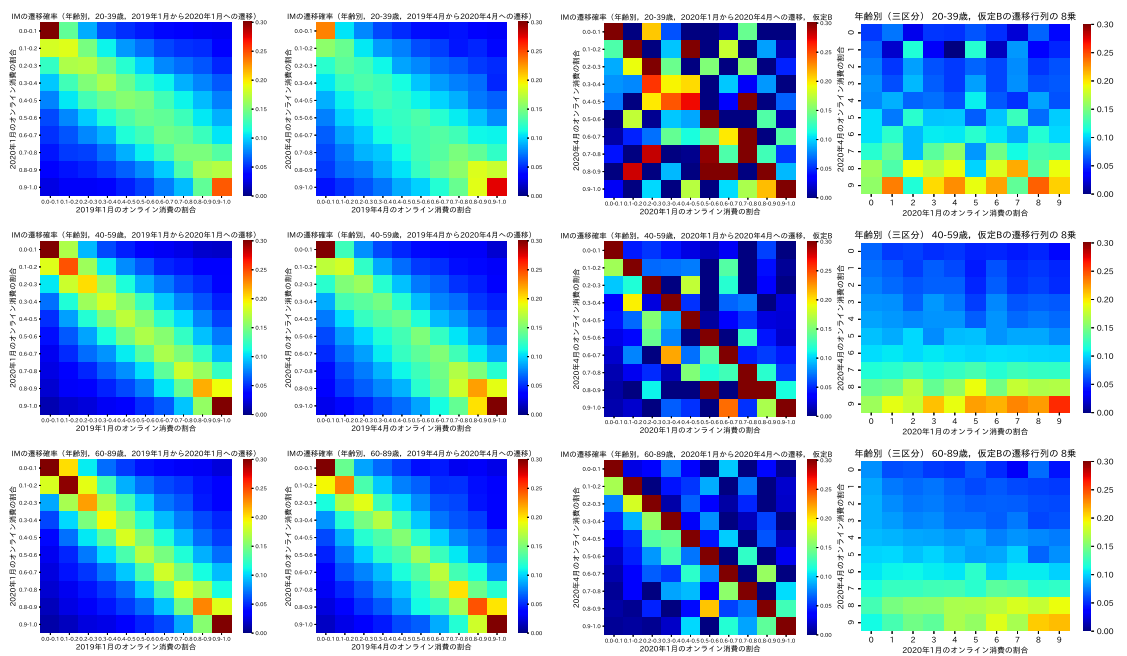
図注: カラーバーは0.0から0.3の範囲で設定。それを超える値については上限または下限と同色としている。

図 12: オンライン消費の割合に関する遷移確率の男女別の違い



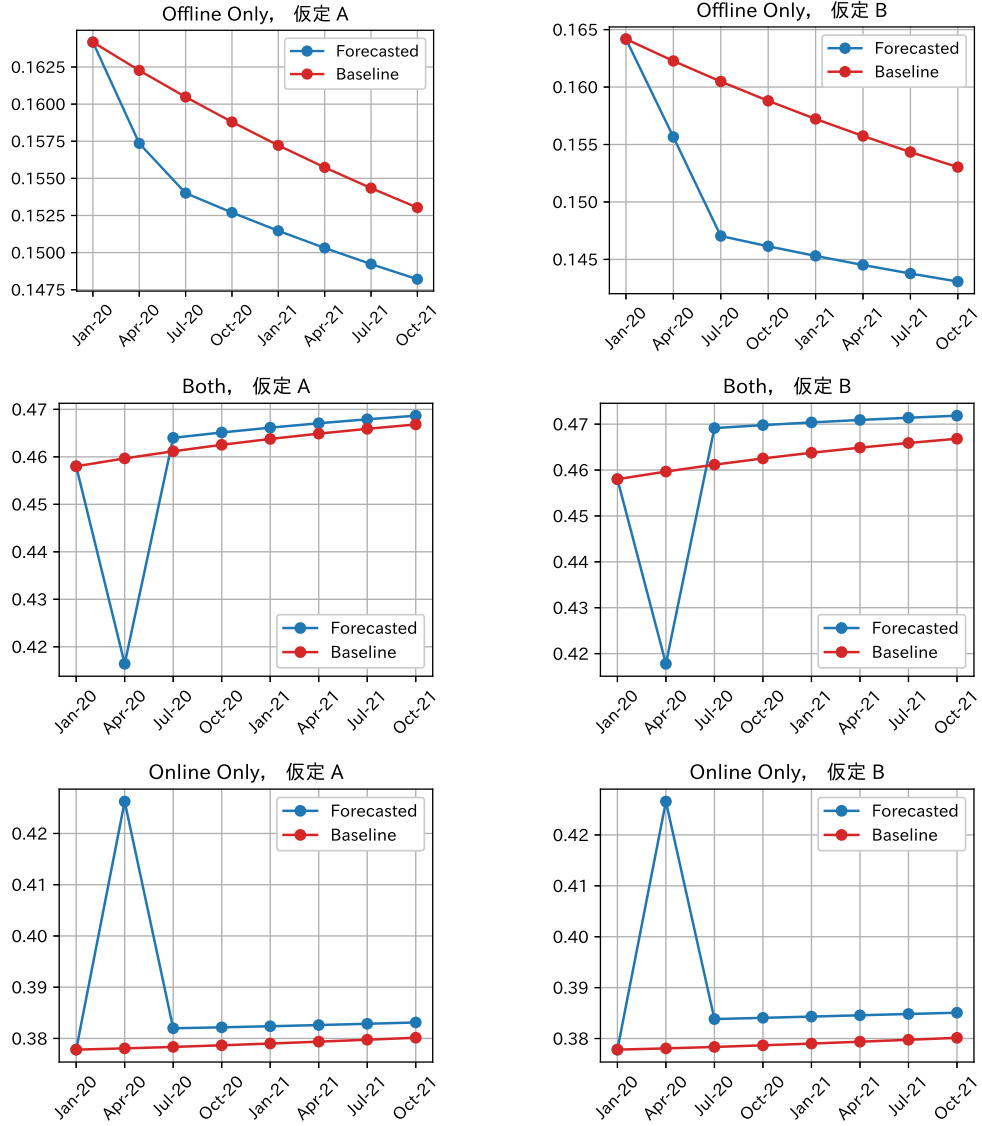
図注: カラーバーは 0.0 から 0.3 の範囲で設定。それを超える値については上限または下限と同色としている。

図 13: オンライン消費の割合に関する遷移確率の年齢別の違い



図注: カラーバーは0.0から0.3の範囲で設定。それを超える値については上限または下限と同色としている。

図 14: オンライン利用の有無に関する予測



図注: 上段は「オフラインのみ利用」の占めるシェア, 中段は「オンラインとオフラインの併用」のシェア, 下段は「オンラインのみ利用」のシェアを表す。左列は X を仮定 A により推計, 右列は仮定 B により推計。青線は (14)-(15) 式を用いて計算した予測値。赤線は、2020 年 1 月以降、過去の趨勢的な遷移に従っていた場合の値であり、 $s_t = (B^{1/4})^t s_0$ により算出。