

オンラインショッピングと買い物トリップの選 択要因に関する研究:コロナ禍のニューヨーク 市データを用いた分析

飯塚 将太¹・坂井 孝典²・兵藤 哲朗³

¹ 非会員 筑波大学大学院 システム情報工学研究群 (〒305-0006 茨城県つくば市天王台 1-1-1)

E-mail: s2220395@s.tsukuba.ac.jp

² 非会員 東京海洋大学准教授 海洋工学部流通情報工学部門 (〒135-8533 東京都江東区越中島 2-1-6)

E-mail: tsakai2@kaiyodai.ac.jp

³ 正会員 東京海洋大学教授 海洋工学部流通情報工学部門 (〒135-8533 東京都江東区越中島 2-1-6)

E-mail: hyodo@kaiyodai.ac.jp

オンラインショッピングは近年急速に成長し、コロナ禍により、その成長はさらに速くなっている。そのことは、買い物行動を変化させ、中長期的に都市の在り方に影響を与える可能性がある。本研究では、ニューヨーク市運輸局が提供するデータを用い、コロナ禍前後における人々の買い物行動を理解することを目的とする。クロス集計、重回帰分析、クラスター分析、順序ロジットモデル等の手法により、個人特性が買い物行動選択の変化に与える影響、オンラインショッピングと買い物トリップの関係、また、性質の異なるクラスターにおいて、地域の感染者数、雇用状況の変化、安全意識が買い物行動変容にどれだけ影響を与えたか明らかにした。

Key Words: e-commerce, shopping behavior, Covid-19, New York City

1. はじめに

(1) 背景

近年人々の買い物行動は変化している。特に、オンラインショッピングにおける変化は急速に進んでいる。eMarketerによるコロナ禍前の2019年6月時点でのオンラインショッピングに関する成長予測¹⁾では、2023年度までに小売り分野での世界のオンラインショッピング市場規模は、約85.1%上昇すると言われていた。しかし、2019年12月に発生した新型コロナウイルスにより、オンラインショッピングに関する動向が変化したと思われる。各国は全世界規模の新型コロナウイルス感染拡大を抑えるために、コロナ禍後に度々ロックダウンや緊急事態宣言を行ってきた。それにより、人々は外出を制限され、以前より多くの時間を家で過ごすことや他人との接触を減らすことを要求された。新型コロナウイルスに起因する外出頻度の減少により起こる人々のオンラインショッピング需要の高まりにより、その市場成長速度は更に速くなったと思われる。

実際にコロナ禍のアメリカ合衆国において、Walmart

が2020年第一四半期のオンラインショッピング部門での売り上げを前年同四半期比74%増加させた²⁾ように、新型コロナウイルスの流行を境にして、アメリカ国民のオンラインショッピングは大きく変化していることが分かる。それに伴い、アメリカ合衆国内のオンラインショッピングと買い物トリップの関係性も大きく変化し、日本国内でも同様の変化が見られると考えられる。

そのことは、買い物トリップ数の変化や買い物、食料品・日用品の調達目的地の変更を招き、中長期的に見ると中心商業地や住宅地に位置する商業施設の撤退や衰退に繋がる可能性がある。そして、都市内部の人流を変化させ、その後の都市のあり方やまちづくりに影響を及ぼすことが想定される。そのようなことが想定される中で、コロナ禍前後における人々の買い物行動について理解することが重要であるため、本研究を行う。対象都市は北米最大の公共交通依存型都市であり、日本の都市部と交通に関する特徴が類似しているアメリカ合衆国ニューヨーク州ニューヨーク市である。

(2) 目的

本研究の主な目的は以下の3点である。

- ・個人、世帯、地域、交通特性が、コロナ禍前後の買い物選択行動変化に与える影響を把握することを目的とする。オンラインショッピングと買い物トリップの相互関係にも着目し、異なる属性を持つ個人が、オンラインショッピングや買い物トリップとどのような関係を持っているかについて明らかにする。

- ・コロナ禍に対する人々の行動変容は一様ではなく、多様であった。それぞれの属性に属する個人が、コロナ禍後の状況（例えば、雇用状況の変化、コロナ禍の逼迫度の変化）の違いに伴い、どのように行動変容をしたかを理解する。

- ・買い物行動の中でも、人々にとって特に頻度が高いと思われる食料品・日用品の買い物行動について着目し、コロナ禍後の食料品・日用品の店頭での買い物と各種ショッピングとの関係性を明らかにすることを目的とする。また、コロナ禍後の買い物トリップとオンラインショッピング日数の関係性についても明らかにする。

2. 既往研究

買い物行動の選択に関する研究としては、どのような人が買い物行動をオンラインショッピングへと移行していくのかを明らかにしようとする研究がある。植田ら(2012)³⁾は、全国都市交通特性調査とオンライン上への買い物移行に関する独自調査を用いて、どのような人がオンラインショッピングを利用し、オンライン上へと買い物行動を移行しているのかについて、また移行した買い物行動の実態や商品の特徴による移行要因などについて分析している。この分析によって、徒歩や自転車での移動可能距離や日常の外出状況、自由に使用できる自動車の有無やオンラインショッピングの利用経験が、活動的な人を観測する変数であり、ネットショッピングでしか購入できない形態へと変化しているものや従来の店頭での買い物行動における短所を克服した買い物行動ほど、オンラインショッピングに移行する傾向があることが明らかになった。加えて、買い物だけを目的に出かけていた日よりも、買い物以外にも他の用事を伴い出かけていた日の買い物ほど、自動車利用を伴わない買い物よりも、自動車利用を伴う買い物ほど、オンラインショッピングへと移行していることが明らかになった。

また、オンラインショッピングと買い物トリップの関係に着目し、その相互関係を明らかにしようとする研究も行われている。Diasら(2020)⁴⁾は、2017年度のピュージェットサウンド地域の家庭旅行調査のデータを用いて、非食品、食料品、調理済み食品の買物を区別し、オンラインショッピングと買い物トリップの関係について分析している。この分析によって、買い物トリップとオン

ラインショッピングの間には複雑な補完・代替効果があること、これらの活動の頻度は収入、建築環境属性、世帯構造によって大きく影響されることが明らかになった。

Zhouら(2014)⁵⁾も、2009年度の全米家庭旅行調査のデータを用いて、オンラインショッピングと買い物トリップの関係について分析している。この分析によって、オンラインショッピングは買い物トリップを促進し、買い物トリップはオンラインショッピング傾向を抑制する傾向があることが明らかになった。さらに、オンラインショッピングと買い物トリップは共に買い物客の人口統計学的特徴、地域固有の要因、家庭の属性などの外生的要因に影響されることが明らかになった。

加えて、オンラインショッピングとオフラインショッピングの相互関係を分析する上で、買い物する品目についての特徴の違いや買い物過程に着目し、どのような品目、段階がオンラインショッピングへと移行しやすいのかを明らかにしようとする研究もある。Zhaiら(2017)⁶⁾は、北カリフォルニアの2都市に住むインターネットユーザーのデータを用いて、検索型商品と体験型商品の2種類の商品についての買い物過程におけるオンラインショッピングと買い物トリップとの相互関係について分析している。この分析によって、オンラインショッピングをする場合、情報検索と商品試用の両過程において、書籍よりも衣料品の方が買い物トリップに関連する可能性が高いことが明らかになった。加えて、オンラインでの購入前の行動は、買い物トリップよりもクロスチャネルでの買物を促進する可能性が高いことが明らかになった。

また、その相互関係から得られる知見を生かして都市づくりの観点まで広げ、オンライン空間による買い物トリップの変化と都市滞留行動との関係を検討した研究もある。谷口ら(2010)⁷⁾は、岡山大学の大学生・大学院生を対象に行った都市滞留行動に関する独自調査を用いて、オンライン空間が購買行動をどう代替・補完するのかを定量的に試算し、実空間における滞留行動への影響について検討をしている。この分析によって、衣類や日用雑貨・小物・アクセサリを扱う店舗への訪問が都市滞留行動への波及可能性が高いこと、他行動促進・依存型行動がオンライン空間に代替されることの痛手が大きいこと、オフラインショッピングからオンラインショッピングへの購買行動の代替量は、オンラインショッピングからの補完量を上回ることが示され、購買行動ごとにきめ細かな対策が求められる必要があることが明らかになった。

さらに、2022年度現在、全世界で今なお流行している新型コロナウイルスに着目し、コロナ禍前後の買い物行動について明らかにしようとする研究がある。Unnikrishnanら(2021)⁸⁾は、ポートランド-バンクーバー-ヒルズボロ大都市圏の人口を対象にしたオンライン調査を用いて、新

型コロナウイルス発生前、発生時、発生後の宅配レベルに影響を与える要因について探索的分析を行っている。この分析によって、オンラインショッピングを行う可能性に最も正の影響を与える変数は、配達定期便へのアクセスと収入の2つであること、健康への懸念は発生時および発生後にオンライン注文をする可能性を高めることが明らかになった。

また、Paradya ら(2020)⁹⁾は、東京都を含む関東地方の住民を対象に実施したパネルウェブアンケートを用いて、拘束力のない自粛要請の中で、個人レベルでの旅行行動変化に影響を与える要因について分析している。この分析によって、他者の自己制限度合いの認知は、買い物頻度の小さな減少、外食やレジャー活動での外出自己制限確率の中程度だが無視できない増加と関連することが明らかになった。

しかし、ステイホームに関する意識や交通機関の選好などを含む個人の行動に関するパネルデータから、コロナ禍前後での買い物、食料品・日用品調達行動に着目した研究は見られない。また、オンラインショッピングと買い物トリップの関係について様々な研究が行われているが、相互関係が代替か補充かについては十分に解明されていないことに加え、新型コロナウイルス流行による買い物行動への影響についての知見が十分に蓄積されていない。以上のことから、アメリカ合衆国ニューヨーク州ニューヨーク市をケーススタディとして、買い物行動に関する知見を蓄積するために本研究を行う。

3. NYC Citywide Mobility Survey

本研究では、ニューヨーク市運輸局が提供している NYC Citywide Mobility Survey¹⁰⁾を分析データとし、研究を行った。NYC Citywide Mobility Survey は、ニューヨーク市運輸局が 2017 年度より調査を開始しているニューヨーク市民のトリップ行動、嗜好、姿勢を評価することを目的とした調査である。調査地域は、近隣集計地域 (NTA) より構成されている。毎年 3,000 人ほど、10 の調査ゾーンのニューヨーク市民を対象に調査を行っており、2020 年度は、Citywide Mobility Survey を改良した調査を実施し、市民の旅行の選択肢と嗜好が新型コロナウイルスによって、短期的、長期的にどのように変化しているかを理解することを目的に行われた。

本研究で対象とする年度データは、コロナ禍前の 2019 年度データ (2019 Citywide Mobility Survey) とコロナ禍後の 2020 年度データ (2020 Spring Panel, 2020 Summer Panel, 2020 Fall Panel) である。該当年度の調査概要を表-1 に示す。

2020 年度の調査 (2020 Spring Panel, 2020 Summer Panel, 2020 Fall Panel) は、2019 年の Citywide Mobility Survey に回答した人かつ今後の調査協力に同意した人を対象に、e-mail でパネル調査を実施した。2020 Fall Panel に関しては、2020

Spring Panel, または、2020 Summer Panel のどちらか一方の調査に参加した人という条件を調査対象に追加して、調査を実施している。

表-1 NYC Citywide Mobility Survey の各調査の概要

調査回	サンプル数	調査期間
2019 CMS	3,346	5/22-6/30,2019
2020 Spring Panel	1,063	5/4-5/8,2020
2020 Summer Panel	959	7/16-7/31,2020
2020 Fall Panel	905	10/19-11/2,2020

4. コロナ禍前後の買い物行動に関する基礎集計

(a) 買い物行動の算出方法

2019 CMS では、トリップごとにデータが収録されており、トリップの調査日数が個人ごとに異なっているが、2020 Spring Panel は過去 1 週間あたりのトリップに関して調査参加者に一度に回答を促す調査であり、調査参加者の調査日数が全員一致しているデータである。そこで、2つの調査データを統合するために、2019 CMS のデータを以下の式(1)、式(2)のように加工して、コロナ禍前の 1 週間あたりの買い物トリップ日数、コロナ禍前の 1 週間あたりのオンラインショッピング日数とした。

コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ日数
(2019 CMS)

$$= \frac{\text{調査期間内の買い物トリップ日数} \times 7}{\text{調査参加日数}} \quad (1)$$

コロナ禍前の 1 週間のオンラインショッピング日数
(2019 CMS)

$$= \frac{\text{調査期間内のオンラインショッピング日数} \times 7}{\text{調査参加日数}} \quad (2)$$

(b) コロナ禍前後の買い物行動変化

コロナ禍後に関しては、2020 Spring Panel の 1 週間あたりの大規模小売店からのオンラインショッピング日数をコロナ禍後の 1 週間あたりのオンラインショッピング日数として代用し、コロナ禍前(2019 CMS)の 1 週間あたりのオンラインショッピング日数と比較をしていく。サンプルは、2019 CMS と 2020 Spring Panel 両調査に参加した人を対象に、買い物日数について欠損値のない 1,007 人である。

1 週間あたりの平均買い物トリップ日数と 1 週間あたりの平均オンラインショッピング日数のコロナ禍前後での変化を見ていく。コロナ禍前後での 1 週間あたりの平均買い物トリップ日数の変化を図-1 に、コロナ禍前後での 1 週間あたりの平均オンラインショッピング日数の変化を図-2 に示す。図-1、図-2 を見ると、コロナ禍後では平均買い物トリップ日数が減少し、平均オンラインショッピング日数が増加したという全体の流れを読み取ることができる。詳しく見ていくと、図-1 を見ると、1 週間あたりの平均買い物トリップ数は 2019CMS の時には 2.98 日であったが、コロナ禍後である 2020 Spring Panel では 1.59 日と 46.6% 減少していることが分かった。また、1 週間あたりの平均オンラインショッピング日数に関しては図-2 を見ると、2019CMS の時には 1.18 日であったが、コロナ禍後である 2020 Spring Panel では 1.70 日と約 44.0% 増加していることが分かった。コロナ禍後では、1 週間あたりの平均オンラインショッピング日数が、1 週間あたりの平均買い物トリップ日数より大きくなっており、コロナ禍後の人々にとって一番主要な買い物方法が、店頭での買い物からオンラインショッピングでの買い物に変化したと考えられる。

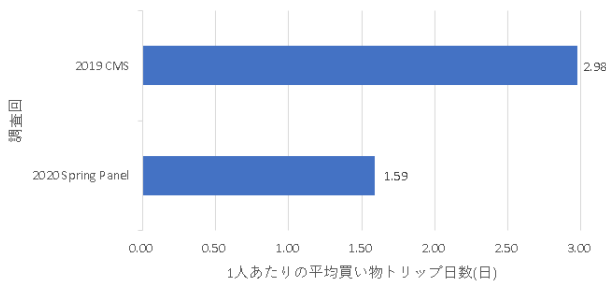


図-1 コロナ禍前後の 1 週間あたりの平均買い物トリップ日数の推移 (n=1,007)

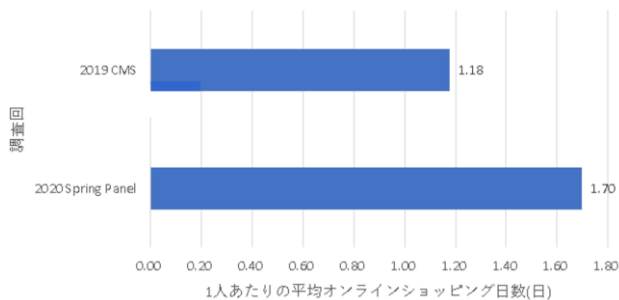


図-2 コロナ禍前後の 1 週間あたりの平均オンラインショッピング日数の推移 (n=1,007)

コロナ禍前後の 1 週間あたりの買い物トリップ日数の分布変化を図-3 に示す。コロナ禍前後で 1 週間あたりの買い物トリップ日数が 0 日の人の割合が約 3.5% 増加、1 日 \leq x<2 日の人の割合が約 16.5% 増加、2 日 \leq x<3 日の人の割合は約 10.8% 増加、3 日 \leq x<4 日の人の割合は約 1.2% 減少、4 日 \leq x<5 日の人の割合は約 9.3% 減少、5 日 \leq x<6

日の人の割合は約 6.9% 減少、6 日 \leq x<7 日の人の割合は約 4.7% 減少、7 日の人の割合が約 8.7% 減少していることが分かった。コロナ禍前に比べて、コロナ禍後は 1 週間あたりの買い物トリップ日数が 4 日未満の人が約 30% 増加し、コロナ禍前に買い物トリップが高頻度だった人の一部が、1 週間あたりの買い物トリップ頻度を 2 日に 1 回以下に抑えたことが分かる。また、買い物トリップ日数が 0 日の人の割合は約 21.2% から約 24.7% とその割合は微増だが、1 日の人は約 12.8% から約 29.3%、2 日の人は約 13.7% から約 24.5% とその割合は 2 倍に近い増加をしている。このことから、コロナ禍後で 1 週間あたりの買い物トリップ日数を多くの方は減らすが、コロナ禍後に 1 週間あたりの買い物トリップ日数を 0 日に減少させる人は少なかったということが分かる。

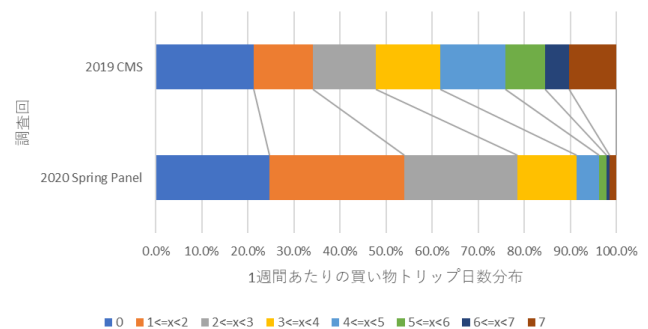


図-3 コロナ禍前後の各日数の割合の変化から見た 1 週間あたりの買い物トリップ日数 (n=1,007)

また、コロナ禍前後の 1 週間あたりのオンラインショッピング日数の分布変化を図-4 に示した。コロナ禍前後で 1 週間あたりのオンラインショッピング日数が、0 日の人の割合が約 29.0% 減少、1 日 \leq x<2 日の人の割合が約 8.9% 増加、2 日 \leq x<3 日の人の割合は約 9.7% 増加、3 日 \leq x<4 日の人の割合は約 7.1% 増加、4 日 \leq x<5 日の人の割合は約 3.3% 増加、5 日 \leq x<6 日の人の割合は約 1.6% 増加、6 日 \leq x<7 日の人の割合は約 0.4% 増加、7 日の人の割合が約 2.1% 減少していることが分かる。オンラインショッピング日数が 0 日の人の割合は約 51.9% から約 22.9% とその割合は半減以上しており、1 日 \leq x<2 日、2 日 \leq x<3 日、3 日 \leq x<4 日の人の割合はコロナ禍後ではどの日数も 10% に満たないほどの増加をしている。このことから、コロナ禍後では、オンラインショッピングを低中頻度でする人が増えたと言える。しかし、1 週間あたりのオンラインショッピング日数が 7 日の人の割合を見てみると、約 3.6% から約 1.5% と減少している。また、1 週間あたりのオンラインショッピング日数が 5 日以上の人を見ると、5.8% から 5.7% とコロナ禍前後で割合がほとんど変化していない。このことから、オンラインショッピングを高頻度でする人の割合はコロナ禍前後でほとんど変わらず、オンラインショッピングを低中頻度でする人

の割合がコロナ禍前後で変化したことが分かる。

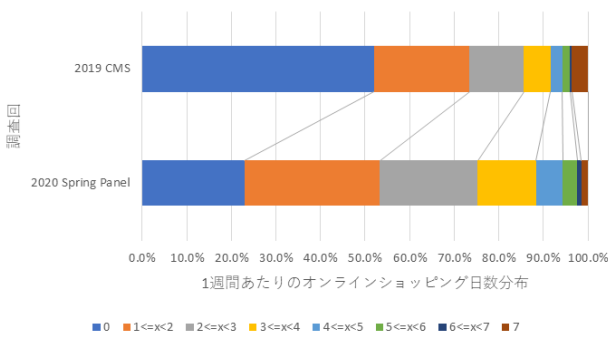


図4 コロナ禍前後の各日数の割合の変化から見た1週間あたりのオンラインショッピング日数 (n=1,007)

5. コロナ禍前後の買い物行動変化モデルの推定 - 重回帰モデル -

(1) 概要

ここでは、個人、世帯、地域、交通特性が、コロナ禍前後の買い物選択行動に与える影響について調べる。また、オンラインショッピングと買い物トリップとの相互関係、コロナ禍後の食料品・日用品の店頭での買い物トリップと各種ショッピングの関係性についても確かめる。

コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数の変化を表す変数として、式(3)のようにコロナ禍後の買い物トリップ日数をコロナ禍前の買い物トリップ日数に対する比率で表現したものを使用する。この変数の値が小さいほど、コロナ禍前後で1週間あたりの買い物トリップ日数の減少度合いが大きいということである。また、コロナ禍前後の1週間あたりのオンラインショッピング日数の変化を表す変数として、コロナ禍前後でオンラインショッピング日数が増加したら1を、変化なし又は減少したら0を代入するダミー変数を使用する。

コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数の比率

$$= \frac{\text{2020 Spring Panel の 1 週間あたりの買い物トリップ日数}}{\text{2019 CMS の 1 週間あたりの買い物トリップ日数}} \quad (3)$$

(2) 買い物トリップ日数の変化とオンラインショッピング日数の変化の関係

目的変数を、“コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数の比率”，説明変数を、“コロナ禍前後の1週間あたりのオンラインショッピング日数の変化ダミー”とし、重回帰分析を行う。モデル式は、式(4)の通りである。

$$\log(nST_i + 1) = \alpha_i + \beta_{SO} nSO_i + \varepsilon_i \quad (4)$$

nST_i : コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数の比率 (2020 Spring Panel/2019 CMS)

nSO_i : コロナ禍前後の1週間あたりのオンラインショッピング日数の変化ダミー (2020 Spring Panel - 2019 CMS) (増加した=1,変化なし,減少した=0)

β_{SO}, α_i : モデルパラメータ

ε_i : 誤差項

i : 個人 i

コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数の比率に関する重回帰式を表-2に示す。表-2を見ると、“コロナ禍前後の1週間あたりのオンラインショッピング日数の変化ダミー”についての t 値が-0.399となっており、統計的に有意ではない。また、“コロナ禍前後の1週間あたりのオンラインショッピング日数の変化ダミー”の係数の推定値がマイナスだが、 t 値が小さく、コロナ禍前後の買い物トリップ日数の変化とオンラインショッピング日数の変化の関係について代替関係のようなものがあるとは言えない。

表-2 コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数の比率に関する重回帰式(コロナ禍前後の1週間あたりのオンラインショッピング日数との関係)

	係数の推定値	t 値	
切片	3.89×10^{-1}	21.783	***
nSO	-1.03×10^{-2}	-0.399	
残差の標準誤差	3.36×10^{-1}		
決定係数	2.34×10^{-4}		
自由度修正決定係数	1.24×10^{-3}		

(***0.1%有意, **1%有意, *5%有意, .10%有意)

(3) 1週間あたりの買い物トリップ日数の変化

ここでは、目的変数に関係すると思われる変数をいくつか用意し、説明変数間で類似するものは、目的変数との相関が強い変数を選択し、相関が低い変数は削除した。具体的には、“コロナ禍前の1週間の買い物トリップでの自家用車利用シェア”と相関が強かった“自家用車保有ダミー”，“コロナ禍前の1週間の買い物トリップ距離の中央値”と相関が強かった“コロナ禍前のトリップ距離の中央値”，“世帯に子どもなしダミー”と相関が強かった“世帯人数”を削除した。その後、目的変数の説明に重要だと思われる変数をいくつか抽出し、説明変数を絞り込んだ。式(5)のように変数を設定し、重回帰分析を行った。

$$\log(nST_i + 1) = \alpha_i + \beta_{BST}nBST_i + \beta_{BSO} \log(nBSO_i + 1) + \beta_{yo}young_i + \beta_{fe}female_i + \beta_{hc}hcent_i + \beta_{hcs}hcentsub_i + \beta_{im}incmid_i + \beta_{ih}inchigh_i + \beta_{em}edumid_i + \beta_{eh}eduhigh_i + \beta_{knh}kidnh_i + \beta_{ws}walksh_i + \beta_{rs}railsh_i + \beta_{bs}bussh_i + \beta_{os}othsh_i + \beta_{mSD} \log(mSD_i + 1) + \beta_{ash}ash_i + \varepsilon_i \quad (5)$$

- nST_i : コロナ禍前後の 1 週間あたりの買い物トリップ日数の比率 (2020 Spring Panel/2019 CMS)
- $nBST_i$: コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ頻度 (日) (2019 CMS)
- $nBSO_i$: コロナ禍前の 1 週間のオンラインショッピング頻度 (日) (2019 CMS)
- $young_i$: 若者ダミー (18-34 歳=1, 35 歳以上=0)
- $female_i$: 女性ダミー (女性=1, 女性以外=0)
- $hcent_i$: 中心地居住ダミー (Manhattan Core=1, それ以外=0)
- $hcentsub_i$: 中心地隣接居住ダミー (Upper Manhattan, Inner Brooklyn, Inner Queens=1, それ以外=0)
- $incmid_i$: 中世帯年収ダミー (\$50,000-\$149,999=1, それ以外=0)
- $inchigh_i$: 高世帯年収ダミー (\$150,000 以上=1, それ以外=0)
- $edumid_i$: 中学歴ダミー (高校卒業, GED=1, それ以外=0)
- $eduhigh_i$: 高学歴ダミー (大学中退職業・技術訓練校卒業, 準学士号以上=1, それ以外=0)
- $kidnh_i$: 世帯に子どもなしダミー (いない=1, いる=0)
- $walksh_i$: コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップでの徒歩利用シェア (%) (2019 CMS)
- $railsh_i$: コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップでの鉄道利用シェア (%) (2019 CMS)
- $bussh_i$: コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップでのバス利用シェア (%) (2019 CMS)
- $othsh_i$: コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップでの自家用車, 上記のもの以外のモード利用シェア (%) (2019 CMS)
- mSD_i : コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ距離の中央値 (m) (2019 CMS)
- ash_i : コロナ禍後のステイホームに対する姿勢ダミー (肯定的=1, それ以外=0) (2020 Spring Panel)
- $\beta_{BST}, \beta_{BSO}, \beta_{yo}, \beta_{fe}, \beta_{hc}, \beta_{hcs}, \beta_{im}, \beta_{ih}, \beta_{em}, \beta_{eh}, \beta_{knh}, \beta_{ws}, \beta_{rs}, \beta_{bs}, \beta_{os}, \beta_{mSD}, \beta_{ash}, \alpha_i$: モデルパラメータ
- ε_i : 誤差項
- i : 個人 i

重回帰式分析の当てはまりをよくするために、買い物トリップ距離の変数について、他の人と比べて極端に数値

が大きい 1 人を外れ値として、分析対象から除外した。“コロナ禍前後の 1 週間あたりの買い物トリップ日数の比率”、“コロナ禍前の 1 週間のオンラインショッピング頻度”、“コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ距離の中央値”に関しては、データの分布に偏りがあるため、対数変換をして正規分布に近づけることによって、重回帰式の当てはまりを改善した。サンプル数は、コロナ禍前後の両調査 (2019 CMS と 2020 Spring Panel) に参加し、変数に欠損値がない 680 人である。

コロナ禍前後の 1 週間あたりの買い物トリップ日数の変化に関する重回帰式を表-3 に示す。コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ頻度、“コロナ禍後のステイホームに対する姿勢ダミー”、“若者ダミー”、“女性ダミー”、“コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップでの自家用車, 上記のもの以外のモード利用シェア”が統計的に有意であり、これらの変数がコロナ禍前後の買い物トリップ日数の変化選択に、強い影響を与えていることが分かった。また、“コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ頻度”、“コロナ禍後のステイホームに対する姿勢ダミー”が 0.1% 水準で有意で、“若者ダミー”が 1% 水準で有意、“女性ダミー”、“コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップでの自家用車, 上記のモード以外のモード利用シェア”が 10% 水準で有意であることが示された。

次に、有意な変数とコロナ禍前後の 1 週間あたりの買い物トリップ日数の変化との関係について見ていく。まず、0.1% 水準で有意な“コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ頻度”に関しては、コロナ禍前の買い物トリップ頻度が高いほど、コロナ禍前後で 1 週間あたりの買い物トリップ日数が減少しやすいということが分かった。これは、コロナ禍前において、1 度の買い物で今後必要となる物品をまとめて買うという買い物スタイルではなかった人達 (コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ頻度が高頻度) ほど、コロナ禍後の不要不急の外出禁止や自粛によりまとめて買いなどをし、自身の従来の買い物スタイルを変更しやすかったということを示唆している。また、同じく 0.1% 水準で有意な“コロナ禍後のステイホームに対する姿勢ダミー”に関して、ステイホームに関する姿勢が肯定的なほど、コロナ禍前後の 1 週間あたりの買い物トリップ日数が減少しやすく、ステイホームに関する姿勢 (意識) がコロナ禍前後の 1 週間あたりの買い物トリップ日数の変化 (行動) と結びついていることが分かった。ステイホームに対する姿勢には肯定的だが、何らかの事情により、コロナ禍前後で買い物トリップ日数は減少させることは出来ないといった意識が行動と結びついていない事象は全体としては見られないことが分かった。

1% 水準で有意な“若者ダミー”に関しては、18-34 歳の若者はそれ以上の年齢の人に比べて、コロナ禍前後で 1 週間あたりの買い物トリップ日数が減少しやすいという

ことが分かった。コロナ禍の日本では、若者がコロナ禍でも行動自粛をしていないという社会全体のイメージがあり、ニューヨーク市のデータを分析すると、買い物トリップに限定した場合でも、イメージ通りの結果になり、若者はコロナ禍前後での1週間あたりの買い物トリップ日数の減少の度合いが、それ以上の年齢の人に比べて、小さい可能性があると考えていた。しかし、分析結果によると、ニューヨーク市では若者ほどコロナ禍前後で1週間あたりの買い物トリップ日数の減少の度合いが大きいという結果が得られた。この結果は、買い物トリップに限定したことによって得られた結果であるのか、買い物トリップだけではなく全体のトリップからも得られる結果であるのかについては定かではなく、今後分析が必要である。

10%水準で有意な“女性ダミー”に関しては、女性が男性よりもコロナ禍前後で1週間あたりの買い物トリップ日数が減少しやすいということが分かった。これは、男女でのコロナウイルスの警戒心の違いなどから生じるステイホームに対する姿勢の差があり、女性の方がステイホームに対する姿勢が肯定的な人が多いことによるものだと考えられる。

加えて、これ以下には、コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数の変化に強い影響を及ぼすと想定していたが、結果が異なっていた変数について述べる。まず、コロナ禍前の買い物交通機関特性に関する変数に関して、有意になったものが、“コロナ禍前の1週間の買い物トリップでの自家用車、上記のモード以外のモード利用シェア”のみであった。このことから、コロナ禍前の買い物交通機関特性に関する変数は、買い物トリップ日数の変化に強い影響を及ぼさないことが分かった。また、“コロナ禍前の1週間の買い物トリップでの徒歩利用シェア”と“コロナ禍前の1週間の買い物トリップでの自家用車利用シェア”について、コロナ禍前に利用していた交通機関によるコロナ感染への警戒心の違いにより、コロナ禍前後の買い物トリップ日数の変化に強い影響を及ぼすと想定していた。しかし、“コロナ禍前の1週間の買い物トリップでの徒歩利用シェア”のt値は-0.01であり、徒歩利用シェアと自家用車利用シェア共にコロナ禍前後の買い物トリップ日数の変化にほとんど影響を及ぼしていないことが分かった。次に、“コロナ禍前の1週間の買い物トリップ距離の中央値”について、買い物トリップ距離により、新型コロナウイルス感染の警戒心から生じる買い物トリップへの心理的ハードルに差異が生じると想定していたが、“コロナ禍前の1週間の買い物トリップ距離の中央値”のt値を見ると-0.83で、買い物トリップ距離は、コロナ禍前後の買い物トリップ日数の変化に強い影響を及ぼしていないことが分かった。

加えて、子どもの有無はコロナ禍前後の買い物トリ

ップ日数の変化にほとんど影響を及ぼさないということが分かった。コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数の変化について、子どもの有無よりも、性別・年齢が大きく影響していることが分かった。

表-3 コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数の変化に関する重回帰式(目的変数は対数変換)

	係数の推定値	t 値	
切片	8.24×10^{-1}	5.946	***
<i>nBST</i>	-7.79×10^{-2}	-12.284	***
$\log(nBSO+1)$	2.31×10^{-2}	1.227	
<i>young</i>	-6.48×10^{-2}	-2.664	**
<i>female</i>	-4.30×10^{-2}	-1.805	.
<i>hcent</i>	5.68×10^{-2}	1.300	
<i>hcentsub</i>	4.24×10^{-2}	1.454	
<i>incmid</i>	-1.75×10^{-2}	-0.611	
<i>inchigh</i>	-1.46×10^{-2}	-0.384	
<i>edumid</i>	1.28×10^{-1}	1.307	
<i>eduhigh</i>	2.76×10^{-2}	0.314	
<i>kidnh</i>	-8.42×10^{-4}	-0.031	
<i>walksh</i>	-4.61×10^{-6}	-0.011	
<i>railsh</i>	-4.68×10^{-4}	-0.712	
<i>bussh</i>	5.19×10^{-4}	0.728	
<i>othsh</i>	1.05×10^{-3}	1.804	.
$\log(mSD+1)$	-1.04×10^{-2}	-0.832	
<i>ash</i>	-1.26×10^{-1}	-5.218	***
残差の標準誤差	2.95×10^{-1}		
決定係数	2.48×10^{-1}		
自由度修正済決定係数	2.29×10^{-1}		

(***0.1%有意, **1%有意, *5%有意, .10%有意)

(3) 1週間あたりのオンラインショッピング日数の変化
 ここでは、目的変数に関係すると思われる変数をいくつか用意し、説明変数間で類似するものは目的変数との相関が強い変数を選択し、相関が低い変数は削除した。具体的には、“コロナ禍前の1週間の買い物トリップでの自家用車利用シェア”と相関が強かった“自家用車保有ダミー”、“コロナ禍前の1週間の買い物トリップ距離の中央値”と相関が強かった“コロナ禍前のトリップ距離の中央値”、“世帯に子どもなしダミー”と相関が強かった“世帯人数”を除いた。その後、目的変数の説明に特に重要と思われる説明変数に絞り込んだ。最終的に、式(6)とおりの変数を設定し、重回帰分析を行った。

$$nSO_i = \alpha_i + \beta_{BST} nBST_i + \beta_{BSO} \log(nBSO_i + 1) + \beta_{yo} young_i + \beta_{fe} female_i + \beta_{hc} hcent_i + \beta_{hcs} hcentsub_i + \beta_{im} incmid_i + \beta_{ih} inchigh_i + \beta_{em} edumid_i + \beta_{eh} eduhigh_i + \beta_{knh} kidnh_i + \beta_{ws} walksh_i + \beta_{rs} railsh_i + \beta_{bs} bussh_i + \beta_{os} othsh_i + \beta_{mSD} \log(mSD_i + 1) + \beta_{ash} ash_i + \varepsilon_i \quad (6)$$

- nSO_i : コロナ禍前後の 1 週間あたりのオンラインショッピング日数の変化ダミー (2020 Spring Panel-2019 CMS) (増加した=1,変化なし,減少した=0)
- $nBST_i$: コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ頻度(日)(2019 CMS)
- $nBSO_i$: コロナ禍前の 1 週間のオンラインショッピング頻度(日)(2019 CMS)
- $young_i$: 若者ダミー (18-34 歳=1,35 歳以上=0)
- $female_i$: 女性ダミー (女性=1,女性以外=0)
- $hcent_i$: 中心地居住ダミー (Manhattan Core=1,それ以外=0)
- $hcentsub_i$: 中心地隣接居住ダミー (Upper Manhattan, Inner Brooklyn, Inner Queens=1,それ以外=0)
- $incmid_i$: 中世帯年収ダミー (\$50,000-\$149,999=1, それ以外=0)
- $inhigh_i$: 高世帯年収ダミー (\$150,000 以上=1, それ以外=0)
- $edumid_i$: 中学歴ダミー (高校卒業,GED=1,それ以外=0)
- $eduhigh_i$: 高学歴ダミー (大学中退職業・技術訓練校卒, 準学士号以上=1,それ以外=0)
- $kidnh_i$: 世帯に子どもなしダミー (いない=1,いる=0)
- $walksh_i$: コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップでの徒歩利用シェア (%) (2019 CMS)
- $railsh_i$: コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップでの鉄道利用シェア (%) (2019 CMS)
- $bussh_i$: コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップでのバス利用シェア (%) (2019 CMS)
- $othsh_i$: コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップでの自家用車,上記のもの以外のモード利用シェア (%) (2019 CMS)
- mSD_i : コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ距離の中央値(m) (2019 CMS)
- ash_i : コロナ禍後のステイホームに対する姿勢ダミー (肯定的=1,それ以外=0)(2020 Spring Panel)
- $\beta_{BST}, \beta_{BSO}, \beta_{yo}, \beta_{fe}, \beta_{hc}, \beta_{hcs}, \beta_{im}, \beta_{ih}, \beta_{em}, \beta_{eh}, \beta_{knh}, \beta_{ws}, \beta_{rs}, \beta_{bs}, \beta_{os}, \beta_{mSD}, \beta_{ash}, \alpha_i$: モデルパラメータ
- ε_i : 誤差項
- i : 個人 i

また、重回帰分析の当てはまりをよくするために買い物トリップ距離の変数について、他の人と比べて極端に数値が大きい 1 人を外れ値として、前のモデルと同様に分析対象から除外した。“コロナ禍前の 1 週間のオンラインショッピング頻度”、“コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ距離の中央値”に関しては、データの分布に偏りがあるため、対数変換をして正規分布に近づけることによって、重回帰式の当てはまりを改善した。サン

プルは、先のモデルと同じく、コロナ禍前後の両調査 (2019 CMS と 2020 Spring Panel)に参加し、変数に一つも欠損値がない 680 人である。

コロナ禍前後の 1 週間あたりのオンラインショッピング日数の変化に関する重回帰式を表 4 に示す。表 4 を見ると、“コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ頻度”、“コロナ禍前の 1 週間のオンラインショッピング頻度”、“中心地隣接居住ダミー”、“中学歴ダミー”、“高学歴ダミー”が統計的に有意であり、これらの変数がコロナ禍前後のオンラインショッピング日数の変化選択に強い影響を与えていることが分かった。また、統計的に有意になった変数の t 値を見ていくと、“コロナ禍前の 1 週間のオンラインショッピング頻度”が 0.1%水準で有意で、“中学歴ダミー”、“高学歴ダミー”が 5%水準で有意、“コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ頻度”、“中心地隣接居住ダミー”が 10%水準で有意である。

次に、統計的に有意な変数とコロナ禍前後の 1 週間あたりのオンラインショッピング日数の変化との関係について詳しく見ていく。まず、0.1%水準で有意な“コロナ禍前の 1 週間のオンラインショッピング頻度”に関して、コロナ禍前のオンラインショッピング頻度が高いほど、コロナ禍前後で 1 週間あたりのオンラインショッピング日数が増加しにくいということが分かる。世間全体でオンラインショッピングに対する需要が高まったとしても、元々オンラインショッピング頻度が高い人は、コロナ禍後になってもオンラインショッピング日数を増加させないことを示唆している。

5%水準で有意な“中学歴ダミー”に関して、低学歴の人に比べて、中学歴の人の方がコロナ禍前後で 1 週間あたりのオンラインショッピング日数が増加しやすいことが分かった。同じく 5%水準で有意な“高学歴ダミー”に関しては、低学歴の人に比べて、高学歴の人の方がコロナ禍前後で 1 週間あたりのオンラインショッピング日数が増加しやすい。また、“中学歴ダミー”と“高学歴ダミー”のパラメータの値の大きさの違いから中学歴、高学歴、低学歴の順でコロナ禍前後のオンラインショッピング日数が増加しやすくなっている。買い物トリップ日数の変化に関する分析では、学歴に関する変数が日数変化に与える影響は強くなかったが、コロナ禍前後の 1 週間あたりのオンラインショッピング日数の変化に関しては、学歴に関する変数が日数変化に与える影響が強いことが分かる。

10%水準で有意な“コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ頻度”に関しては、コロナ禍前の買い物トリップ頻度が高いほど、コロナ禍前後の 1 週間あたりのオンラインショッピング日数が増加しやすいということが分かる。買い物トリップ日数の変化に“コロナ禍前のオンラインショッピング頻度”が与える影響は強くなかったが、コ

コロナ禍前後の1週間あたりのオンラインショッピング日数の変化に“コロナ禍前の買い物トリップ頻度”が与える影響が強いということが分かる。また、“コロナ禍前の買い物トリップ頻度”は、コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数とコロナ禍前後のオンラインショッピング日数の両方の変化に強い影響を与えることが分かった。同じく10%で有意な“中心地隣接居住ダミー”に関して、郊外部居住の人より中心地隣接居住の人はコロナ禍前後で1週間あたりのオンラインショッピング日数が増加しにくいことが分かった。

加えて、これ以下にはコロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数の変化に強い影響を及ぼすと想定していたが、結果が想定と異なっていた変数について述べる。まず、コロナ禍前の買い物交通機関特性に関する変数で、有意になったものがなかった。このことから、オンラインショッピング日数の変化に関しても、買い物交通機関特性はコロナ禍前後のオンラインショッピング日数の変化に強い影響を及ぼしていないことが分かった。

次に、“コロナ禍後のステイホームに対する姿勢ダミー”について、ステイホームに対して肯定的な人ほど、コロナ禍では在宅時間が多い傾向があると考えられ、在宅時間の違いは、コロナ禍前後のオンラインショッピング日数の変化に強い影響を及ぼすと想定していた。しかし、ステイホームに対する姿勢は、オンラインショッピング日数の変化に強い影響を及ぼしていなかった。

表-4 コロナ禍前後の1週間あたりのオンラインショッピング日数の変化に関する重回帰式

	係数の推定値	t 値	
切片	4.90×10^{-1}	2.322	*
$nBST$	1.74×10^{-2}	1.801	.
$\log(nBSO+1)$	-3.47×10^{-1}	-12.126	***
$young$	5.80×10^{-2}	1.566	
$female$	-1.45×10^{-2}	-0.398	
$hcent$	-9.67×10^{-2}	-1.453	
$hcentsub$	-8.68×10^{-2}	-1.955	.
$incmid$	4.08×10^{-2}	0.938	
$inchigh$	9.17×10^{-2}	1.579	
$edumid$	3.85×10^{-1}	2.574	*
$eduhigh$	2.68×10^{-1}	1.999	*
$kidnh$	-5.22×10^{-2}	-1.272	
$walksh$	-8.59×10^{-4}	-1.329	
$railsh$	-9.66×10^{-4}	-0.965	
$busssh$	1.01×10^{-3}	0.933	
$othsh$	-7.54×10^{-4}	-0.851	
$\log(mSD+1)$	-1.34×10^{-2}	-0.706	
ash	4.60×10^{-2}	1.250	
残差の標準誤差	4.49×10^{-1}		
決定係数	2.15×10^{-1}		
自由度修正済決定係数	1.95×10^{-1}		

(***0.1%有意, **1%有意, *5%有意, .10%有意)

(4) 買い物トリップ日数、店頭での食料品・日用品買い物日数と各種買い物日数の関係

ここでは、集団内推定法を用いた固定効果モデルを2つ推定した。1つ目は式(7)のように、目的変数に、“コロナ禍後の1週間あたりの買い物トリップ日数”から2020年度全3回分調査の“コロナ禍後の1週間あたりの買い物トリップ日数”の平均値を引いたもの、説明変数には、“コロナ禍後の1週間あたりのオンラインショッピング日数”から2020年度全3回分調査の“コロナ禍後の1週間あたりのオンラインショッピング日数”の平均値を引いたものを設定した。

$$nSTP_{im} - \overline{nSTP_i} = \beta_{on}(nOonline_{im} - \overline{nOonline_i}) + \gamma_m - \bar{\gamma} + \varepsilon_{im} - \bar{\varepsilon}_i \quad (7)$$

2つ目は目的変数には、“コロナ禍後の1週間あたりの店頭での食料品・日用品買い物日数”から2020年度全3回分調査の“コロナ禍後の1週間あたりの店頭での食料品・日用品買い物日数”の平均値を引いたものとし、説明変数は、式(8)に示す通り設定した。

$$nSTG_{im} - \overline{nSTG_i} = \beta_{GD}(nGDeliv_{im} - \overline{nGDeliv_i}) + \beta_{GP}(nGPickup_{im} - \overline{nGPickup_i}) + \beta_{RD}(nRDelivery_{im} - \overline{nRDelivery_i}) + \beta_{RP}(nRPickup_{im} - \overline{nRPickup_i}) + \gamma_m - \bar{\gamma} + \varepsilon_{im} - \bar{\varepsilon}_i \quad (8)$$

- $nSTP_{im}$: コロナ禍後の1週間あたりの買い物トリップ日数
- $nOonline_{im}$: コロナ禍後の1週間あたりのオンラインショッピング日数
- $nSTG_{im}$: コロナ禍後の1週間あたりの店頭での食料品・日用品買い物日数
- $nGDeliv_{im}$: コロナ禍後の1週間あたりの食料品店からの食料品・日用品デリバリー日数
- $nGPickup_{im}$: コロナ禍後の1週間あたりの食料品店からの食料品・日用品ピックアップ日数
- $nRDeliv_{im}$: コロナ禍後の1週間あたりのレストランからの食料デリバリー日数
- $nRPickup_{im}$: コロナ禍後の1週間あたりのレストランからの食料ピックアップ日数
- $\beta_{on}, \beta_{TPS}, \beta_{GD}, \beta_{GP}, \beta_{RD}, \beta_{RP}, \gamma_m$: モデルパラメータ
- γ_m : 第m回調査固有の定数項(時点)ダミー
- ε_{im} : 誤差項
- : 各変数の3回分の調査の平均値
- i : 個人i
- m : 第m回調査(第1回目調査: 2020 Spring)

Panel, 第 2 回目調査: 2020 Summer Panel,
第 3 回目調査: 2020 Fall Panel)

“コロナ禍後の 1 週間あたりのオンラインショッピング日数”に関しては、調査回ごとに個人の大規模小売店からのオンラインショッピング日数と小規模小売店からのオンラインショッピング日数を比較し、数値が大きい方の日数をその調査回の個人のオンラインショッピング日数とする。サンプルは、コロナ禍後の 3 調査(2020 Spring Panel, 2020 Summer Panel, 2020 Fall Panel)に全て参加し、雇用状況または収入が変化していない 671 人である。

コロナ禍後の 1 週間あたりの買い物トリップ日数についての重回帰式を表-5 に示す。“コロナ禍後の 1 週間あたりのオンラインショッピング日数”が 0.1%水準で統計的に有意で、オンラインショッピング日数が多いほど、買い物トリップ日数が多い傾向がある。これは、コロナ禍後のニューヨーク市においては、買い物トリップとオンラインショッピングが補完関係にあることを示唆している。

表-5 コロナ禍後の 1 週間あたりの買い物トリップ日数についての重回帰式(コロナ禍後の 1 週間あたりのオンラインショッピング日数との関係)

	係数の推定値	t 値	
n_{Online}	1.48×10^{-1}	4.346	***
$\gamma_2 - \bar{\gamma}$	3.73×10^{-1}	6.419	***
$\gamma_3 - \bar{\gamma}$	4.60×10^{-1}	7.065	***
総平方和	1.87×10^3		
残差平方和	1.75×10^3		
決定係数	6.16×10^{-2}		
自由度修正決定係数	-4.10×10^{-1}		

(***0.1%有意, **1%有意, *5%有意, .10%有意)

1 週間あたりの店頭での食料品・日用品買い物日数についての重回帰式を表-6 に示す。“コロナ禍後の 1 週間あたりの食料品店からの食料品・日用品デリバリー日数”が 1%水準で有意、“コロナ禍後の 1 週間あたりのレストランからの食料ピックアップ日数”が 10%水準で有意である。“コロナ禍後の 1 週間あたりの食料品店からの食料品・日用品デリバリー日数”に関しては、コロナ禍後で 1 週間あたりの食料品店からの食料品・日用品デリバリー日数が 1 日増加すると、コロナ禍後の 1 週間あたりの食料品・日用品の店頭での買い物日数は 0.19 日減少することが分かった。食料品・日用品の店頭での買い物日数と食料品店からの食料品・日用品のデリバリー日数の関係について、代替関係にあるということを示唆している。

表-6 コロナ禍後の 1 週間あたりの店頭での食料品・日用品
買い物日数についての重回帰式

	係数の推定値	t 値	
n_{GDeliv}	-1.92×10^{-1}	-3.194	**
$n_{GPickup}$	6.00×10^{-2}	0.933	
n_{RDeliv}	-3.65×10^{-2}	-0.997	
$n_{RPickup}$	6.15×10^{-2}	1.648	.
$\gamma_2 - \bar{\gamma}$	2.27×10^{-1}	4.928	***
$\gamma_3 - \bar{\gamma}$	3.24×10^{-1}	6.916	***
総平方和	9.87×10^2		
残差平方和	9.26×10^2		
決定係数	6.18×10^{-2}		
自由度修正決定係数	-4.13×10^{-1}		

(***0.1%有意, **1%有意, *5%有意, .10%有意)

また、“コロナ禍後の 1 週間あたりのレストランからの食料ピックアップ日数”に関して、コロナ禍後で 1 週間あたりのレストランからの食料ピックアップ日数が 1 日増加すると、コロナ禍後の 1 週間あたりの食料品・日用品の店頭での買い物日数は 0.06 日増加することが分かった(補完関係)。これらことから「食料品店からの食料品・日用品ピックアップ日数」より「レストランからの食料ピックアップ日数」が、「レストランからの食料デリバリー日数」より「食料品店からの食料品・日用品デリバリー日数」が、食料品・日用品の店頭での買い物日数に強い影響を与えていることが分かった。

(5) まとめ

コロナ禍前後の買い物トリップ日数の変化とオンラインショッピング日数の変化との相互関係については、代替関係のようなものがあるとは言えないことが分かった。また、コロナ禍前後の買い物トリップ日数の変化に関しては、“コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ頻度”、“若者ダミー”、“女性ダミー”、“コロナ禍後のステイホームに対する姿勢ダミー”などが統計的に有意な変数であり、これらの変数が買い物トリップ日数の変化に強い影響を与えていることが分かった。一方、コロナ禍前の買い物交通機関特性の変数や、コロナ禍前の買い物トリップ距離、子どもの有無は、買い物トリップ日数の変化に強い影響を与えていないことが分かった。また、18-34 歳の若者はそれ以上の年齢の人に比べて、コロナ禍前後で 1 週間あたりの買い物トリップ日数が減少しやすいという、若者がコロナ禍でも行動自粛をしていないという社会全体のイメージと異なる結果が得られた。

コロナ禍前後のオンラインショッピング日数の変化に関しては、“コロナ禍前の 1 週間の買い物トリップ頻度”、“コロナ禍前の 1 週間のオンラインショッピング頻度”、“中心地隣接居住ダミー”、“中学歴ダミー”、“高学歴ダミー”が統計的に有意な変数であり、これらの変数が、オンラインショッピング日数の変化に強い影

響を与えていることが分かった。一方、コロナ禍前の買い物交通機関特性の変数やコロナ禍後のステイホームに対する姿勢はオンラインショッピング日数の変化に強い影響を与えていないことが分かった。

コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数の変化に“コロナ禍前のオンラインショッピング頻度”が与える影響は強くなかったが、コロナ禍前後の1週間あたりのオンラインショッピング日数の変化に“コロナ禍前の買い物トリップ頻度”が与える影響が強いということが分かった。さらに、“コロナ禍前の買い物トリップ頻度”は、コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数の変化とコロナ禍前後のオンラインショッピング日数の変化の両変数に与える影響が強いことが分かった。

コロナ禍後の買い物トリップ日数、食料品・日用品の店頭での買い物日数と各種ショッピング日数の関係性に関しては、買い物トリップ日数とオンラインショッピング日数の関係が統計的に有意で、一方が増加すると、もう一方も増加するという補完関係が見られた。しかし、コロナ禍後の食料品・日用品の店頭での買い物日数と食料品店からの食料品・日用品デリバリー日数の関係については統計的に有意で、一方が増加するともう一方は減少するという代替関係が見られた。コロナ禍後の食料品・日用品の店頭での買い物日数とレストランからの食料ピックアップ日数の関係についても統計的に有意で、こちらは補完関係が見られた。

6. クラスター別の買い物行動変化要因の分析 -階層クラスター分析と順序ロジットモデル-

(1) 階層クラスター分析

コロナ禍では、外的要因や意識が買い物行動の変化に影響を与えたと思われるが、その程度は個人の属性に依存するものと思われる。よって、クラスター分析を用いてサンプルをコロナ禍前の様々な属性によって分類し、作成されたクラスターごとに変容態度の選択をモデル化する。これにより、異なったクラスター間でコロナ禍後の地域の感染者数やコロナ禍後の交通や買い物に対する意識が、行動変容にどれだけ影響を与えたか比較を行う。

分析に使用するのは、コロナ禍前の個人属性、世帯属性、交通属性に関するデータ群である表-7であり、このデータ群を用いた階層クラスター分析を行う。サンプルは、表-7に関する変数について1変数も欠損値の見られない2019 CMSと2020 Spring Panelの両方に参加した672人である。

表-7 コロナ禍前の個人・世帯・交通属性に関する変数

変数名	変数の詳細
age_18_34	18-34歳ダミー (18-34歳=1, それ以外=0)
age_35_54	35-54歳ダミー (35-54歳=1, それ以外=0)
age_55_74	55-74歳ダミー (55-74歳=1, それ以外=0)
female	女性ダミー (女性=1, それ以外=0)
home_area_central	中心地居住 (Manhattan Core=1, それ以外=0)
home_area_central_sub	中心地隣接居住 (Upper Manhattan, Inner Brooklyn, Inner Queens=1, それ以外=0)
income_family_middle	中世帯年収ダミー (\$50,000-\$149,999=1, それ以外=0)
income_family_high	高世帯年収ダミー (\$150,000以上=1, それ以外=0)
education_middle	中学歴ダミー (高校卒業, GED=1, それ以外=0)
education_high	高学歴ダミー (大学中退, 職業・技術訓練校卒, 準学士号以上=1, それ以外=0)
single	一人暮らしダミー (世帯人数1人=1, それ以外=0)
num_family_people	世帯人数(人)
kids_not_have	世帯に子供なしダミー (いない=1, いる=0)
vehicles_have	自家用車保有ダミー (保有している=1, 保有していない=0)
median_trip_dist	1週間のトリップ距離の中央値(m)
near_shopping	近距離買い物トリップダミー (1週間の買い物トリップ距離の中央値が482.7m以下=1, それ以外=0)
median_shop_dist	1週間の買い物トリップ距離の中央値(m)
walk_share	1週間の買い物トリップでの徒歩利用シェア(%)

それぞれのクラスターのコロナ禍前の特徴をまとめたものを表-8と表-9に示す。クラスター1は、“郊外部居住かつ世帯人数僅かに多めの高学歴低中世帯年収、コロナ禍前は自家用車での長距離買い物トリップが主なクラスター”である。クラスター2は、“郊外部居住かつ世帯人数多めの低中学歴低中世帯年収、コロナ禍前は自家用車か徒歩での中距離買い物トリップが主なクラスター”である。また、クラスター3は、“中心地隣接居住または郊外部居住の高学歴、コロナ禍前は徒歩での買い物トリップ短距離が主なクラスター”、クラスター4は、“中心地居住または中心地隣接居住かつ世帯人数少なめの高学歴中高世帯年収、コロナ禍前は多様な交通機関での長距離買い物トリップが主なクラスター”である。

表-8 各クラスターのラベル付け一覧

クラスター1	郊外部居住かつ世帯人数僅かに多めの高学歴低中世帯年収, コロナ禍前は自家用車で長距離買い物トリップが主なクラスター
クラスター2	郊外部居住かつ世帯人数多めの低中学歴低中世帯年収, コロナ禍前は自家用車か徒歩での中短距離買い物トリップが主なクラスター
クラスター3	中心地隣接居住または郊外部居住の高学歴, コロナ禍前は徒歩での買い物トリップ短距離が主なクラスター
クラスター4	中心地居住または中心地隣接居住かつ世帯人数少なめの高学歴中高世帯年収, コロナ禍前は多様な交通機関での長距離買い物トリップが主なクラスター

表-9 クラスター間の主な特徴比較

	クラスター1 (n=172)	クラスター2 (n=46)	クラスター3 (n=329)	クラスター4 (n=125)
居住地域	郊外	郊外	準郊外 or 郊外	都心 or 準郊外
学歴	高	低 or 中	高	高
世帯年収	低 or 中	低 or 中	特になし	中 or 高
買い物 トリップ距離	長距離	中短距離	短距離	長距離
主な買い物 交通機関	自家用車	自家用車 or 徒歩	徒歩	多様な交通機関
世帯人数	僅かに多い	多い	特になし	少ない

表-10 順序ロジットモデルに使用する各変数の名称

変数名	変数の詳細
change_shopping_trip_detail_012	コロナ禍前後の 1週間あたりの買い物トリップ日数の変化 (減少=0, 変化なし=1, 増加=2)
change_shopping_online_detail_012	コロナ禍前後の 1週間あたりのオンラインショッピング購入日数の変化 (減少=0, 変化なし=1, 増加=2)
employment_minus_change	雇用状態マイナス変動ダミー (変動=1, 変動なし=0)
hospitalization_rate_home_area	2020年4月における地域内の平均病床使用率(%)
attitude_drive	コロナ禍後の自家用車選好ダミー (好意的=1, それ以外=0)
attitude_walk	コロナ禍後の徒歩選好ダミー (好意的=1, それ以外=0)
attitude_grocery_in_store_positive	コロナ禍後の食料品・日用品の店頭購入姿勢ダミー (肯定的=1, 中立, 否定的=0)
attitude_grocery_delivery_postive	コロナ禍後の食料品・日用品のデリバリー姿勢ダミー (肯定的=1, 中立, 否定的=0)

(2) 順序ロジットモデル

4つのクラスターと全体のそれぞれについて、順序ロジットモデルを構築し、クラスターごとの変数の影響の違いを見る。分析に使用する各変数の名称は、表-10の通りである。目的変数は、“コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数の変化”、“コロナ禍前後の1週間あたりのオンラインショッピング日数の変化”でそれぞれ減少が0、変化なしが1、増加が2の値のデータである。説明変数については、“雇用状態マイナス変動ダミー”、“2020年4月における地域内の平均病床使用率”、“コロナ禍後の自家用車選好ダミー”、“コロナ禍後の徒歩選好ダミー”を両買い物行動変化の説明変数に入れ、“コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数の変化”に関しては“コロナ禍後の食料品・日用品の店頭購入姿勢ダミー”を説明変数に追加し、“コロナ禍前後の1週間あたりのオンラインショッピング日数の変化”に関しては“コロナ禍後の食料品・日用品のデリバリー姿勢ダミー”を説明変数に追加する。“コロナ禍後の食料品・日用品の店頭購入姿勢ダミー”は「食料品・日用品の買い物はお店で行いたいのか」という質問に対する回答を変数にしたもの、“コロナ禍後の食料品・日用品のデリバリー姿勢ダミー”は「店舗で買い物をするよりも、食料品・日用品をデリバリーしてもらう方が良いか」という質問に対する回答を変数にしたものである。

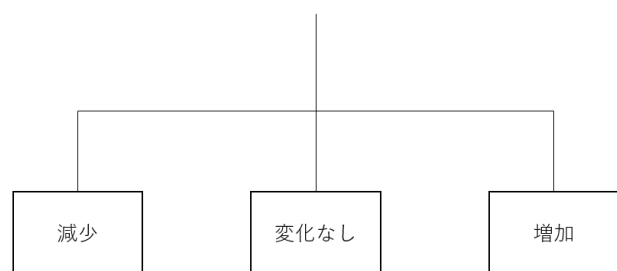


図-5 順序ロジットモデルの構造

また、説明変数のうちの1つである“2020年4月における地域内の平均病床使用率”に関しては、式(9)のように算出した。なお、ZIP Code(郵便番号)内に地域の境界が存在した際は、そのZIP Code内の一番面積を占めている地域をそのZIP Codeの地域とした。また、使用しているコロナ禍後のデータの調査期間が2020年の5/4から5/8のため、その前月である2020年4月の病床使用率のデータを用いた。

$$\text{地域内の平均病床利用率} = \frac{\text{ZIP Code ごとの病床利用率の合計}}{\text{地域内のZIP Code 数}} \quad (9)$$

順序ロジットモデルの構造を図-5に示す。買い物トリップ日数、オンラインショッピング日数ともに人々がコロナ禍前後で「日数を増やした」、「日数を変化させない」、「日数を減らした」の全体で3個の買い物行動の日数に関する選択肢の中で、選択肢*i*を選ぶ確率は、次の式(11)~式(13)でそれぞれ表される。また、個人*n*の効用は式(10)で表すことが出来る。

$$U_n = \sum_{k=1}^5 \beta_k x_{nk} + \varepsilon_n = Z_n + \varepsilon_n \quad (10)$$

選択結果を以下で表現する。

$$\delta_{n0} = 1, \text{ if } -\infty \leq U_n \leq \mu_{0|1}$$

$$\delta_{n1} = 1, \text{ if } \mu_{0|1} \leq U_n \leq \mu_{1|2}$$

$$\delta_{n2} = 1, \text{ if } \mu_{1|2} \leq U_n \leq \infty$$

$$P_0 = \frac{1}{1 + \exp [Z_n - \mu_{0|1}]} \quad (11)$$

$$P_1 = \frac{1}{1 + \exp [Z_n - \mu_{1|2}]} - \frac{1}{1 + \exp [Z_n - \mu_{0|1}]} \quad (12)$$

$$P_2 = 1 - \frac{1}{1 + \exp [Z_n - \mu_{1|2}]} \quad (13)$$

P_i : 選択肢*i*を選択する確率

U_n : 個人*n*の効用

Z_n : 個人*n*の効用の確定項

x_{nk} : 個人*n*の*k*番目の説明変数

β_k : *k*番目の変数のパラメータ

$\mu_{i|i+1}$: 選択肢*i*と選択肢*i+1*を分ける境界値

ε_n : 誤差項

コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数選択に関する順序ロジットモデルを表-11、コロナ禍前後の1週間あたりのオンラインショッピング日数選択に関する順序ロジットモデルを表-12に示す。各変数のパラメータを見ると、クラスターによってコロナ禍前後の買い物トリップ日数選択とオンラインショッピング日数選択に影響を与える要因とその大きさが異なっていることが分かる。コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数選択について、統計的に有意になった変数は、全体の“コロナ禍後の自家用車選好ダミー”が0.1%水準で有意、クラスター3の“コロナ禍後の自家用車選好ダミー”が5%水準で有意、全体の“2020年4月における地域内の平均病床利用率”、“コロナ禍後の徒歩選好ダミー”、クラスター3の“コロナ禍後の徒歩選好ダミー”が10%水準で有意であった。コロナ禍前後の1週間あたりのオンラインショッピング日数選択については、統計的に有意に

表-11 コロナ禍前後の1週間あたりの買い物トリップ日数選択に関する順序ロジットモデル

	全体		クラスター1		クラスター2		クラスター3		クラスター4	
	係数の推定値	t値	係数の推定値	t値	係数の推定値	t値	係数の推定値	t値	係数の推定値	t値
切片(0 1)	0.196	0.405	-0.491	-0.280	1.195	0.424	0.562	0.528	0.392	0.486
切片(1 2)	0.832	1.710	0.627	0.355	1.624	0.576	1.107	1.036	0.988	1.217
employment_minus_change	0.197	0.730	0.532	0.742	0.439	0.520	-0.182	-0.452	0.636	1.152
hospitalization_rate_home_area	-0.012	-1.949	-0.023	-0.956	0.004	0.112	-0.006	-0.369	-0.009	-0.866
attitude_walk	-0.389	-1.888	0.150	0.352	-1.291	-1.596	-0.538	-1.685	-0.613	-1.272
attitude_drive	-0.577	-2.899**	-0.553	-0.974	-0.572	-0.719	-0.632	-2.224*	-0.301	-0.681
attitude_grocery_in_store_positive	0.250	1.143	-0.340	-0.743	0.909	1.107	0.378	1.176	0.418	0.851
残差逸脱度	838.262		181.832		60.020		397.217		182.081	
AIC	852.262		195.832		74.020		411.217		196.081	
サンプル数	672		172		46		329		125	

(***0.1%有意, **1%有意, *5%有意, .10%有意)

表-12 コロナ禍前後の1週間あたりのオンラインショッピング日数選択に関する順序ロジットモデル

	全体		クラスター1		クラスター2		クラスター3		クラスター4	
	係数の推定値	t値	係数の推定値	t値	係数の推定値	t値	係数の推定値	t値	係数の推定値	t値
切片(0 1)	-0.540	-1.488	-2.799	-2.268*	-3.090	-1.290	0.841	1.037	-0.821	-1.331
切片(1 2)	0.496	1.366	-1.600	-1.311	-2.074	-0.874	1.825	2.238*	0.346	0.563
employment_minus_change	-0.330	-1.561	-0.664	-1.174	0.102	0.139	-0.396	-1.396	0.117	0.229
hospitalization_rate_home_area	0.005	1.093	-0.013	-0.768	-0.040	-1.169	0.018	1.538	0.014	1.673
attitude_walk	-0.078	-0.485	-0.094	-0.314	0.526	0.858	0.274	1.063	-0.471	-1.105
attitude_drive	0.273	1.756	-0.433	-0.933	0.684	1.037	0.310	1.472	0.049	0.128
attitude_grocery_delivery_positive	0.005	0.030	-0.207	-0.653	0.659	0.982	0.114	0.524	-0.076	-0.204
残差逸脱度	1402.712		340.495		83.873		694.942		254.828	
AIC	1416.712		354.495		97.873		708.942		268.828	
サンプル数	672		172		46		329		125	

(***0.1%有意, **1%有意, *5%有意, .10%有意)

なった変数は、全体の“コロナ禍後の自家用車選好ダミー”、クラスター4の“2020年4月における地域内の平均病床使用率”が10%水準で有意である。以下、クラスターによる買い物トリップ行動選択要因とオンラインショッピング行動選択要因を分析していく。

まず、“2020年4月における地域内の平均病床使用率”が両行動選択に与える影響について説明する。クラスター1とクラスター4の買い物トリップ日数選択では、全体や他のクラスターの選択に比べて、“2020年4月時点における地域内の平均病床使用率”が選択に与える影響が強いことが分かった。また、クラスター1とクラスター4は、地域内の平均病床使用率が高いほど、コロナ禍前後で買い物トリップ日数選択が減少の選択を取る確率が高い可能性があるということが分かった。クラスター1とクラスター4の共通点を探してみると、買い物トリップ距離が全体や他のクラスターに比べて長いことが分かった。このことから、コロナ禍前の買い物トリップ距離が長いクラスターは、買い物トリップ距離が短いクラスターに比べて、自身の居住地の新型コロナウイルス感染状況が、コロナ禍前後の買い物トリップ日数選択に与える影響が強い可能性があることが推測できる。また、郊外部居住であるクラスター1とクラスター2のオンラインショッピング日数選択に関する“2020年4月における地域内の平均病床使用率”のパラメータが、全体や郊外部住民以外のクラスターであるクラスター3、クラスター4の選択とは異なっている。このことから、居住地の新型コロナウイルス感染状況の深刻さが、オンラインショッピング増加につながりやすい可能性があるのは、郊外部居住以外のクラスターで、郊外部居住のクラスターは、増加につながりにくい可能性があるということが分かった。また、郊外部クラスターよりも郊外部以外のクラスターの方が、“2020年4月における地域内の平均病床使用率”がオンラインショッピング日数選択に与える影響が強い可能性があることが分かる。さらに、“2020年4月における地域内の平均病床使用率”が、クラスター2の買い物トリップ日数選択に与える影響はほとんどないということが分かった。これは、クラスター2の全員が低中世帯年収で、中学歴であることが関係していると思われる。学歴が高くなく、高所得でない職業に従事することが多いクラスター2は、テレワークに代替することができないオフィスワーク以外の仕事(ブルーカラー)であることが多いと考えられ、新型コロナウイルスの感染状況によらず、これらの人は出社していたことが多いと考えられる。また、店頭での買い物トリップは通勤に付随して発生することも多い。このような要因から、クラスター2では、地域内の平均病床使用率が、コロナ禍後の店頭での買い物行動に与える影響はほとんどないという結果となったと思われる。また、クラスター

2のような人々は、新型コロナウイルスに対する危機感が薄い傾向があることも関係していると考えられる。

次に、“コロナ禍後の徒歩選好ダミー”と“コロナ禍後の自家用車選好ダミー”の交通手段の選好が両行動選択に与える影響について説明する。クラスター3の買い物トリップ日数選択では、“コロナ禍後の自家用車選好ダミー”、“コロナ禍後の徒歩選好ダミー”が選択に与える影響が、他のクラスターより強く、それぞれ5%水準、10%水準で有意であることが分かる。このことから、クラスター3では、交通手段の選好がコロナ禍前後の1週間の買い物トリップ日数変化選択に強い影響を与えることが分かった。中心地隣接居住や郊外部の利便性の良い地域(近所に買い物施設が豊富にそろっている)に居住するクラスター3は、日常の買い物は近所、週末は車で遠出して買い物をするなど、普段から自動車と自家用車以外の交通手段を使い分けていると思われる。このことから、居住地の特性上、コロナ禍前から買い物交通手段に自動車と自動車以外を使い分けているクラスター3は、自動車に対する選好が実際の自動車による買い物トリップ日数選択に反映されやすいということが考えられる。また、パラメータがマイナスを示しているが、これは自動車で買い物する人はまとめ買いをしやすく、これらの人が新型コロナウイルスの感染を恐れて一度の購入量を増やしたことによるものだと考えられる。一般的にはコロナ禍前の買い物分担率が低い交通機関の選好は、コロナ禍前後の買い物トリップ日数選択に与える影響が弱い傾向がある(クラスター1やクラスター4)が、買い物交通手段を使い分けている中心地隣接居住や郊外部の利便性の高い地域に居住するクラスターに関しては、与える影響が強い傾向があるということが分かった。

さらに、“雇用状態マイナス変動ダミー”が両行動選択に与える影響について考える。“雇用状況マイナス変動ダミー”が、低中学歴であるクラスター2のオンラインショッピング日数選択に与える影響はほとんどない。一方、高学歴であるクラスター1やクラスター3では、“雇用状況変動マイナスダミー”が他のクラスターに比べて、オンラインショッピング日数選択に与える影響が強い可能性がある。これは、高学歴の人は自分の置かれている状況に応じて、流動的に行動を変化することできる傾向があり、雇用状況が悪化し金銭面が苦しくなると、高学歴の人は無駄な支出を減らすために、オンラインショッピングを必要最低限に抑えることによるものと思われる。しかし、高学歴であるクラスター4のオンラインショッピング日数選択に“雇用状態マイナス変動ダミー”が与える影響はほとんどないことが見て取れる。これは、クラスター4は高世帯年収の人が多く、雇用状態が悪くなっても従来のオンラインショッピング頻度を変更せざるを得ない程、収入を減少させる人が少ないこと(軽微な雇

用状態の悪化が多いと思われる)によるものだと考えられる。

最後に、“コロナ禍後の食料品・日用品の店頭購入意識ダミー”が買い物トリップ日数行動選択に与える影響について、クラスター2の買い物トリップ日数選択では“コロナ禍後の食料品・日用品の店頭購入意識ダミー”が他のクラスターに比べて、買い物トリップ日数選択に与える影響が強い可能性があることが分かった。これは、クラスター2が中学歴約 78.3%、低学歴約 21.7%のクラスターであり、低中学歴の人は高学歴の人に比べて、オンラインショッピングに対する馴染みが薄いこと、新型コロナウイルスに対する危機感が薄いことが関係していると考えられる。

(3) まとめ

外的要因や意識がコロナ禍前後の買い物行動選択に与える影響について、以下のような違いがクラスター間で明らかになった。

- 1) コロナ禍前の買い物トリップ距離が長いクラスターは、買い物トリップ距離が短いクラスターに比べて、自身の居住地域の新型コロナウイルス感染状況が、コロナ禍前後の買い物トリップ日数選択に与える影響が強い可能性がある。
- 2) 居住地域の新型コロナウイルス感染状況の深刻さが、コロナ禍後のオンラインショッピング増加につながりやすい可能性があるのは郊外部居住以外のクラスターで、郊外部居住のクラスターは増加につながりにくい可能性がある。
- 3) 一般的には、コロナ禍前の買い物分担率が低い交通機関の選好が、コロナ禍前後の買い物トリップ日数選択に与える影響はほとんどない(クラスター1やクラスター4)が、普段から買い物交通手段を使い分けている中心地隣接居住や郊外部の利便性の高い地域に居住するクラスターに関しては、影響が強い。
- 4) ブルーカラーのコロナ禍前後の買い物トリップ日数選択に、居住地域の感染状況が与える影響はほとんど無い。これは、これらの人がテレワークに代替できない仕事に従事していることが関係していると考えられる。
- 5) 低中学歴クラスターのコロナ禍前後のオンラインショッピング日数選択に、“雇用状況マイナス変動ダミー”が与える影響はほとんどないが、高学歴クラスターのコロナ禍前後のオンラインショッピング日数選択に、“雇用状況マイナス変動ダミー”が与える影響は強い可能性がある。しかし、高学歴かつ高世帯年収クラスターは例外である。
- 6) 高学歴クラスターよりオンラインショッピングに対する馴染みが薄い、新型コロナウイルスに対する危機感が薄いなど傾向を持つ低中学歴クラスターは、「食料品・日用品の買い物はお店で行いたい」という意識が、コロナ禍前後の買い物トリップ日数選択に与える影響が強い可能性がある。

6. 結論

本研究では、クロス集計や重回帰分析、クラスター分析、順序ロジットモデルなどの手法を利用して分析を行い、以下の研究結果が得られた。

- 1) コロナ禍前後の買い物トリップ日数の変化に関しては、“コロナ禍前の1週間の買い物トリップ頻度”、“若者ダミー”、“女性ダミー”、“コロナ禍後のステイホームに対する姿勢ダミー”などが統計的に有意な変数であり、これらの変数が買い物トリップ日数の変化に強い影響を与えていることが分かった。一方、コロナ禍前の買い物交通機関特性の変数やコロナ禍前の買い物トリップ距離、子どもの有無は、買い物トリップ日数の変化に強い影響を与えていないことが分かった。
- 2) コロナ禍前後のオンラインショッピング日数の変化に関しては、“コロナ禍前の1週間の買い物トリップ頻度”、“コロナ禍前の1週間のオンラインショッピング頻度”、“中心地隣接居住ダミー”、“中学歴ダミー”、“高学歴ダミー”が統計的に有意な変数であり、これらの変数がオンラインショッピング日数の変化に強い影響を与えていることが分かった。一方、コロナ禍前の買い物交通機関特性の変数やコロナ禍後のステイホームに対する姿勢は、オンラインショッピング日数の変化に強い影響を与えていないことが分かった。
- 3) コロナ禍前後の買い物トリップ日数の変化とオンラインショッピング日数の変化との相互関係については、代替関係のようなものがあるとは言えないが、コロナ禍後の買い物トリップ日数とオンラインショッピング日数の関係については、補完関係が見られた。また、コロナ禍後の食料品・日用品の店頭での買い物日数と食料品店からの食料品・日用品デリバリー日数の関係については、代替関係、コロナ禍後の食料品・日用品の店頭での買い物日数とレストランからの食料ピックアップ日数の関係については、補完関係が見られた。
- 4) 外的要因や意識が、コロナ禍前後の買い物行動選択に与える影響の大きさについて、コロナ禍前の様々な属性により分類されたクラスター間で差異があることが確認された(コロナ禍前の買い物トリップ距離が長いクラスターは、買い物トリップ距離が短い

クラスターに比べて、自身の居住地の新型コロナウイルス感染状況が、コロナ禍前後の買い物トリップ日数選択に与える影響が強い可能性があることや居住地の新型コロナウイルス感染状況の深刻さが、オンラインショッピング増加につながりやすい可能性があるのは、郊外部居住以外のクラスターで、郊外部居住のクラスターは、増加につながりにくい可能性があることなど。

さらに、本研究から得られた知見より、将来の都市の姿について、交通や物流などの面から検討を行った。まず、コロナ禍前後の買い物トリップ日数の変化とオンラインショッピング日数の変化について、代替関係はないということが本研究では明らかになった。このことから、ニューヨーク市では新型コロナウイルス流行を境にして、オンラインショッピング需要増加による買い物トリップ数の減少により、中心商業地や住宅地に位置する商業施設の撤退や衰退に繋がっていくことは考えづらいと思われる。しかし、コロナ禍後の買い物トリップとオンラインショッピングの関係については、補完関係があることが明らかになった。新型コロナウイルスの流行が収束しても、オンラインショッピング需要が減少することは、コロナ禍前のその市場成長具合を見ると予想しづらく、収束後においても買い物トリップとオンラインショッピングには補完関係があると想定される。そのことにより、収束後では宅配トラックと人々のトリップ増加により、道路がコロナ禍前より混雑することが予想される。収束後では、交通容量の拡大や、物流に関する交通量を減らす仕組みを整備(さらなる駅や商業施設、コンビニへの宅配便ロッカー設置や地下配送網、ドローンを使用した配送システムなど)するなどして、市民が快適な都市生活を送れるようにする施策が必要であると思われる。

本研究ではデータの都合上、コロナ禍後のデータに新型コロナウイルスが流行していた初期のデータを使用して分析を行った。2022年1月現在もなお全世界で猛威を振るっており、収束まで長期間を要する新型コロナウイルスは、流行初期(～2020年)と流行後期(2021年～)でも買い物行動に違いが見られると思われる。今後の課題としては、新型コロナウイルス流行後期(2021年～)のデータを入手し、新型コロナウイルスの流行初期と流行後期でどのような特性の人がどのような買い物行動を変化させたのかについて明らかにする必要がある。また、コ

ロナ禍後の買い物行動は都市によって変化に違いが見られることが予想されるため、今後は日本の都市を含めた他の都市でも検討を進める必要がある。

参考文献

- 1) eMarketer : Global Ecommerce 2019 ,
<https://www.emarketer.com/content/global-ecommerce-2019> (最終閲覧 2022.3.05)
- 2) Walmart : Walmart Financial Information 2021 1st Quarter ,
https://s2.q4cdn.com/056532643/files/doc_financials/2020/Q1/Q1FY21-Earnings-Release_Final.pdf (最終閲覧 2022.3.05)
- 3) 植田 拓磨, 山室 寛明, 谷口 守 : サイバースペースへの買い物行動移行特性とその要因, 土木学会論文集 D3(土木計画学), Vol.68, No.5(土木計画学研究・論文集第 29 巻), I_541-I_550, 2012.
- 4) Felipe F. Dias, Patricia S. Lavieri, Shivam Sharda, Sara Khoeini, Chandra R. Bhat, Ram M. Pendyala, Abdul R. Pinjari, Gitakrishnan Ramadurai, Karthik K. Srinivasan: A comparison of online and in-person activity engagement: The case of shopping and eating meal, Transportation Research Part C, Vol.114, pp.643-656, 2020.
- 5) Yei Zhou, Xiaokun (Cara) Wang: Explore the relationship between online shopping and shopping trips: An analysis with the 2009 NHTS data, Transportation Research Part A, Vol.70, pp.1-9, 2014
- 6) Qing Zhai, Xinyu Cao, Patricia L. Mokhtarian, Feng Zhen : The interactions between e-shopping and store shopping in the shopping process for search goods and experience goods, Transportation, Vol.44, pp.885-904, 2017
- 7) 谷口守, 橋本成仁, 植田拓磨 : 行動連鎖表を用いたサイバー化による都市滞留行動への影響分析—購買活動の空間代替・補完関係に着目した試論—, 土木計画学研究・論文集, No.27, pp.375-384, 2010.
- 8) Avinash Unnikrishnan, Miguel Figliozzi: Exploratory analysis of factors affecting levels of home deliveries before, during, post- COVID-19, Transportation Research Interdisciplinary Perspectives, Vol.10, 100402, 2021
- 9) Giancarlo Paradya, Ayako Taniguchi, Kiyoshi Takami: Travel behavior changes during the COVID-19 pandemic in Japan: Analyzing the effects of risk perception and social influence on going-out self-restriction, Transportation Research Interdisciplinary Perspective, Vol.7, 100181, 2020
- 10) New York City Department of Transportation : NYC Citywide Mobility Survey ,
<https://www1.nyc.gov/html/dot/html/about/citywide-mobility-survey.shtml> (最終閲覧日 2022.3.05)