

# オンライン消費の増加はコロナ収束後も続くか？ 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14日

## 要旨

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の一方、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いる。オンライン消費の増加はコロナ終息後も続くとの声も聞かれる。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だ。

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、これが普及のネックとみられていた。しかし、コロナを契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可能性がある。

これを検証するために、クレジットカード取引データを用いた分析を行った結果、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体は、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の消費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消費のみに切り替えるといった行動をとった。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、この寄与は必ずしも大きくない。第3に、年齢別にみると、35歳前の年齢層がオンライン消費を増やし、これが大きく寄与した。一方、シニア層の寄与は皆無ではないものの小さかった。

これら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」との見方が適切でないことを示している。オンライン消費増のかなりの部分はコロナ収束とともに剥げ落ちる可能性がある。

## 1 ポストコロナの個人消費

新型コロナウイルス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 2

---

\*ナウキャスト技術顧問，東京大学大学院経済学研究科。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。

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 コマースが大きく伸びている。

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。問題はコロナの終息後である。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。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。

このノートでは、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、需要のシフトが非可逆的なのか否かについて考察する。非可逆的なの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、それによって、需要シフトの原因と非可逆的なのか否かを考えることにする。

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。物理的に店に行かなくてよいという意味で移動コストを節減できる。またネット上には様々な商品・サービスが溢れており、店頭と比べて、商品・サービスの種類が多様である。さらには、ネットであれば自分が買いたい商品の質や値段の比較が容易という意味でサーチコストも低い。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が報告されている<sup>1</sup>。

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

---

<sup>1</sup>Jo 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。Jo, Y. J., Matsumura, M., and Weinstein, D. E. (2019). "The Impact of E-Commerce on Relative Prices and Consumer Welfare." (No. w26506). National Bureau of Economic Research. 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。Dolfen, P., Einav, L., Klenow, P. J., Klopach, B., Levin, J. D., Levin, L., and Best, W. (2019). "Assessing the Gains from E-commerce." (No. w25610). National Bureau of Economic Research.

消費者がオンライン消費に向かうはずであるが実際にはそうっていない。オンライン消費の普及度合いについて国・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。オンライン消費が普及しない理由として考えられるのは、オンライン消費にシフトするにはコストがかかるからである。オンライン消費をする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。スマホやPC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どうかを意思決定していると考えることができる。

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シフトというのは2つの側面で起きることがわかる。第1は、そもそもオンライン消費の経験が全くなかった人がオンライン消費に参入するということである。第2は、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る消費者が、コロナを契機にオンライン消費の割合を引き上げるということである。経済学では、前者はExtensive margin (EM)、後者はIntensive margin (IM)とよばれている。

新型コロナに伴うオンライン消費の増加はEMで起きているのだろうか。それともIMで起きているのだろうか。仮にEMで起きているとすれば非可逆性が強いと考えられる。つまり、オンライン消費について、その利便性は認識しつつも、これまで何らかの理由で（スマホを持ってない、インターネットに詳しくないetc）オンライン消費への参入を躊躇していた消費者が、コロナを契機に一念発起し、初期投資を行ったということであるから、コロナが去ったとしても、元のオフライン消費に戻る理由はない。むしろ初期投資のコストがそれなりに大きいことを踏まえれば、その回収のためにも、オンライン消費を継続するだろう。

一方、コロナに伴うオンライン消費の増加がIMで起きているとすれば、非可逆性は弱いかもしれない。消費者は慣性によって行動する面もあるだろうから、オンライン消費のシェアをいったん増やした消費者はコロナ後もその高い水準をしばらく維持しようとするかもしれない。しかしコロナを機にオンラインにデビューした消費者と異なり、何かの初期投資をしたわけではないので、コロナ前の消費スタイルに戻ることに躊躇する理由は乏しい。IMで生じたオンライン消費の増加は、コロナ後には元に戻る可能性が高いとみておくべきだろう。

以下では、『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、コロナ前の時点で、オンライン消費の経験がある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ているか、(2) もともとオンライ

ン消費経験のあった消費者はオンライン消費のシェアをさらに増やすことを行っているか、を調べる。

## 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などがわかる。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定義できる。以下では、「オンライン履歴の有無」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。

2020 年 4 月と 2019 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<sup>2</sup>。

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」

---

<sup>2</sup>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することができる。しかし『JCB 消費 NOW』では、個人の特定を防ぐという観点から、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。

「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」

## 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。

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

この確率は、2019年4月に「オフのみ」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定義し、それを  $A$  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  $J$  を定義する ( $A$  は April,  $J$  は January を表す)。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  $J$  を実際のデータを用いて計算したものであり、その次の段にある「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。

$J$  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 $J$ 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 $J$ 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みることができ、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 $J$ 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することができる。

$A$ と $J$ 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（コロナ直前）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できる<sup>3</sup>。

そこで以下では、 $A$ と $J$ 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。

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

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)式の左辺は2019年1月の状態で条件付けした2020年4月の状態を表す。右辺も同じものを表している。(3)式から

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

が得られる。 $A$ と $J$ 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

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

<sup>3</sup>2020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、個人の特定を防ぐという観点から、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。

である ( $I$  は単位行列)。これを仮定 A とよぶことにする。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。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

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

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

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

であり、(6) を (4) に代入すると

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

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。真の値は 2 つの結果の間にあると見るべきであろう。

下から 2 段目に示した仮定 A にもとづく結果をみると、「オフのみ」から「併用」という遷移、「併用」から「オンのみ」という遷移、「オフのみ」から「オンのみ」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。

## 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、ごくわずかしかなオフラ

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。本節では、「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2.3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 $\hat{J}$ を計算できる。最後に、2020年1月から2020年4月の遷移確率を表す行列として、仮定Aの下で

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

を、また仮定Bの下で

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

を得ることができる。ただし、 $\hat{X}$ は2020年1月から2020年4月にかけての遷移確率行列である。

### 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年間の遷移を表すものと解釈できる。そこで、「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」と比較すると、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30.3%、仮定Bの下で37.9%であるのに対して、2019年1月から2020年1月は14.4%）。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際立っている（2020年1月から4月の推計値は仮定Aの下で13.9%、仮定Bの下で18.5%であるのに対して、2019年1月から2020年1月は3.8%）。コロナ前は「併用」または「オフラインのみ」の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割合は小さい（2020年1月から4月の推計値は仮定Aの下で17.6%、仮定Bの下で24.8%であるのに対して、2019年1月から2020年1月は14.5%）。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は同じ遷移確率を男女別に推計した結果を示している。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ていることがわかる。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、女性の確率が男性の確率を上回っている。

**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<sup>4</sup>。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感染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。

**地域別の結果** 図6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6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、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。その点は、図6の縦軸のスケールを図3のスケールと比べると明らかである。

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。

<sup>4</sup>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。

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考えられるのは感染の度合いの深刻度が地域間で異なるということである。東京をはじめとして都市部では感染が深刻で、消費者が他人との接触に注意する度合いが高いと考えられる。また、都などの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。

### 3.2 オンライン消費の割合

**遷移確率の推計結果** 図7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7の上段左は2019年1月から2020年1月の遷移（行列 $\hat{J}$ ）、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 $\hat{J}$ と行列 $\hat{A}$ を比較すると、 $\hat{J}$ 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一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7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。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ているといえる。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ることが確認できる。

**男女別の結果** 図8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9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、中段左の2019年1月から2020年1月の遷移に比べて、中段中央の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。中段右の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月の時点でのシェアを引き上げる傾向があることがわかる。

次にシニア層の結果をみると、下段中央の行列の対角成分の確率は、下段左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。また下段右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、上段中央に示した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、上段右に示した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。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。

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 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	0.6838	0.0490	0.0075
	Both	0.1767	0.6472	-0.0403
	Online only	0.1394	0.3038	1.0328
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	0.5656	0.0689	0.0226
	Both	0.2483	0.5518	0.1072
	Online only	0.1858	0.3794	0.8705

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。「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」は (7) 式で定義される  $X$  を 4 乗して年率換算したもの。「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」は (8) 式で定義される  $X$  を 4 乗して年率換算したもの。

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 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	0.7209	0.0521	0.0103
	Both	0.1705	0.6896	-0.0283
	Online only	0.1086	0.2582	1.0180
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	0.6050	0.0702	0.0238
	Both	0.2437	0.5952	0.1155
	Online only	0.1513	0.3343	0.8607

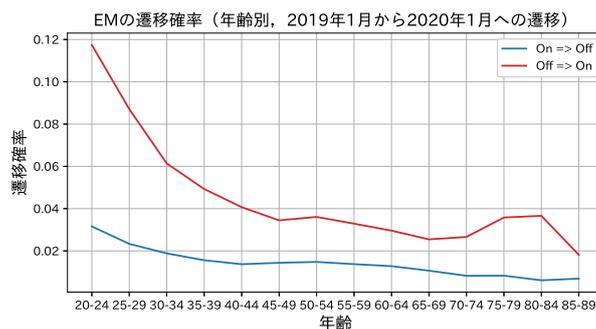
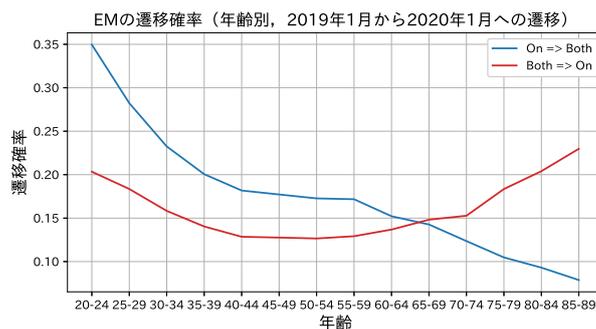
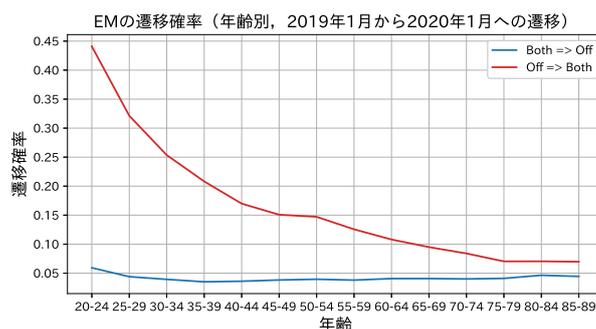
表注：“Online only”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Offline only”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。「2020 年 1 月から 2020 年 4 月の遷移確率: 仮定 A にもとづく推計」は (7) 式で定義される  $X$  を 4 乗して年率換算したもの。「2020 年 1 月から 2020 年 4 月の遷移確率: 仮定 B にもとづく推計」は (8) 式で定義される  $X$  を 4 乗して年率換算したもの。

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	0.6290	0.0434	0.0043
	Both	0.1877	0.5712	-0.0516
	Online only	0.1833	0.3851	1.0473
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	0.5093	0.0665	0.0210
	Both	0.2533	0.4776	0.0980
	Online only	0.2374	0.4556	0.8810

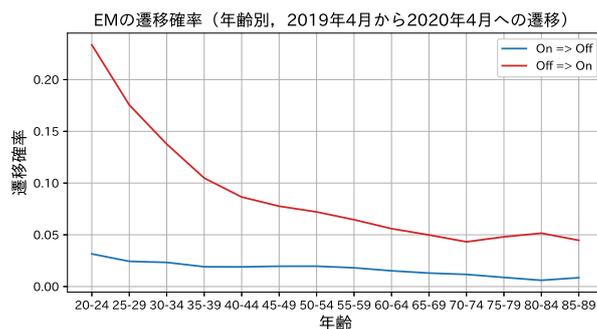
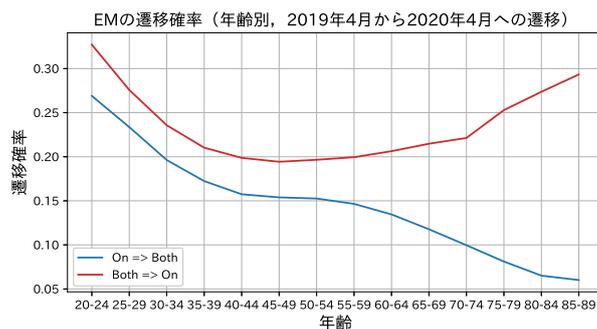
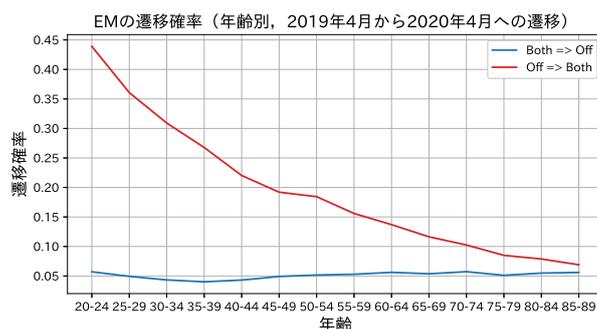
表注：“Online only”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Offline only”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。「2020年1月から2020年4月の遷移確率: 仮定 A にもとづく推計」は(7)式で定義される  $X$  を4乗して年率換算したものの。「2020年1月から2020年4月の遷移確率: 仮定 B にもとづく推計」は(8)式で定義される  $X$  を4乗して年率換算したものの。

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



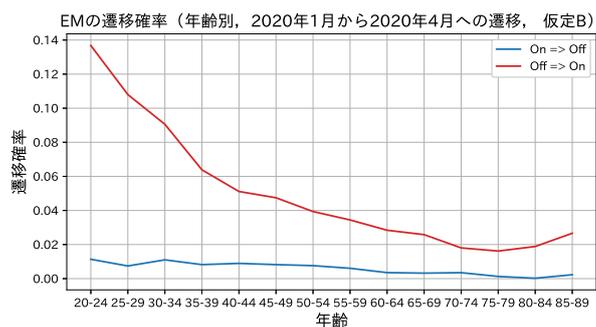
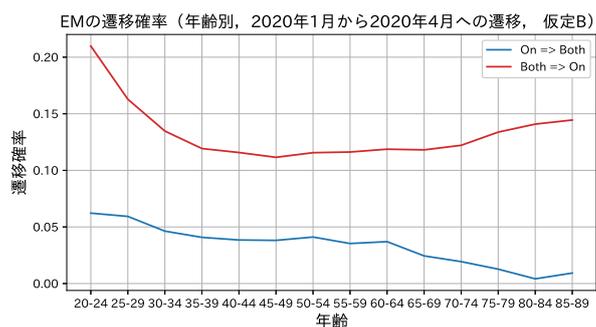
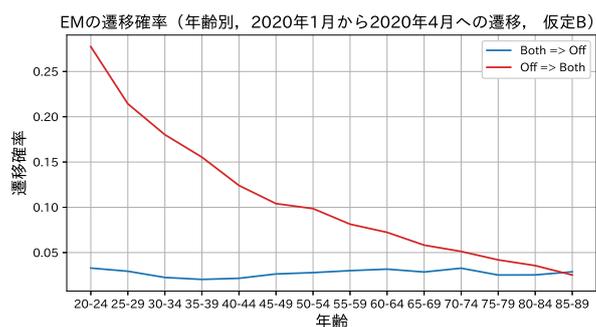
図注: “On” は「オンラインの利用履歴のみ」, “Off” は「オフラインの利用履歴のみ」, “Both” は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。

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



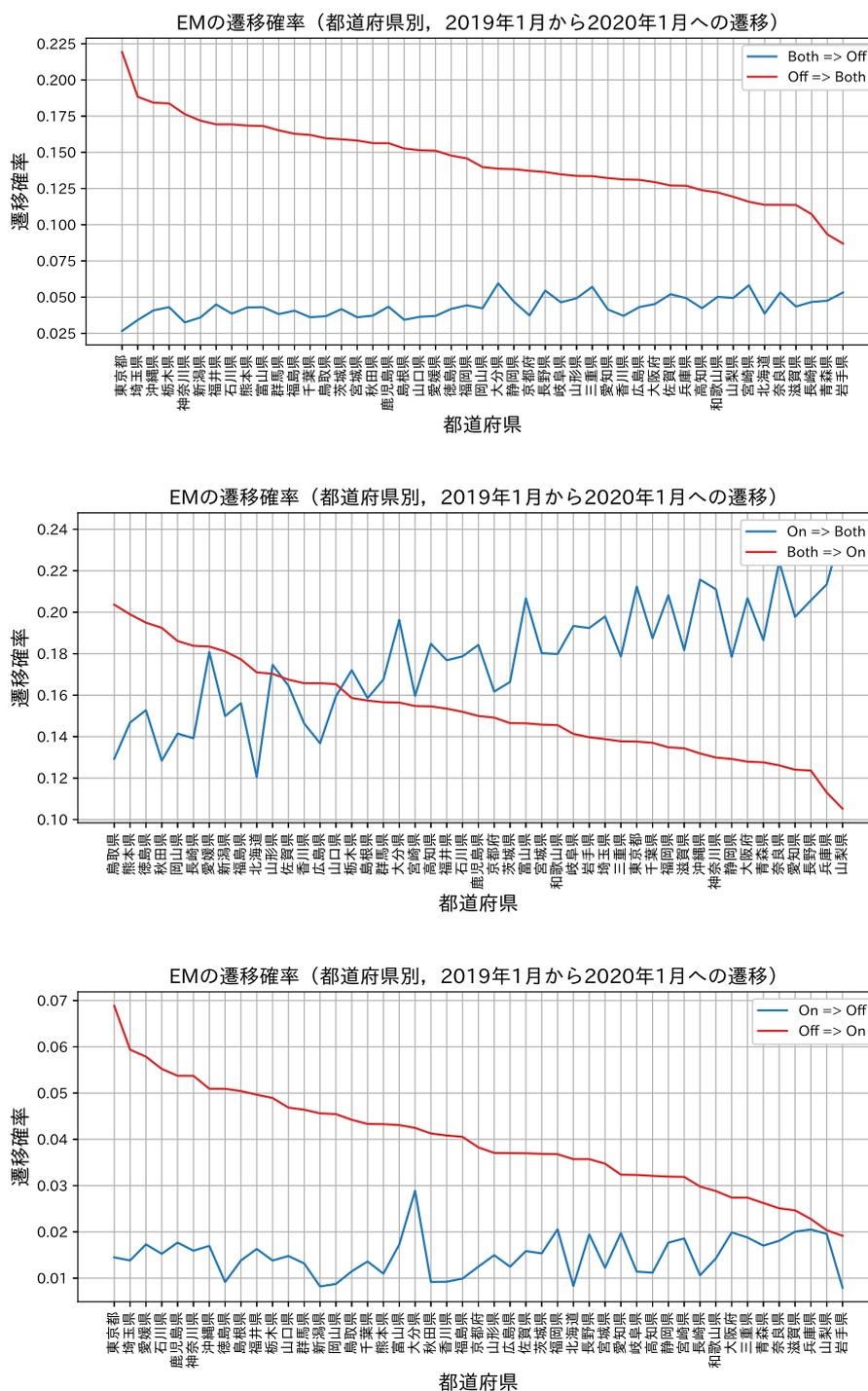
図注: “On” は「オンラインの利用履歴のみ」, “Off” は「オフラインの利用履歴のみ」, “Both” は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。

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



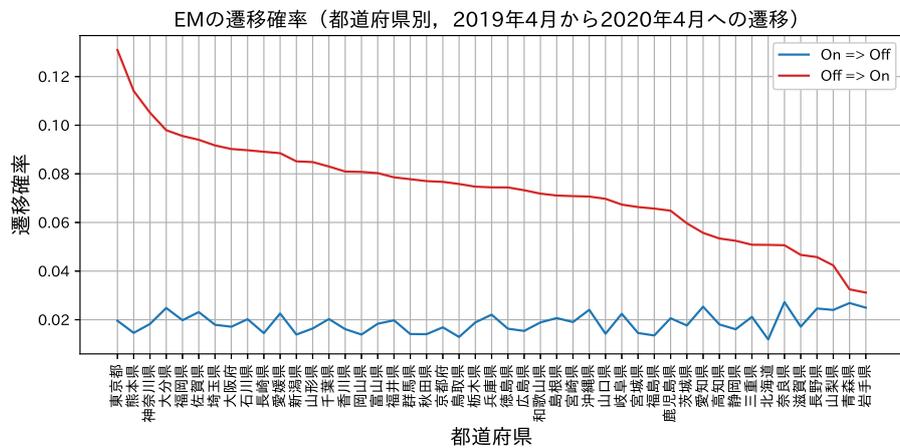
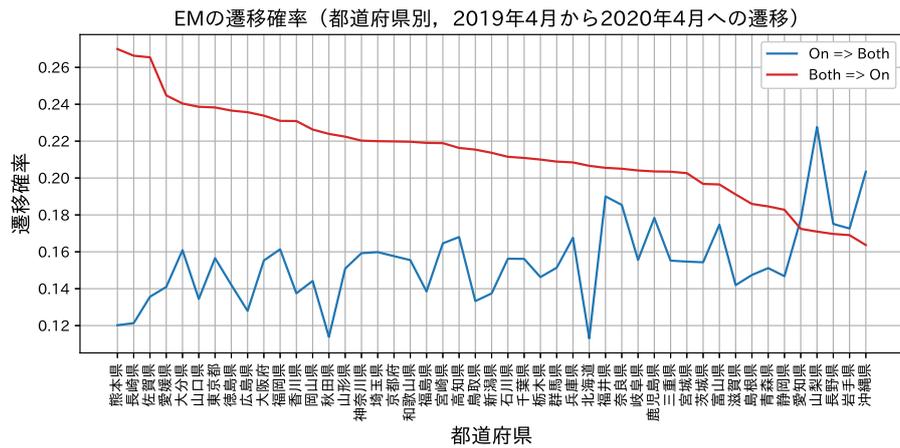
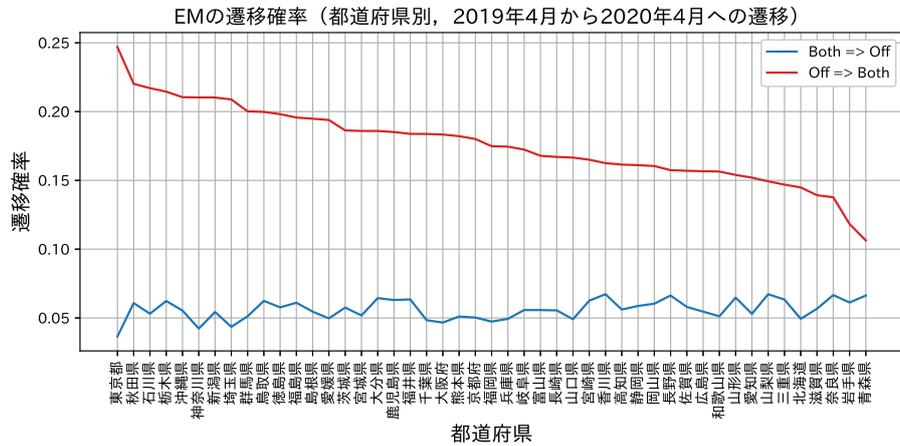
図注：“On”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Off”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。

図 4: 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



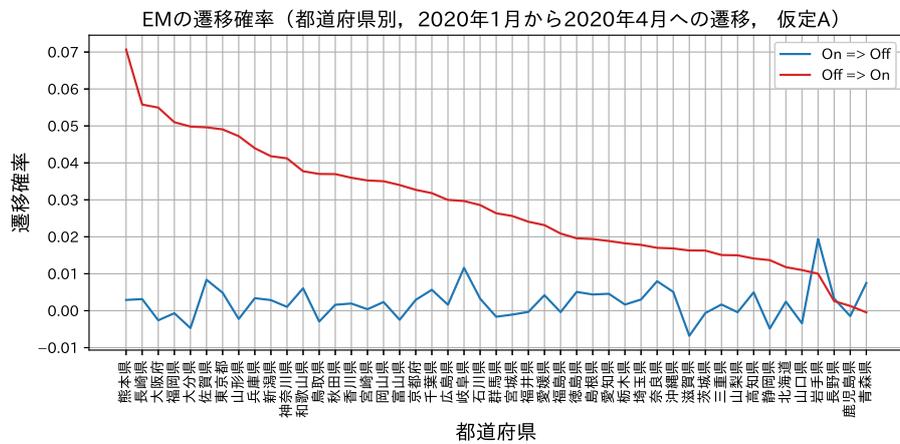
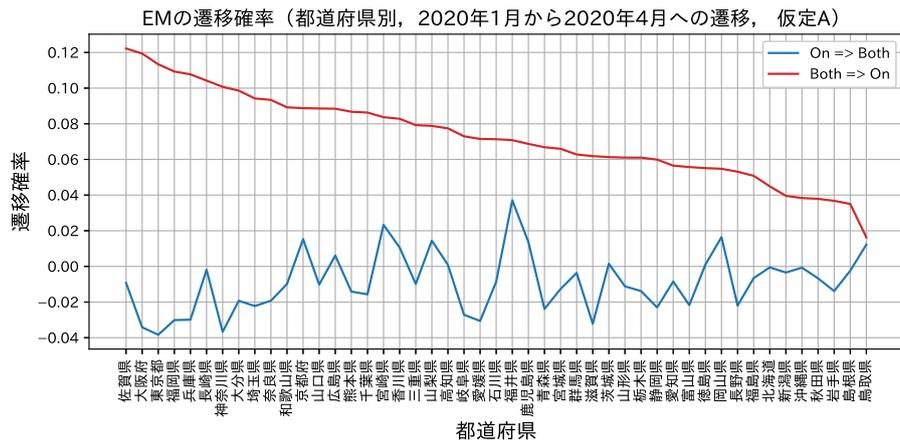
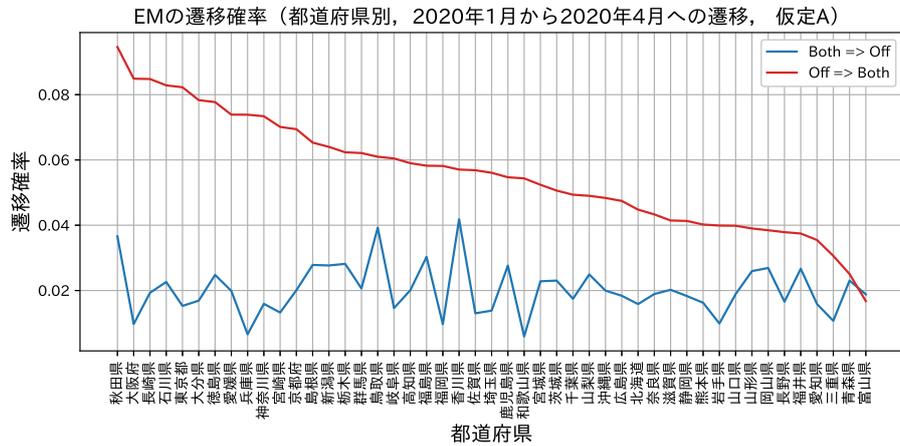
図注: “On”は「オンラインの利用履歴のみ」, “Off”は「オフラインの利用履歴のみ」, “Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。

図 5: 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



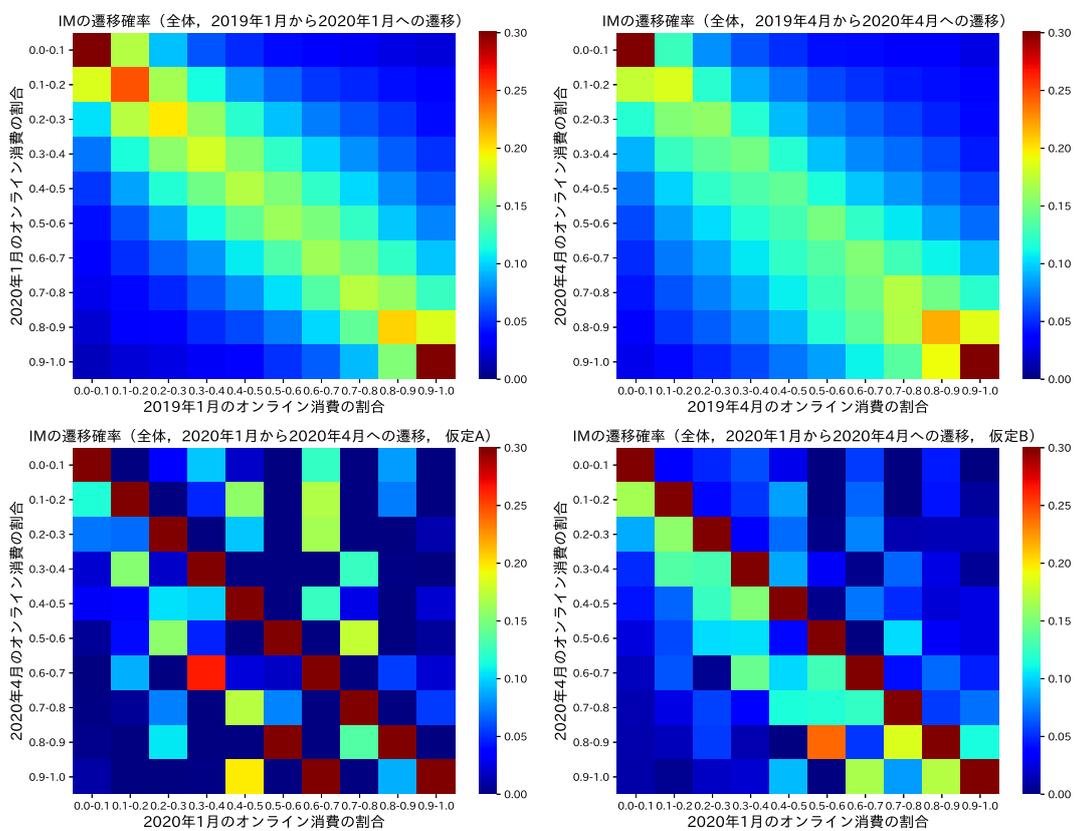
図注：“On”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Off”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。

図 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 : 2020年1月から2020年4月



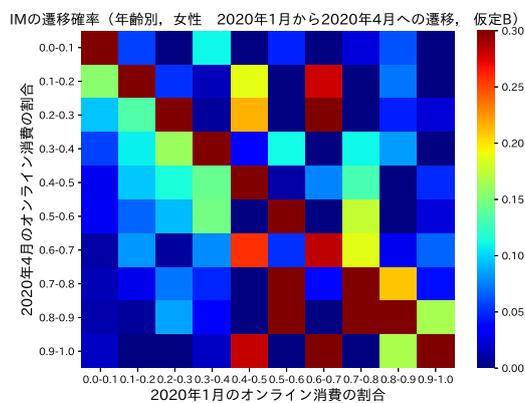
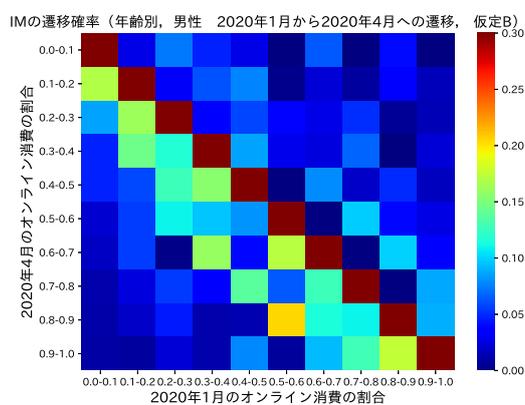
図注：“On”は「オンラインの利用履歴のみ」，“Off”は「オフラインの利用履歴のみ」，“Both”は「オンラインとオフラインの両方の利用履歴あり」を表す。

図 7: オンライン消費の割合に関する遷移確率



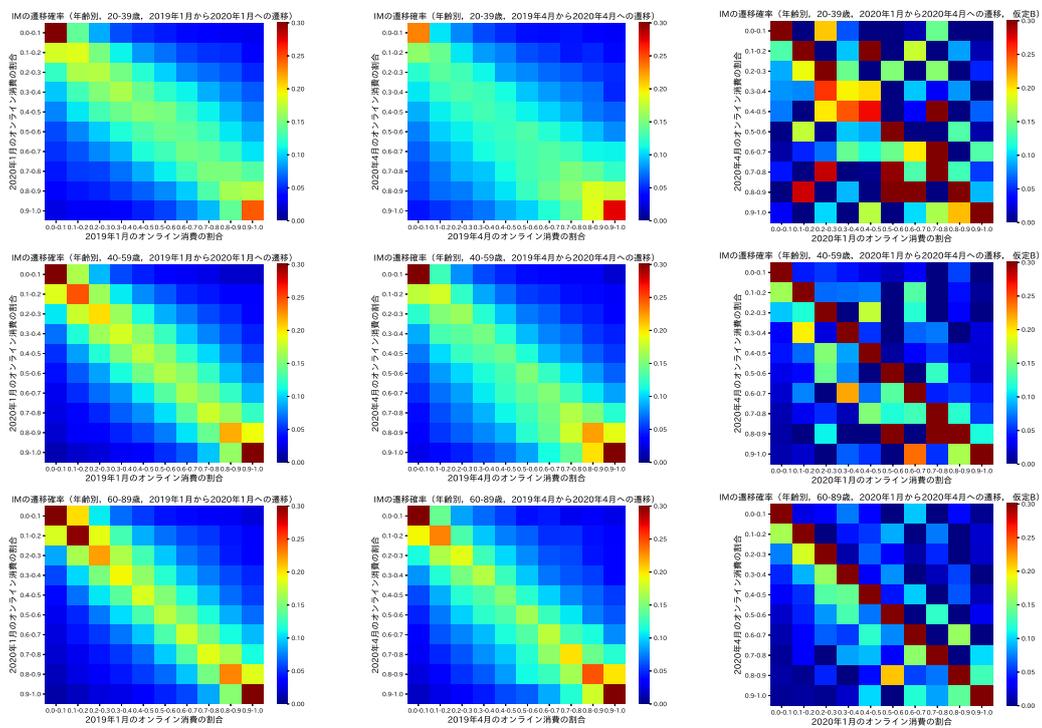
図注: カラーバーは0.0から0.3の範囲で設定。それを超える値については上限または下限と同色としている。

図 8: オンライン消費の割合に関する遷移確率の性別の違い



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 9: 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。