

【所員論考 / AGI Researcher Essay】

リモートワークの普及がもたらした 通勤鉄道沿線の住宅家賃と出勤率への影響

The Impact of Remote Work on Residential Rents and Commuting Frequency along Urban Rail Lines

関西学院大学経済学部教授 山鹿 久木

Kwansei Gakuin University, School of Economics, Professor YAMAGA Hisaki

アジア成長研究所理事長 八田 達夫

Asian Growth Institute (AGI), Chairman of Executive Board HATTA Tatsuo

要旨

本稿は、コロナ禍後に普及したリモートワークが都市圏通勤鉄道沿線の住宅家賃に与える影響を、理論・実証両面から分析する。

リモートワークの普及は、①出勤率の低下と、②通勤混雑の緩和という二つの経路を通じて、都心から離れた地域の家賃を相対的に押し上げた。

しかし、通勤の非金銭的成本の影響を分析するために従来用いられてきた山鹿・八田(2000)の家賃モデルは、出勤率変数を含んでいない。本稿ではこの変数を導入して、リモートワークによる家賃変化の総合効果を定式化する。

実証分析においては、コロナ禍前後の家賃データを用いて、混雑率のみを変数とする従来モデルから導かれる理論家賃と比較することで、出勤率の低下が家賃変動に与える追加的な効果を検証する。

キーワード：COVID-19, コロナ禍, 出勤率, リモートワーク, 家賃関数, 混雑料金

Abstract

This paper examines the impact of the widespread adoption of remote work following the COVID-19 pandemic on residential rents along commuter railway lines in metropolitan areas, employing both theoretical modeling and empirical analysis.

The spread of remote work has influenced rents through two primary channels: (1) a reduction in commuting frequency, and (2) a decrease in congestion on commuter trains.

Together, these effects have contributed to relatively higher rents in areas farther from city centers. However, the rent function model developed by Yamaga and Hatta (2000) (in Japanese), which has traditionally been used to capture the non-monetary costs of commuting, does not incorporate commuting frequency as a variable. This study extends the model by introducing a commuting rate variable, thereby enabling a full representation of rent changes attributable to remote work.

The empirical analysis utilizes rental data from before and after the pandemic. By comparing observed rent changes with theoretical rents derived from the conventional model—which considers only congestion—we identify the additional impact of declining commuting rates on rent dynamics.

Keywords : COVID-19, Pandemic, Commuting Rate, Remote Work, Rent Function, Congestion Pricing

はじめに

本稿の目的は、コロナ禍に普及したリモートワークが都市の通勤圏における住宅家賃に与えた影響を分析することである。

リモートワークの普及は、以下の2つの経路を通じて、都心から離れた地域の住宅用家賃をより大きく引き上げる効果を持つ。

第1に、従来と比べた出勤日数の比率、すなわち「出勤率」の低下である。出勤率が下がることで、都心から離れて住むことによる時間コストや混雑による疲労のコストが軽減されるため、これまでよりも郊外に住むインセンティブが高まる。これは、都心からより離れた地域の家賃を、都心部に対して相対的に引き上げる要因となる。

第2に、リモートワークの普及がもたらす「出勤率」の低下が通勤鉄道の「混雑率」を低下させることである。これも、混雑による疲労を軽減させるため、郊外居住の相対的メリットを高め、同様に郊外の家賃が相対的に上昇する圧力として働く。これは、「出勤率」低下の間接効果とみなすことができる。

本稿では、住宅家賃へのリモートワークの影響を、「出勤率の低下」と「混雑率の低下」という2つの要因に分けて分析する。

日本では、企業が通勤手当を支給するため、通勤の金銭的費用は事実上ゼロである。このため、海外で観察されるような通勤費用と家賃のトレードオフ関係は無視できる。しかし、現実には、通勤には、時間や混雑による疲労といった非金銭的コストがかかるために、都心から離れるほど

家賃は下がっている。

この点に着目して、地価や家賃の分布から通勤の時間や疲労費用を算出している先行研究がいくつかある。Hatta and Ohkawara (1994) では、中央線沿線の地価関数を、時間を変数として推定し、疲労費用込みの通勤時間費用の地価への影響を測定した。八田 (1995) は、効用関数に混雑度が入る理論モデルを用いて、この測定値をさらに、時間と疲労の費用に分離して説明した。さらに山鹿・八田 (2000) はこのモデルを精緻化し、混雑率が住宅家賃に与える影響を実証的に明らかにした。

山鹿・八田のモデルを用いれば、リモートワークの普及によって発生した通勤混雑の低下が各地点の住宅家賃に与える影響を、推定できる。しかし、このモデルには出勤率が含まれておらず、出勤率低下の効果は分析できない。そこで本稿では山鹿・八田モデルに出勤率変数を組み込んだ「一般化家賃関数」を用いる。さらにコロナ禍前後の家賃データを用い、混雑率の低下のみを考慮した場合に導出される家賃の理論値と比べて、観察された家賃は、都心から遠方になるほど、相対的に下がっていることを実証的に示す。これは、出勤率の低下の効果を示している。この結果から、コロナ禍前の出勤率に比べて、コロナ禍後は何%減少したかを推定する。

以下に本稿の構成を示す。第一部では、新型コロナウイルス禍の通勤への影響をデータから確認する。第二部では、混雑率だけではなく出勤率の変化も考慮できるように最定式化した家賃関数より、出勤率の低下が都心からの距離に応じた相対的な家賃の上昇をもたらすことを示す。

第一部 新型コロナウイルス禍の通勤への影響

鉄道の混雑率は、2000 年以降、各鉄道会社のハード面・ソフト面の取り組みにより、徐々に緩和されてきた。たとえば、JR 中央線快速の中野駅から新宿駅では、1986 年の混雑率が 260%、1996 年でも 228% と非常に高い水準で推移していたが、2016 年には 187% にまで下がっている。

そうした中、2020 年から世界的に新型コロナウイルスが流行し、通勤スタイルが大きく変化した。満員電車での通勤が避けられるようになり、同区間の混雑率は 2020 年に 116%、2021 年に 120% と、これまでには見られなかった大幅な低下が確認されている。その後、感染拡大の鎮静とともに状況はやや回復しつつあるものの、2023 年時点でも混雑率は 158% にとどまり、コロナ禍前の水準には戻っていない。

このような通勤の変化は、人口の移動や都市構造にまで影響を及ぼす可能性があるとして、国内外で多くの研究が進められている。そこで本稿の第一部では、現時点で利用可能なデータを用いて、コロナ禍が鉄道混雑に与えた影響を分析する。

1. 都市構造との関係

2020 年 1 月、日本で最初の新型コロナウイルス感染者が確認された。以降、2023 年 5 月に政府が新型コロナウイルスの感染法上の分類を季節性インフルエンザと同じ「5 類」に引き下げるまで、さまざまな分野に多大な影響が及んだ。特にリモートワークの普及は、働き方に大きな変化

をもたらした。東京都の調査によると、2024 年 3 月時点でも都内企業の 40%以上が引き続きリモートワークを導入している。このようにコロナ禍を契機として広まったリモートワークは、「出勤率」（従来と比較した通勤日数の割合）を低下させ、通勤スタイルを変化させると同時に、都市構造にも影響を与えると考えられる。

例えば、Liu and Su (2021) では、高密度地域や都市中心部の住宅需要が低下し、郊外や低密度地域の住宅需要が増加していることを示し、リモートワーク適応度が高い地域では住宅在庫が増加し、住宅価格・家賃の伸びが鈍化していることを明らかにしている。また、レストランなどの多い地域では、住宅需要の減少が顕著であるとの結論も得ている。また、Ramani and Bloom (2022) は、米国の郵便サービス (USPS) の移転データおよび不動産サイト Zillow のデータを用いて、COVID-19 が米国都市の人口移動および不動産市場に与えた影響を定量化した。主な発見は、大都市圏では、人口・企業・不動産需要が中心業務地区 (CBD) から郊外やより低密度の地域へとシフトしたこと、この効果は、大都市ほど顕著であり、中規模都市では軽度、小規模都市ではほぼ見られなかったこと、そして都市中心部から移動した世帯の大半は同じ都市圏の郊外に移住し、一部は中小都市へ、さらに少数は農村部へ移動した、といった点である。

Althoff et al. (2022) では、新型コロナウイルスの影響が労働者の地理的分布に及ぼした影響を分析している。米国の大都市経済は、高所得のビジネスサービス労働者に依存しており、彼らの都市での消費が、多くの地域消費サービス業、例えばレストランや美容室、託児所といった場所での雇用を支えている。しかし、ビジネスサービス業のリモートワークの可能性が高まるにつれ、都市からこれらの労働者流出が都市の消費サービス業に悪影響を及ぼす可能性があるとしている。彼らの分析の結果では、大都市のビジネスサービス労働者が郊外や地方に移動し、在宅勤務の割合が増加していることが確認されており、その結果家賃が下がっている。そして大都市の消費サービス支出が大きく減少し、特に高所得労働者が多く住む地域で顕著であると報告している。そして彼らは考察として、ビジネスサービス労働者は必ずしも都市に留まる必要がないため、高スキル労働者の流出により、彼らが支えていた消費サービス業の衰退や、大都市の経済が縮小する可能性があるとしている。イギリスのケースとしては、De Fraja et al. (2021) がある。コロナ禍の結果、リモートワークが大幅に増加し、小売やホスピタリティ業界に大きな影響を及ぼしたと考えられ、英国の労働者を対象として分析を行った。その結果、パンデミック後、リモートワークの割合は 20 ポイント増加しており、リモートワークの普及は高所得の専門職に偏り、消費が裕福な地域へとシフトする、年間約 30 億ポンドの小売・ホスピタリティ支出が都市部から住宅地へ移動する、といった結果を実証している。

また日本の研究としては、竹本他 (2022) において、コロナ禍の前後で各地域の地価と人口を比較し、人口当たりの死亡者数が全国平均と同じ場合、コロナ感染の発生の前後で、住宅地は約 1.35%、商業地は約 2.95%、地価が下落し、人口の減少率は約 0.3 ポイント上昇したことがわかった。地価の下落率や人口の減少率は、都市の中心部から離れるにしたがって、下落率が縮小することも示されている。ただ、本稿も含めこれらすべての研究は、時間的にもコロナ禍後のデータの信頼性が高いとは言えず、引き続き、長期での観察に基づいた研究成果が必要である。

2. コロナ禍が JR 中央線沿線の通勤者数と混雑率に与えた影響

リモートワークの普及による出勤率の低下は、通勤鉄道の混雑率の低下をもたらした。出勤率および混雑率の低下は、ともに都心から離れた地域の魅力を高め、住民の流入を促進する要因となっている。

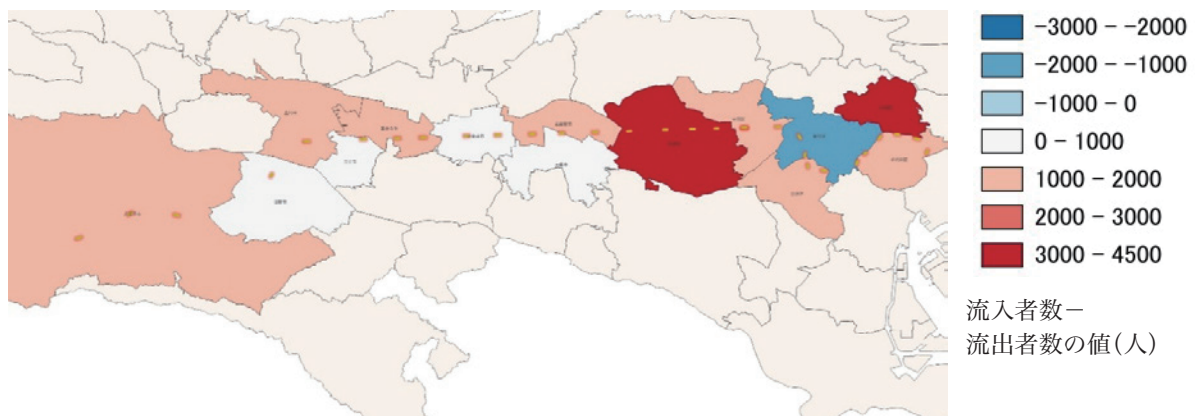
図 1 から図 6 は、コロナ禍前の 2018 年から 2023 年にかけて、JR 中央線各駅が所在する区や市の人口の流入超過数を地図上で可視化したものである。

図 1 や図 2 に示されているように、コロナ禍前の 2018 年および 2019 年には、杉並区より東側の都心部で流入超過を示す暖色系の区が広く見られた。しかし、2020 年以降のコロナ禍においては、郊外で暖色系、都心部で流出超過を表す寒色系が目立つようになり、都心からの人口流出および郊外への人口流入が明らかとなった。2023 年になると、徐々にではあるが都心への人口流入が再び見られるようになっている。

次に、コロナ禍が鉄道の混雑率に与えた影響を見てみよう。コロナ禍においては、リモートワー

図 1～6 中央線沿線の区・市の人口流入超過数（2018～23 年）

図 1 2018 年



(出所) 図 1～6 は総務省統計局（2019～2024）に基づき筆者作成。

図 2 2019 年

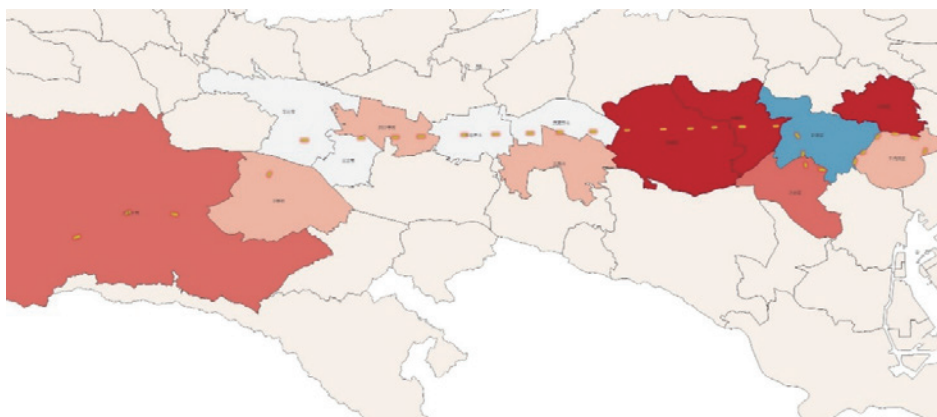


図3 2020 年

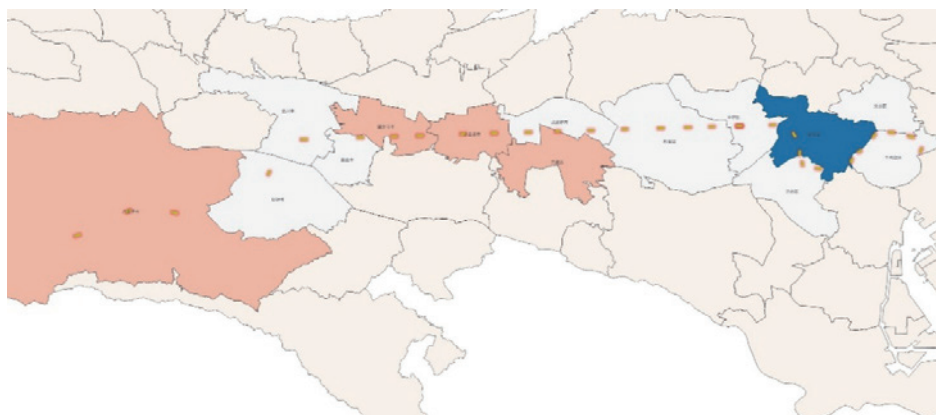


図4 2021 年

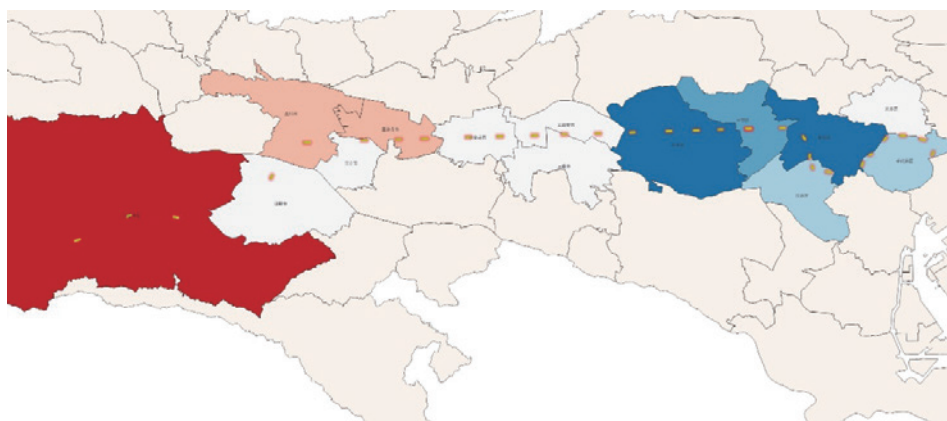


図5 2022 年

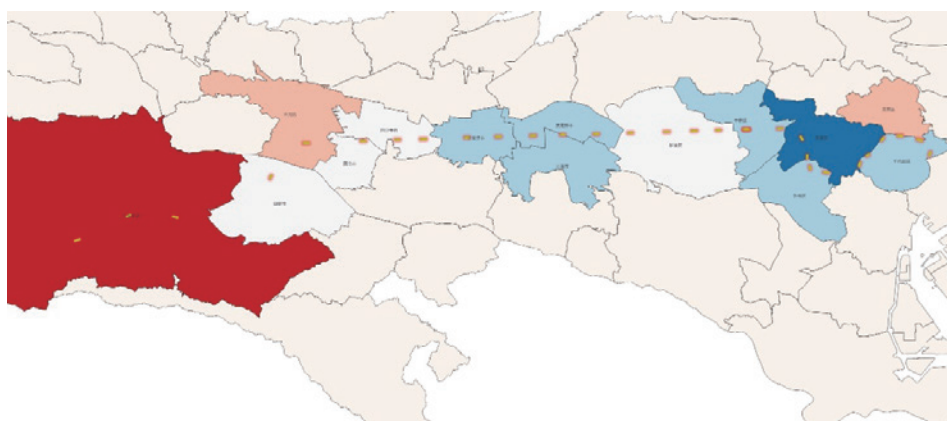


図 6 2023 年

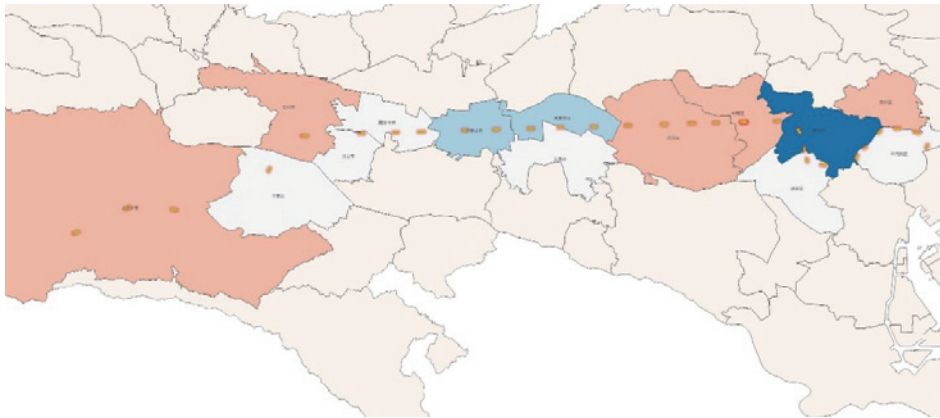


表 1 最混雑 1 時間当たりの輸送力等の推移

年度	編成 (両)	本数 (本)	輸送力 (人)	輸送人員 (人)	混雑率 (%)
2018	10	30	44,400	81,000	182
2019	10	30	44,400	81,500	184
2020	10	30	44,400	51,380	116
2021	10	30	44,400	53,090	120
2022	10	29	42,920	59,610	139
2023	10	28	41,440	65,510	158

(出所) 国土交通省『都市鉄道の混雑率調査結果』の報道発表資料に基づき筆者作成。

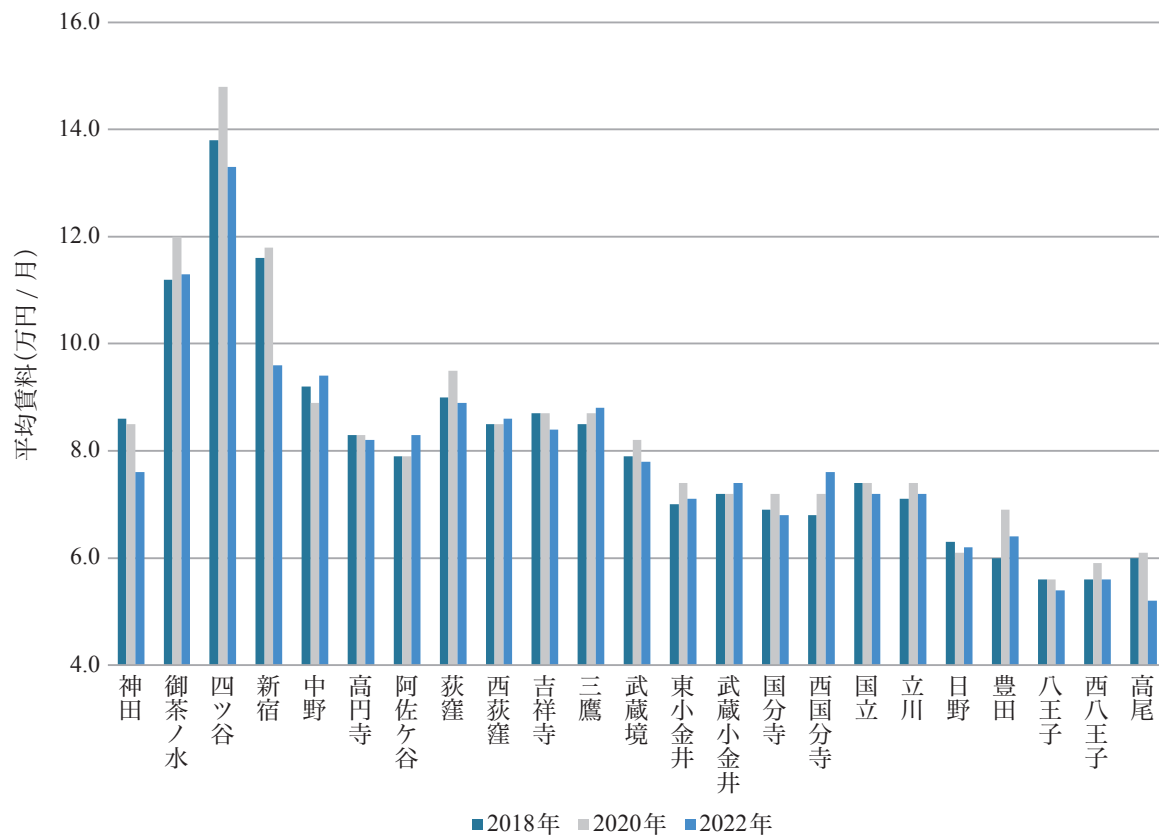
クの普及などにより鉄道利用者が大幅に減少した。これに対応して、各鉄道会社は運転本数の大幅な削減を実施した。JR 東日本も、2022 年のダイヤ改正において、最も混雑する時間帯の運行本数を 1~2 割程度削減している。国土交通省が毎年実施している混雑率調査の結果を、表 1 に示す。

3. コロナ禍が JR 中央線沿線の家賃に与えた影響

リモートワークの普及による出勤率や混雑率の低下により、住宅地としての魅力が高まった郊外地域では、都心と比べて相対的に家賃が上昇する傾向が見られる。図 7 は、JR 中央線を最寄り駅とする賃貸物件の 1 ヶ月あたりの平均家賃の推移を示したものである。

全体として大きな変動は見られないものの、2020 年から 2022 年にかけて、新宿より東側の都心部では家賃が下落する傾向がみられる。一方で、新宿より西側の駅ではこの傾向は見られず、むしろ三鷹、武蔵小金井、西国分寺駅周辺では、家賃の上昇が見られる地点もある。ただし、これらの上昇幅は限定的であり、都心部の家賃下落と比較すると、全体としての変化はそれほど大きくない。

図7 2018年から2022年のJR中央線駅を最寄り駅とする賃料の平均値の推移



(出所) 東日本不動産流通機構の賃料データに基づき筆者作成。

4. JR 中央線沿線の人口と混雑率

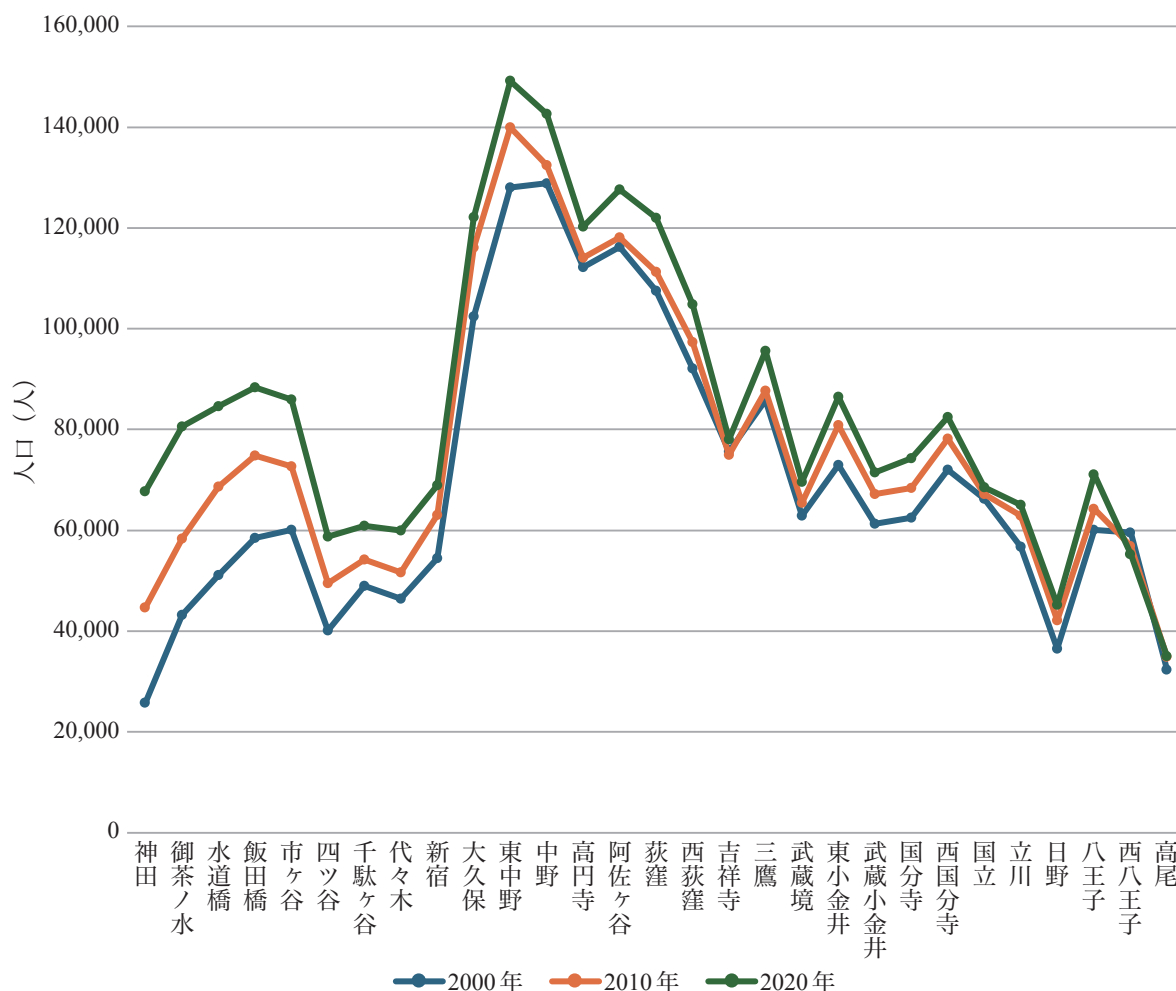
第2節では、混雑率の低下した地区の人口が増大することに注目したが、人口の増大は、出勤率が一定であるならば、混雑率を増大させる。ここでは、参考のために、この関係を見ておこう。

まず、JR 中央線沿線の人口の推移を見てみよう。図8には、JR 中央線の東京駅から高尾駅までの各駅から半径 1km 以内の地域における人口の 250m メッシュ人口の合計値を示している。2000 年から 2020 年の 20 年間で、東京都全体の人口は 1,206 万人から 1,405 万人へと増加しており、同様に中央線沿線でも人口の増加傾向が見られる。特に三鷹駅より東側の増加が顕著であり、中でも新宿駅よりさらに都心側の地域では大幅な増加が観察され、都心への人口流入が続いていることがわかる。

一方、国立駅より西側の地域では人口の増加は限定的である。たとえば、国立市の報告によれば、JR 中央線の乗車人員の 1 日平均は 2000 年以降微減傾向にあり、多摩地域における人口減少の影響が現れていることがうかがえる。

『都市・地域交通年報』等（運輸総合研究所，1997，1999，2014，2024，2025）に基づき、JR 中央線における定期券利用者の駅間通過人数を確認すると、図9に示すように、1998 年から

図 8 2000 年から 2020 年の JR 中央線の各駅から半径 1km 以内の人口の推移



(出所)『国勢調査』の地域メッシュ統計に基づき筆者作成。

2019 年の間に新宿から三鷹間では通過人数が大きく増加している。この区間は、杉並区・中野区・武蔵野市といった人口増加が著しい地域を通っており、最寄り駅周辺に転入した人々が中央線を主な通勤手段として利用している様子がうかがえる。特に荻窪や吉祥寺といった駅では、沿線の再開発や利便性の向上とともに、乗降客数が着実に伸びている。

一方で、三鷹駅より西側では通過人数の増加幅は小さく、立川駅以西ではこの 20 年間で大きな変化は見られない。西八王子駅や高尾駅周辺では、通過人数がやや減少していることから、多摩地域西部における人口の停滞、あるいは交通手段の多様化が影響していると考えられる。これらの傾向は沿線自治体ごとの人口動態とも概ね整合しており、交通利用の地域差が明瞭に表れている。

さらに 2020 年には、新型コロナウイルス感染症 (COVID-19) の拡大に伴い、政府や企業による外出自粛要請やテレワークの推進が急速に進んだことで、中央線全体において通勤通学利用者の大幅な減少が見られた。特に東京～新宿といった都心部の区間では、前年比で 30% 以上の減少

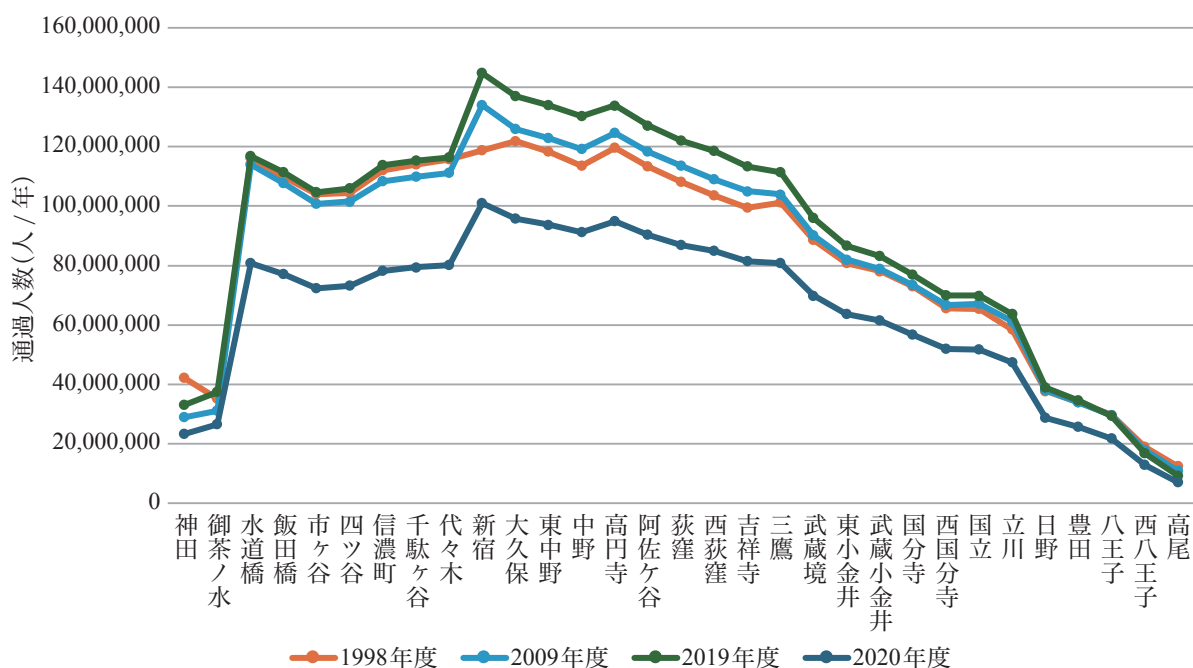
率を記録した駅もあり、利用者数の落ち込みが顕著である。これは、都心の企業を中心に在宅勤務が浸透した結果、多くの通勤が不要となったためであり、現実にはこれまで平日朝夕に混雑していた区間でも空席が目立つような状況が発生した。

一方で、三鷹以西の郊外地域では、全体的な減少傾向にはあるものの、都心部に比べて減少率はやや緩やかであった。これは、職種や業務内容によって出勤を要する層が相対的に多かったことや、通勤距離が長いために代替手段が少ない地域では一定の需要が維持されたことによると考えられる。また、郊外に本社や事業所を置く企業では、在宅勤務の導入が遅れた例もあり、こうした違いも通過人数の減少幅に反映されたとみられる。

このように 2020 年は、単なる「通過人数の減少」ではなく、どの区間でどれほど減ったのかという地域差や、業種・職種ごとの働き方の違いが交通需要に色濃く表れた年である。とくに新宿以東では、定期利用者の行動が従来と大きく異なっており、鉄道利用の構造的な変化の兆しとも読み取ることができる。今後、ポストコロナ時代において通勤スタイルがどのように定着するかを見極めるうえでも、2020 年以降のデータによるこれらの点の実証は非常に重要である。

また、都心部における人口増加は、必ずしも JR 中央線の通勤者数には反映されていない。これは、都心に居住する層が徒歩や自転車、地下鉄など多様な通勤手段を選択しているためであり、通勤需要が中央線に一極集中していないことを示している。なお、出勤率も低下する場合にはこの第 2 節で観察したように住民増と混雑率の関係が両立する事象が起きる。

図 9 1998 年から 2020 年の JR 中央線の駅間通過人数（人／年）の推移（定期券利用者）



(注) 各駅から 1 つ左の駅までの通過人数。神田駅は東京駅まで。

(出所) 運輸総合研究所 (1997, 1999, 2014, 2022) に基づき筆者作成。

第二部 新型コロナウイルス禍の出勤率への影響

リモートワークの普及は、2つの経路を通じて、都心から離れた地域ほど居住用家賃の相対的な変化に大きく影響を与える。

第1の経路は、従来と比較した通勤日数の割合、すなわち「出勤率」の低下である。リモートワークによって出勤の必要が減少すれば、都心から離れた場所に居住することによる時間的・身体的コストが軽減される。このため、都心から遠い地域の住宅地としての魅力が高まり、相対的に家賃が上昇あるいは下落幅が小さくなると考えられる。

第2の経路は、リモートワークの普及によって通勤鉄道の混雑率が低下することである。混雑率が下がることで、出勤時に伴う混雑や疲労のコストも軽減され、より遠距離通勤が受け入れやすくなる。

山鹿・八田（2000）は、中央線沿線の各駅について、都心への通勤時間と混雑率を用いた家賃決定モデルを構築した。このモデルを用いることで、各地点における混雑率の低下が家賃に与える影響を定量的に推定することができる。しかし、このモデルには出勤率が明示的に組み込まれていないため、リモートワークによる出勤率低下の直接的な影響を評価することはできない。

そこで、以下の第1・2・3節では、山鹿・八田モデルに出勤率の変数を組み込むことで、一般化家賃関数を定式化する。さらに第4・5・6節では、コロナ禍前後の家賃データを用い、混雑率の低下のみを考慮した場合の理論値と実際の家賃を比較する。これにより、観察された家賃が都心から遠ざかるほど相対的に下落している傾向を示す。

1. 通勤者効用関数の変数としての出勤率

1.1 出勤率を含む効用関数

郊外から都心へ延びている鉄道沿線に住むすべての通勤者は、最寄り駅から鉄道を利用し、都心へ通勤して所得を得るとし、代表的な通勤者の効用関数を、

$$u = u(h, z, l) \quad (1)$$

とする。 h は住宅の床面積、 z は住宅以外の合成財、 l は余暇時間である。

リモートワークが普及した後は、通勤者は出勤がある日もあるし、リモートで働く場合もある。リモートワーク普及以前の通勤日数に対する普及後の通勤関数の割合を、**出勤率**と呼び、 c で表すとしよう。

都心から通勤時間距離 x の地点に住む住民の平均通勤時間は $x \cdot c$ であるから、余暇の初期保有時間 δ から平均通勤時間 $x \cdot c$ を引いたものが彼の平均余暇時間 l である。したがって、彼が直面している時間制約式は、

$$l = \delta - x \cdot c \quad (2)$$

である。ただし、通勤時間 x は片道当たりの時間であるため、 l と δ も全て半日当たりの値である。リモートであれ出勤であれ、労働時間は一定であるとする、 δ は、1 日に利用可能な総時間から労働時間と睡眠や食事などの生活維持に最低限必要な時間を差し引いた時間の半分で、すべての住民が共通の一定時間を持つとする。

(1) 式の l を (2) 式でおきかえると、効用水準 V は、 h , z , x および出勤率 c の関数を次のように定義できる。

$$V(h, z, x, c) = u(h, z, \delta - x \cdot c)$$

1.2 出勤率と混雑率を含む効用関数

ただし、この効用関数には、混雑による疲労が効用に与える効果が明示されていないので、次のステップとして、これを明示する。混雑した電車に乗って通勤すると、疲労回復に休憩時間 a が必要であるとする。

(2) 式の右辺から「疲労調整時間」 a を差し引くと、余暇時間は次のように書ける。

$$l = \delta - (x + a) \cdot c \quad (3)$$

電車が混雑している場合、 a は正であるが、空いた電車に座って乗って、新聞や小説を読んだり居眠りができたりする場合には、通勤時間は勤務時間に比べて負担が軽いため a の値は負になる。

a を「疲労調整時間」と呼び、右辺の最後の項の中の、 $x + a$ を「調整済通勤時間」と呼ぶ。ここで、 a は、通勤時間 x と平均通勤混雑率 k に次のように依存して決まるとしよう。

$$a = n(k) \cdot x$$

なお、関数 $n(k)$ は、平均混雑率が k であるときに必要な通勤時間当たりの平均疲労調整時間である。 $n(k)$ が 0 より大きければ、この疲労を回復するのに必要な x 時間当たりの休憩時間である。反対に $n(k)$ が 0 より小さければ、それは混雑率が低いためにリラックスすることによって得られる x 時間当たりの疲労回復時間である。

したがって、調整済通勤時間は次のように表現できる。

$$x + a = x + n(k) \cdot x$$

ここで、疲労乗数 $m(k)$ を次によって定義しよう。

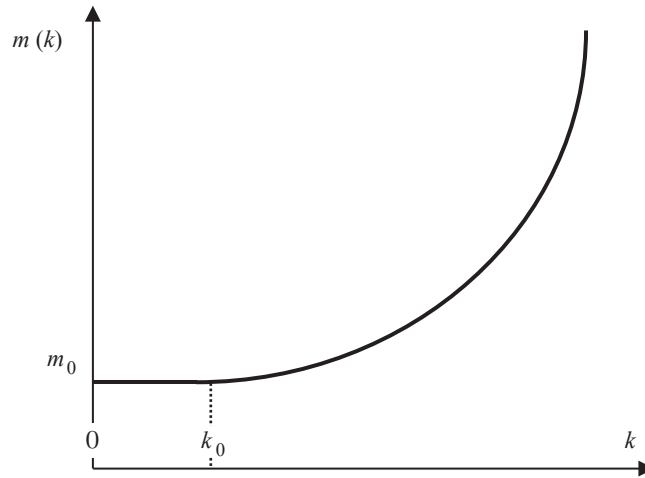
$$m(k) = 1 + n(k)$$

すると、調整済通勤時間は次のように表現できる。

$$x + a = m(k) \cdot x \quad (4)$$

関数 $m(k)$ の形状の例としては図 10 のようであると想定する。いくら空いている車両であっても、 $m(k) \cdot x$ の値が限りなく 0 の値に近づくということとはありえない。グラフでは、混雑率 k が低

図 10 $m(k)$ 関数の形状例



(出所) 筆者作成。

い時には、 m_0 で水平になっている。すなわち全員がシートにゆったりと座ったまま通勤した状態の疲労乗数は m_0 である。ただし混雑率が k_0 以上になると $m(k)$ 曲線は右上がりになる。

(3) 式と (4) 式とを (1) 式に代入することによって、出勤率 c と平均混雑率 k とを説明変数として含む効用関数 U を、次のように定義できる。

$$U(h, z, x, k, c) = u(h, z, \delta - m(k) \cdot x \cdot c) \quad (5)$$

2. 一般化家賃関数

次に (5) を用いて、混雑率の家賃への影響を分析する。

家計は、予算制約にしたがって効用を最大化する。ただし、日本の通勤者は通勤の金銭的費用を職場より支給され、自ら支払っていない。このため、都心からの時間距離 x の地点に住む家計は、効用を予算制約式、

$$rh + z = y$$

のもとで最大化する。ただし r は居住地での 1 平方メートルあたりのレントで、 y は所得である。合成財の価格はこのシステムのニューメレールであり、1 に等しいとする。家計の効用最大化問題は、 y, x, r を所与として z, h を選択することにより、予算制約のもとで、(5) 式の効用を最大化することである。すなわち、

$$\begin{aligned} \max_{h, z} & U(h, z, x, k, c) \\ \text{s.t.} & rh + z = y \end{aligned}$$

によって与えられる。

予算制約のもとで家計が達成する最大効用レベルをしめす間接効用関数を、 $v(r, y, x, k, c)$ とす

る。都市外での効用水準を $\bar{u}$ とし、この都市内の住民は都市外へ居住の移動が自由であるとする
と、都心からの距離にかかわらず効用水準は $\bar{u}$ で一定となる。この時、 r , y , x , k , c は、

$$v(r, y, x, k, c) = \bar{u} \quad (6)$$

を満たさなければならない。この式を r について解くと、

$$r = r^*(y, x, k, c, \bar{u}) \quad (7)$$

となる。この関数 r^* が家賃関数である^{注1)} ^{注2)}。なお、この式で、 y と $\bar{u}$ は、固定されているから、 r は x と k と c のみの関数になる。すなわち

$$r = r^*(x, k, c) \quad (8)$$

である。都心から離れるにつれて通勤時間 x と混雑率 k が増大するため家賃が下落する。さらに
出勤率 c が上昇すると、同一の x と k に対して家賃の下落は強まる。式 (8) を「一般化家賃関数」
と呼ぶ。

3. 一般化家賃関数の特定化：Cobb-Douglas 型効用関数の下での一般化家賃関数

家賃関数 (8) は、間接効用関数 v を用いた (6) 式から導かれるので、家賃関数を推定することに
より通勤者の効用関数と $m(k)$ 関数のパラメータを明らかにすることができるはずである。以下で
は効用関数と疲労重数関数を特定化して、家賃関数を導出しよう。

通勤者の効用関数を、コブ・ダグラス型に特定し、

$$u(h, z, l) = h^\beta z^{1-\beta} l^\alpha$$

とする。この場合、(5) 式は次のように書ける。

$$U(h, z, x, k) = h^\beta z^{1-\beta} (\delta - m(k)x \cdot c)^\alpha \quad (9)$$

予算制約下において、コブ・ダグラス型効用関数を最大化する h と z への需要関数は、

$$h = \frac{\beta y}{r} \quad (9a)$$

注 1) これは都市経済学でいうところの付け値関数である。すなわち、ある一定の効用水準 $\bar{u}$ を維持して支払える最大の
床面積あたりの家賃である。

注 2) 山崎・浅田 (1999) は脚注で、効用関数に直接混雑度を入れたモデルと入れないモデルは本質的に同値であると述
べている。しかし、これら 2 つのモデルは同値ではない。彼らのモデルで効用関数に直接混雑度を入れた場合の通
勤者の効用最大化問題は、 $\max(u, z, k) \text{ s.t. } r(x)h + z = y - \alpha x$ である。ただし、 αx は x 地点から都心までの金銭的交
通費である。この問題を解くと間接効用関数 $v(r(x), y - \alpha x, k)$ が得られる。これを $\bar{v}$ に等しいとおき、 $r(x)$ につ
いて解いた家賃関数は $r(x) = R(y - \alpha x, k, \bar{v})$ となり、混雑度 k が家賃関数に直接表れるはずである。しかし、彼らのモ
デルは、混雑度が直接効用関数に入っていないため家賃関数に混雑度が表れない。したがって推定される家賃関数
が異なり、本質的に 2 つのモデルは同値ではないことがわかる。

$$z = (1 - \beta) y \quad (9b)$$

となる。これらを (9) 式に代入すると、間接効用関数が得られる。(6) 式から、(7) 式で定義される家賃関数を次のように導くことができ、

$$r^*(y, x, k, c, \bar{u}) = \beta (1 - \beta)^{\frac{1-\beta}{\beta}} y^{\frac{1}{\beta}} \bar{u}^{\frac{1}{\beta}} [\delta - m(k)x \cdot c]^{\frac{\alpha}{\beta}}$$

となる。また、所得 y と効用水準 $\bar{u}$ が一定であることを考慮して、上式の定数項をまとめると、(8) 式は、次のように書くことができる。

$$r^*(x, k) = B [\delta - m(k)x \cdot c]^{\frac{\alpha}{\beta}} \quad (10)$$

ただし、 $B \equiv \beta (1 - \beta)^{\frac{1-\beta}{\beta}} y^{\frac{1}{\beta}} \bar{u}^{\frac{1}{\beta}}$ である。

次に疲労乗数関数 $m(k)$ を特定しよう。この関数は図 10 で示したような形状をしているが、データとして得られる混雑率は、 $k = 1$ よりはるかに大きいため、右上がりの部分を近似した関数形を使う。 $m(k)$ 関数は増加関数であるので、これを満たすものとして、べき乗関数、

$$m(k) = \lambda \cdot k^{\sigma} \quad (11)$$

を採用する^{注3)}。パラメータ λ は、混雑率 k が 1 である場合に、1 時間の通勤時間が何時間の調整済通勤時間になるかを示している。 σ はべき乗関数の形状を決定するパラメータである。(11) 式で特定化した $m(k)$ 関数を考慮すると、(10) 式の家賃関数は、

$$r^*(x, k) = B [\delta - \lambda \cdot k^{\sigma} \cdot x \cdot c]^{\frac{\alpha}{\beta}} \quad (12)$$

となる。実際の推定にあたっては、(12) 式の δ を 180 と置いた上で (12) 式の両辺の対数を取り、右辺にさらに調整変数を加えた、

$$\log r^* = p_0 + p_1 \cdot s + p_2 \cdot \frac{1}{s} + p_3 \cdot t + \frac{\alpha}{\beta} \cdot \log [180 - (\gamma \cdot x_w + \lambda \cdot k^{\sigma} \cdot x) \cdot c] + e \quad (13)$$

$p_0 \equiv \log B, s \equiv \text{床面積}, t \equiv \text{築年数}$

を用いる。誤差項 e は、期待値がゼロで分散が一定な i.i.d. なランダム変数である。実際の単位家賃は (12) 式の説明変数のほかに多くの変数の影響を受ける。特に床面積に対して単位家賃は、水回り等床面積にほとんど依存しない固定的な費用の影響で、床面積 70 平米辺りで最も低くなる U 字型をしている。これをコントロールするために床面積とその逆数の変数が入っている^{注4)}。 x_w は最寄駅までの徒歩の時間であり、この値は混雑率とは関係がないため、鉄道での所要時間 x とは分離した形で組み入れた^{注5)}。また初期保有時間 δ の値であるが、NHK 国民生活時間調査 (1996)

注 3) この特定化は、家田他 (1989) に基づいたが、この他の関数形を用いた場合の結論の変化の比較も今後の課題となるであろう。

注 4) ここでの床面積 s は効用関数中の床面積の需要量である h とは異なったものである。すなわち s はあくまでも推定の際の調整変数に過ぎない。この調整方法は八田・赤井 (1996) に詳しい。

注 5) x_w の係数は γ は、労働時間に対する通勤の徒歩の時間の比率を表す。

のアンケート調査によると、首都圏の通勤者の平日の余暇の初期保有時間は、ほぼ 6 時間であるという。通勤者はこの 6 時間を余暇と通勤に振り分けるわけである。よって 6 時間をモデルの設定に合わせて半日あたりに換算した 3 時間、つまり 180 分とし、外生的に与える。出勤率も変数とする「一般化家賃関数」(13) 式を以下では採用する。

ただし、コロナ以前のリモートワークが普及していなかったデータを用いる場合は、(13) 式で、 $c = 1$ と置いた次式を用いて推定する。

$$\log r^* = p_0 + p_1 \cdot s + p_2 \cdot \frac{1}{s} + p_3 \cdot t + \frac{\alpha}{\beta} \cdot \log [180 - (\gamma \cdot x_w + \lambda \cdot k^\sigma \cdot x)] + e \quad (14)$$

4. コロナ禍後の出勤率の推定

4.1 家賃関数の推定

仮に、混雑率 k と出勤率 c を含むデータがコロナ禍の前にも後にもあれば、それらのデータを用いて測定した (13) 式から、コロナ禍後の混雑率 k と出勤率 c の変化がもたらす家賃 r への変化を分析することができる。ただし、コロナ禍前の出勤率 c は 1 と想定して推定する。

4.2 「ダミー法」による出勤率の推定

しかし、特定の通勤路線に住む住民のコロナ禍後の出勤率に関するデータは存在しない。

ただし、コロナ禍前後のプーリングデータを用いて、コロナ禍前の c は 1 とする一方、コロナ禍後の c は未知としたまま、以下のダミー変数 D を含む式を推定することによって、コロナ禍後の出勤率 c を推定出来る。

$$\log r^* = p_0 + p_1 \cdot s + p_2 \cdot \frac{1}{s} + p_3 \cdot t + \frac{\alpha}{\beta} \cdot \log [180 - (\gamma (1 + cD) \cdot x_w + \lambda (1 + cD) \cdot k^\sigma \cdot x)] + e$$

この式を推定して求められた D の係数として c の値は、コロナ禍後の c 値の推定値である。これは、 c 推定のための「ダミー法」と呼べよう。

ただし、現在のところ、山鹿・八田 (2000) が分析対象とした中央線に関して、コロナ禍が落ち着いた後の混雑率のデータは、(2025 年夏に出版されるために) 現段階では活用できない。このため、現在のところ、中央線沿線のデータに関してダミー法を適用することはできない。

4.3 「4 段階法」による出勤率の推定

しかし、JR 中央線以外の首都圏の路線のいくつかの駅については、コロナ禍前後の両方の家賃と混雑率を含むデータセットが得られる。本稿では、この新データセットを活用して出勤率低下の効果を分析する。そのために、次の 4 段階を踏む。

第 1 に、コロナ禍前に関しては、中央線沿線の駅周辺のデータは存在するので、このデータに

よって (13) で $c = 1$ と置いた (14) 式を推定する。そのために、本稿では、山鹿・八田 (2000) が推定した推定値を用いる。

第 2 に、新データセットの各駅は中央線上にないので、家賃に関するそれぞれの駅の特性を求める。そのために、まず、(14) 式のコロナ禍前の中央線沿線のデータに基づいた推定式の説明変数に、新データセットのコロナ禍前の 2019 年の混雑率、通勤時間などのデータを当てはめる。これを新データに基づく「2019 年の新理論値」という。新理論値というのは、「推定式自体は、旧データを用いて推定されたものだが、各駅周辺の家賃推定においては、新データセットを使っている」という意味である。次に、新データセットの家賃の実測値と、上で得た「2019 年の新理論値」との差を、家賃に関するそれぞれの駅の特性を表す「特性値」と呼ぶ。

第 3 に、「2019 年の新理論値」と同様に、(14) 式のコロナ禍前の中央線沿線のデータに基づいた推定式の説明変数に、新データセットの 2022 年のデータを当てはめて家賃を推定する。これを新データに基づく「2022 年の新理論値」という。この値を導くために、2022 年の混雑率や通勤時間等に関する新データを用いているが、「2022 年の新理論値」は、2022 年の家賃の実測値と直接比べられない理由が、次のように 2 つある。

- ① 駅の特性値を反映していない
- ② (14) 式を推定に用いているから、出勤率 c が 1 であることを前提としている。

そこで、①を解決するために各駅周辺家賃の、「2022 年の新理論値」に家賃に関する駅特性値を加えよう。これは、各駅周辺の 2022 年家賃の、「出勤率 1 を前提とした、特性値込みの理論値」である。以下では、これを短く、2022 年の駅周辺家賃の「暫定理論値」と呼ぶ。これは、上の①を解決してくれるが、②は解決しない。

第 4 に、新データセットの 2022 年における各駅周辺家賃の「実測値」と、「暫定理論値」との差を求める。実測値は 1 未満の出勤率を反映しているから、この差が、都心からの距離が増加するにつれて相対的に増えるならば、この増加は、出勤率の低下によって説明できる^{注 6)}。

この実測値と「暫定理論値」との比較は、(13) 式の未知の変数である出勤率 c 変動の効果を検証するための「4 段階法」と呼ぶことが出来よう。

5. 家賃関数のコロナ禍前の中央線データによる推定式

現在のところ、コロナ禍後の中央線沿線の混雑率が公表されていないので、以下では「4 段階法」を採用することとして、先ずはその 1 段階として、山鹿・八田 (2000) が推定した式を、コロナ禍前のデータに基づいた推定式とする。

注 6) なお、リモートワーク普及後には出勤率 c は 1 未満になる。「出勤率 1 を前提とした理論値」(すなわち「2022 年の新理論値」) と比べて、「出勤率が 1 より低いことを前提とした 2022 年の新理論値」(すなわち「2022 年の新理論値」の計算過程で用いた (14) 式の代わりに、「一般化家賃関数」(13) 式の c に 1 未満の値を入れたうえで、算出した新理論値) は、より都心では低く、都心から離れると高くなる。

この推定には、JR 中央線の東京駅－高尾駅間を対象とし、沿線の家賃データを用いる。JR 中央線を今回の分析対象路線とした主な理由は、東京駅から西の多摩方面へ直線的に延びている路線であり、郊外の高尾駅から東京駅まで乗り換えなしに直通運行がされている。そのため単一中心都市の理論モデルとの相性が良いと考えられるからである。

家賃関数に使用したデータは、単位平米当たりの民営借家のひと月当たりの家賃 (r^*)、借家の立地点から JR 中央線最寄り駅までの徒歩での所要時間 (x_w)、最寄り駅から東京駅までの所要時間 (x)、東京都民の平均所得 (y)、JR 中央線の区間ごとの混雑率 (k) である。

家賃データ r^* としては、中央線の駅が最寄り駅となり、徒歩で最寄り駅まで行くことのできる地点に立地している民営の賃貸マンションのひと月当たりの管理費を含む家賃を採用した。家賃のデータは株式会社リクルート (1999) を用い、それを床面積で割った単位家賃を使う。サンプル数は 772 件である。

通勤時間距離 x の値は、JR 中央線の快速で朝の通勤ラッシュのピーク時の片道所要時間を時刻表より得た。表 2 の第①列がそのデータであり、各発駅から東京駅までの片道所要時間である。また今回のデータには、サンプルの立地点から最寄り駅までの徒歩の時間 x_w のデータも存在する。

混雑率 k のデータに関しては、2つの「区間」を示すことによって定義しよう注7)。鉄道路線には、都心の終着駅までに、最も郊外にある始発駅を含め I 個の駅が存在する (図 11 参照)。

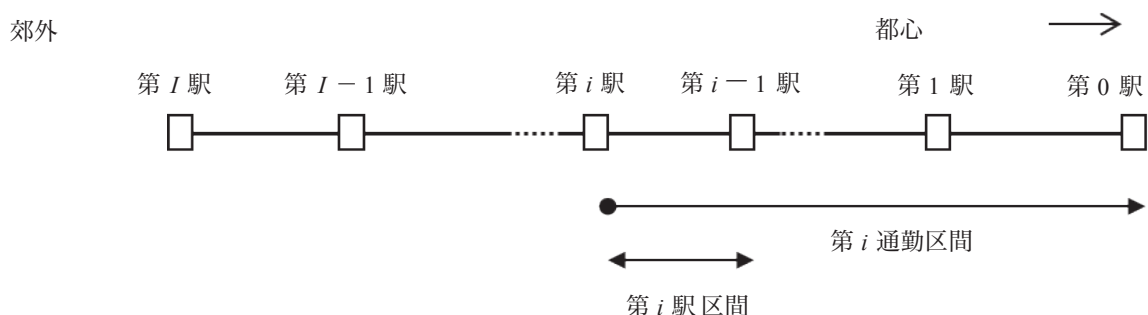
都心の終着駅を第 0 駅とし、郊外へ向けて都心側から順に $1, 2, \dots, I$ とする。第 i 駅と第 $i-1$ 駅との区間 ($i = 1, 2, \dots, I$ であり、以下同様) を「第 i 駅区間」と呼ぶ。第 i 駅区間の混雑率 k^i は、

$$k^i = \frac{N^i}{K} \quad (15)$$

で定義される。ただし、第 i 駅区間の車両 1 両当たりの通過人員を N^i 人、その車両の輸送能力 (定員数) を K 人とする。

この駅区間混雑率の値を発駅ごとに示したのが表 2 の第②列である。車両 1 両当たりの通過人数 N^i は、運輸総合研究所 (1999) から、最混雑時間帯の値を計算している。

図 11 駅区間と通勤区間



(出所) 筆者作成。

注 7) 通勤手段が鉄道の場合、混雑率を定義するにあたって特定の区間を定義する必要がある。

次に第 i 駅から第 0 駅までの区間を「第 i 通勤区間」と呼ぶ。これは第 i 駅から乗車する通勤者が、通貨する駅区間をすべて繋ぎ合わせた区間である。「第 i 通勤区間の混雑率」は、第 i 駅から第 0 駅までの通勤区間に含まれるすべての駅区間混雑率の、駅区間の時間によってウェイトを付けた平均として、

$$k_i = \sum_{j=1}^i \omega^j k^j \quad i=1, 2, \dots, I$$

のように定義する。 ω^i は第 i 駅区間時間のウェイトである。この式で定義された混雑率の計測値を示したのが表 2 の第③列である。第③列は、上の定義に基づいて、最寄駅を第 i 駅とする通勤者の通勤区間の混雑率 k_i を示している注 8)。

表 2 混雑率、限界費用と混雑料金

	片道所要 時間 (分)	駅区間 混雑率	通勤区間 混雑率	$m(k) \cdot x$ (分)	休憩時間 [$m(k)-1$] x (分)	限界疲労費用 $f(k, x)$ (円)	定期料金 (円)	混雑料金 (円)	倍率
最寄駅	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦	⑧	⑨
中野	16	1.367	1.367	18.3	2.3	160	115	110	0.96
高円寺	20	1.369	1.368	22.9	2.9	206	161	160	0.99
阿佐ヶ谷	22	1.273	1.351	24.8	2.8	229	161	210	1.30
荻窪	24	1.207	1.320	26.4	2.4	252	161	250	1.55
西荻窪	26	1.164	1.301	28.1	2.1	276	207	300	1.45
吉祥寺	29	1.121	1.281	30.8	1.8	313	207	340	1.64
三鷹	31	1.175	1.266	32.5	1.5	338	207	400	1.93
武蔵境	35	2.279	1.393	40.8	5.8	410	247	480	1.94
東小金井	38	2.123	1.474	47.2	9.2	472	247	590	2.39
武蔵小金井	40	1.987	1.509	51.0	11.0	513	247	670	2.71
国分寺	44	1.917	1.559	58.2	14.2	604	293	770	2.63
西国分寺	48	1.647	1.568	63.8	15.8	692	293	830	2.83
国立	50	1.563	1.568	66.5	16.5	739	293	890	3.04
立川	54	1.348	1.548	70.8	16.8	830	338	970	2.87
日野	58	1.109	1.510	74.0	16.0	916	378	1,060	2.80
豊田	61	1.040	1.482	76.2	15.2	983	378	1,100	2.91
八王子	65	0.890	1.438	78.5	13.5	1,071	424	1,180	2.78
西八王子	70	0.792	1.394	81.7	11.7	1,183	424	1,230	2.90
高尾	73	0.497	1.350	82.2	9.2	1,238	487	1,260	2.59

(注 1) 運賃は片道料金で表示してある。定期運賃は 6ヵ月定期を片道当りに換算したものである。

(注 2) 上記片道所要時間、通常運賃、定期運賃は全て 1998 年 12 月現在のものである。

(出所) (16) 式の推定結果に基づき筆者作成。

注 8) したがって第 (5) 式で定義される $m(k)$ 関数は、(15) 式で定義される通勤区間の混雑率 k^i の関数である。

6. 中央線データに基づいた家賃関数の推定

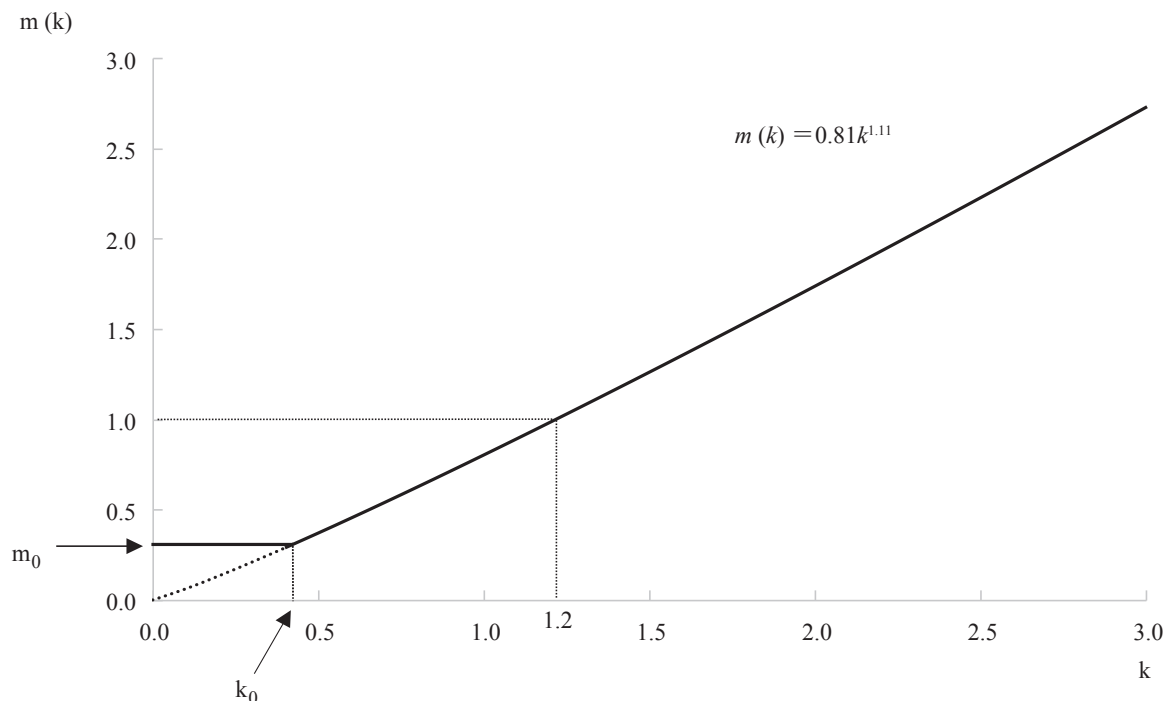
(13) 式を非線型最小二乗法で推定した結果 ($\bar{R}^2 = 0.78$) は、以下の通りである。

$$\begin{aligned} \log r^* = & 3.716 + 0.001 \cdot s + 8.410 \cdot \frac{1}{s} - 0.009 \cdot t \\ & (2.11) \quad (2.28) \quad (15.90) \quad (-12.90) \\ & + 0.840 \cdot \log [180 - 1.150 \cdot x_w - 0.807 \cdot k^{1.112} \cdot x] \\ & (2.44) \quad (3.50) \quad (3.96) \quad (4.02) \end{aligned} \quad (16)$$

括弧内に示される t 値はいずれも高い。第 (13) 式と第 (16) 式の比較から明らかなように、 $\alpha / \beta = 0.840$ と推定されている。(7) 式で与えられた効用関数がコブ-ダグラス型であることより、パラメータ β は、所得に占める家賃支出の割合にほかならない。この値は家計調査年報からおよそ 21% である^{注 9)}。よって $\beta = 0.21$ より $\alpha = 0.176$ が求められる。

また (13) 式と (16) 式の比較から明らかなように、 $\gamma_c = -1.150$ と $\gamma_c = -0.807$ であるが推定時点では $c = 1$ であったため、疲労乗数関数は、推定の結果、 $m(k) = 0.807 \cdot k^{1.112}$ であり、その形状は図 12 に示されている。ただし、図 10 で定められている m_0 と k_0 は測定されていない。

図 12 推定された $m(k)$ 関数



(出所) 筆者作成。

注 9) この値は、東京都での民営借家の 1 ヶ月あたりの平均家賃 9 万 2,043 円を、民営借家に居住している世帯主の 1 ヶ月の定期収入 43 万 2,350 円で除したものである (総務省統計局, 2000 をもとに筆者計算)。

この推定された $m(k)$ 関数をもとに求められる各値を示そう。まず、所要時間 x に疲労回復に必要な調整時間を加えた調整済通勤時間 $m(k) \cdot x$ を表 2 の第④列に示した。次に、第⑤列にはこの調整済通勤時間から所要時間 x を引いた $[m(k) - 1]x$ の値、つまり疲労回復に必要な休憩時間を示した。これによると、かなり郊外の駅では低い値を示している。これは、遠距離になると、始発列車の本数が多く、その駅あるいは、その近辺の駅の利用者は十分座席に座れる可能性があるため疲労回復に必要な休憩時間はそれほど必要でないということを表しているためである。しかし、それより東京寄りの区間であれば、座席に座れる望みはなく、かつ終着駅まではまだまだ距離があるという状況であるため、非常に疲労度が高く、その結果、疲労回復に必要な時間も多く算出されている。そして、さらに都心に近づくとも休憩時間が低下しているが、これは乗車時間がかなり短くなることによる。

7. 新データセットによるリモート通勤普及による出勤率変化の測定

7.1 新データセット活用の方針

仮に、中央線沿いの、混雑率 k を含むデータがコロナ禍の前にも後にもあれば、「ダミー法」を用いてコロナ禍後の出勤率を推定できる。ところが現時点では、コロナ禍後については、中央線沿いの混雑率データは公表されていないため、「ダミー法」は使えない。

ただし、(16) 式の説明変数である混雑率については、中央線以外の路線の「主要駅」については国土交通省が報道発表資料として首都圏の主要駅区間における平均混雑率を表 3 のようにコロナ禍後の 2022 年を含めて公表しており^{注 10)}、築年数や床面積、最寄り駅までの徒歩時間を含む「主要駅」周辺の家賃データについては、東日本不動産機構が作成している^{注 11)}。以下では、この新データセットを活用して、コロナ禍による出勤率の減少の家賃への効果を、4 段階法によって分析する。

まず、コロナ禍前の中央線沿線のデータを用いて推定した (16) 式の説明変数に、新データセットの観察データを代入して、新データセットが主要駅ごとに家賃の「2019 年の新理論値」を得る。この理論値を、新データの 2019 年の家賃の実測値から差し引いた差分として、家賃に関するそれぞれの駅の「特性値」を導く。

次に新データセットには 2022 年のサンプルも含まれているので、上と同様の方法で、駅の

注 10) 中央線以外の首都圏の路線のいくつかの区間に関する混雑率のデータは、毎年国土交通省鉄道局より『都市鉄道の混雑状況等に関する調査結果』として公表されている。本稿の表 3 では、その中の資料 2「三大都市圏の主要区間の混雑率」を用いる。表 3 によると、コロナ禍にあたる 2020 年から 2022 年にかけて、多くの路線で混雑率が大幅に低下している。たとえば、中央線快速の中野－新宿区間では、2019 年の 184% から 2020 年には 116% まで下落しており、これはおよそ 37% に相当する。平均すると、対象とした全区間の混雑率は、コロナ禍前に比べて 36% 下落しており、特に 2023 年時点でもコロナ禍前の水準には戻っていない点が注目される。

注 11) 表 4 によれば、2020 年の家賃に関して、全体として平均的に大きく下落する傾向は観察されない。これは、賃料の決定において契約の更新タイミングや貸主側の価格硬直性が影響しており、急激な市場変動がすぐに価格に反映されないことを意味する。しかしながら、2017 年から 2019 年までの間は、家賃が前年より下落している地点は全体の約 30% 程度であったのに対し、2020 年以降では、同様の地点が 60% 近くまで増加しており、家賃下落の傾向は拡大している。

表 3 首都圏の主要区間の混雑率の推移（単位：％）

路線	発駅	着駅	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	下落率
東武伊勢崎	小菅	北千住	149	150	150	104	114	127	137	31%
東武東上	北池袋	池袋	137	136	135	94	98	106	126	31%
西武池袋	椎名町	池袋	163	159	158	109	111	116	130	33%
西武新宿	下落合	高田馬場	160	159	164	113	110	123	142	33%
京成押上	京成曳舟	押上	143	149	148	91	93	128	149	39%
京成本線	大神宮下	京成船橋	127	130	127	97	98	93	104	28%
京王	下高井戸	明大前	167	165	167	112	116	129	133	33%
京王井の頭	池ノ上	駒場東大前	148	149	150	99	103	111	120	34%
小田急小田原	世田谷代田	下北沢	151	157	158	118	117	128	140	26%
東急東横	祐天寺	中目黒	168	172	172	123	116	118	120	33%
田園都市	池尻大橋	渋谷	185	182	183	126	112	125	130	39%
京急本線	戸部	横浜	144	143	143	91	95	110	116	37%
東京都浅草	本所吾妻橋	浅草	129	133	131	100	96	105	120	28%
東京都三田	西巣鴨	巣鴨	156	158	161	129	131	135	140	20%
東京都新宿	西大島	住吉	153	156	159	118	121	130	140	26%
地下鉄日比谷	三ノ輪	入谷	157	157	158	110	127	135	162	33%
地下鉄銀座	赤坂見附	溜池山王	160	160	160	98	92	94	98	43%
地下鉄丸ノ内	新大塚	茗荷谷	165	169	159	101	109	128	142	40%
地下鉄東西	木場	門前仲町	199	199	199	123	128	138	148	38%
地下鉄有楽町	東池袋	護国寺	163	165	165	109	102	131	148	38%
地下鉄千代田	町屋	西日暮里	178	179	179	118	126	139	150	34%
地下鉄半蔵門	渋谷	表参道	173	168	169	111	99	97	109	44%
東海道	川崎	品川	187	191	193	103	104	134	151	47%
横須賀	武蔵小杉	西大井	196	197	195	117	110	124	134	44%
中央（快速）	中野	新宿	184	182	184	116	120	139	158	37%
中央（緩行）	代々木	千駄ヶ谷	97	95	99	60	61	81	92	39%
京浜東北	川口	赤羽	173	171	173	118	118	142	150	32%
常磐（快速）	松戸	北千住	157	154	150	91	96	128	137	42%
常磐（緩行）	亀有	綾瀬	154	152	149	93	92	106	133	40%
総武（快速）	新小岩	錦糸町	181	181	181	105	105	131	148	42%
総武（緩行）	錦糸町	両国	197	196	194	111	112	127	141	44%
平均値			161	162	162	107	107	121	134	36%

（出所）国土交通省『都市鉄道の混雑率調査結果』の報道発表資料に基づき筆者作成。

表 4 首都圏の主要区間の平均家賃の推移（単位：円）

発駅	2017	2018	2019	2020	2021	2022	推移	着駅	2017	2018	2019	2020	2021	2022	推移
小菅	57,666.67	71,193.18	70,628.57	71,367.50	79,785.71	73,489.66		北千住	75,215.48	76,072.94	78,667.44	81,109.77	81,756.10	79,491.08	
北池袋	76,500.00	73,161.49	79,036.26	78,106.49	81,841.22	72,425.44		池袋	92,071.44	92,733.64	92,823.64	93,558.10	93,975.39	92,398.76	
椎名町	74,132.40	76,922.35	77,582.12	82,134.07	78,609.84	79,136.59		池袋	92,071.44	92,733.64	92,823.64	93,558.10	93,975.39	92,398.76	
下落合	82,861.70	89,356.25	82,162.87	86,381.48	83,892.44	82,771.97		高田馬場	93,343.05	90,594.18	92,239.34	94,301.98	91,678.54	91,327.22	
京成曳舟	85,591.71	88,846.25	87,760.15	96,680.17	82,543.10	86,439.39		押上	88,677.50	88,650.61	96,285.51	99,456.04	97,012.24	102,577.11	
大神宮下	63,865.85	60,703.70	62,105.26	69,393.94	68,371.43	65,363.64		京成船橋	77,619.05	63,411.76	72,500.00	66,066.67	65,961.54	74,340.00	
下高井戸	76,186.50	72,111.51	75,419.64	82,085.02	78,181.15	78,522.58		明大前	86,449.40	83,780.41	86,892.42	93,001.70	89,409.25	87,844.22	
池ノ上	93,400.00	95,296.30	87,395.15	98,086.54	107,590.00	102,875.21		駒場東大前	101,673.27	93,982.14	94,000.00	109,339.67	99,346.56	98,223.26	
世田谷代田	92,897.64	99,732.28	89,566.67	90,838.89	97,035.24	104,895.45		下北沢	87,115.14	89,692.22	90,124.08	94,234.80	95,054.33	92,814.63	
祐天寺	95,038.45	95,750.59	100,575.12	98,712.96	97,560.11	93,856.09		中目黒	115,291.41	106,412.04	106,970.76	116,942.46	120,522.20	111,335.18	
池尻大橋	108,788.16	108,792.87	104,065.27	118,167.67	115,865.40	105,797.32		渋谷	133,780.35	138,572.19	136,936.24	140,305.38	155,776.19	152,631.68	
戸部	73,900.55	72,960.26	72,958.39	72,648.15	73,412.86	69,882.27		横浜	86,600.15	92,880.21	88,434.38	82,689.88	93,206.50	90,627.09	
本所吾妻橋	92,897.78	99,882.21	100,378.08	97,956.97	95,389.00	97,281.40		浅草	101,067.06	107,901.48	111,943.60	110,950.34	105,195.84	100,858.12	
西巢鴨	82,335.05	84,903.70	79,458.16	79,671.49	82,175.94	82,358.33		巣鴨	90,218.95	95,837.47	93,470.89	89,643.09	91,756.76	90,326.37	
西大島	97,394.12	92,263.90	96,136.02	94,154.25	91,428.48	88,064.88		住吉	88,870.39	88,441.53	100,711.78	93,742.24	95,748.40	97,577.89	
三ノ輪	90,978.96	90,228.57	94,379.54	102,183.51	93,181.68	88,069.16		入谷	96,319.95	97,689.54	94,861.45	94,952.05	93,536.07	97,246.58	
赤坂見附	133,721.88	134,669.70	173,750.00	109,031.25	142,516.13	143,028.00		溜池山王	143,736.84	152,100.00	189,181.82	125,656.25	153,812.50	163,300.00	
新大塚	77,874.21	74,178.23	76,171.17	90,225.00	82,105.13	88,624.63		茗荷谷	106,311.32	111,416.78	106,127.27	108,169.81	106,546.41	105,877.50	
木場	91,922.05	100,852.43	95,205.20	96,230.26	98,598.05	96,688.13		門前仲町	99,718.55	97,747.76	103,655.84	102,595.86	99,383.04	99,095.98	
東池袋	88,732.16	104,715.08	112,282.61	105,125.00	95,964.03	108,721.88		護国寺	95,873.13	98,181.18	90,280.41	87,411.51	86,957.79	96,704.23	
町屋	78,437.68	80,480.48	83,013.47	80,282.50	76,903.50	89,677.68		西日暮里	88,860.96	87,084.24	90,556.96	94,392.20	90,657.82	88,098.71	
渋谷	133,780.35	138,572.19	136,936.24	140,305.38	155,776.19	152,631.68		表参道	175,379.66	200,801.03	174,235.00	167,480.30	162,694.89	158,246.84	
川崎	77,790.35	77,915.11	78,274.76	78,183.61	79,183.33	78,773.04		品川	181,596.65	164,489.01	178,123.42	185,987.19	157,667.26	166,029.71	
武蔵小杉	93,756.17	95,821.91	95,967.30	100,336.94	97,336.74	95,869.25		西大井	92,835.19	92,066.60	92,507.23	111,346.01	120,428.26	101,556.70	
中野	91,103.70	93,236.95	90,912.58	89,516.03	92,317.09	93,692.08		新宿	104,731.02	109,870.88	111,309.03	108,872.99	115,429.30	110,057.46	
代々木	128,517.01	109,197.24	112,857.75	125,670.07	117,285.25	112,372.57		千駄ヶ谷	146,817.65	145,162.92	164,666.67	146,796.61	142,919.12	139,206.90	
川口	74,068.42	71,860.10	74,995.10	72,991.48	74,249.38	70,352.38		赤羽	77,630.67	85,994.18	85,161.58	85,278.07	82,170.71	84,641.12	
松戸	66,129.48	66,923.44	65,454.10	66,031.14	65,409.96	70,801.57		北千住	75,215.48	76,072.94	78,667.44	81,109.77	81,756.10	79,491.08	
亀有	74,297.16	70,858.82	71,403.52	69,150.17	68,255.76	70,222.32		綾瀬	75,353.17	75,680.41	76,424.86	74,692.66	75,178.64	74,889.98	
新小岩	76,286.41	79,298.97	75,676.12	79,399.63	77,670.53	79,722.96		錦糸町	94,741.27	95,773.29	100,404.24	98,049.09	94,036.43	102,766.72	
錦糸町	94,741.27	95,773.29	100,404.24	98,049.09	94,036.43	102,766.72		両国	95,411.68	98,839.78	106,727.14	99,598.55	100,511.31	100,868.07	

（出所）東日本不動産流通機構の賃料データに基づき筆者作成。

「2022 年の新理論値」を得る。それに、それぞれの駅の「特性値」を加えて、各駅の周辺家賃の 2022 年家賃の「暫定理論値」を求める。これは、リモートワーク普及後の混雑率の変化は反映しているが、出勤率の変化を反映していない。すなわち出勤率は 1 のままと想定している。2022 年の各駅周辺の家賃の実測値とこの「暫定理論値」との差が都心から離れるに従って、傾向的に増大するならば注 12)、それは出勤率の低下の効果を示している。

本稿では、この方法を採用し、2022 年に観察される家賃の変化と整合的な出勤率の変化を検証する。

注 12) 例えば①都心では、実測値が暫定理論値より低く、都心から離れると実測値が暫定理論値より高い場合、②都心からの距離のいかんを問わず実測値は理論値を下回るが、その差の絶対値が縮小する場合等である。

7.2 検証の手順

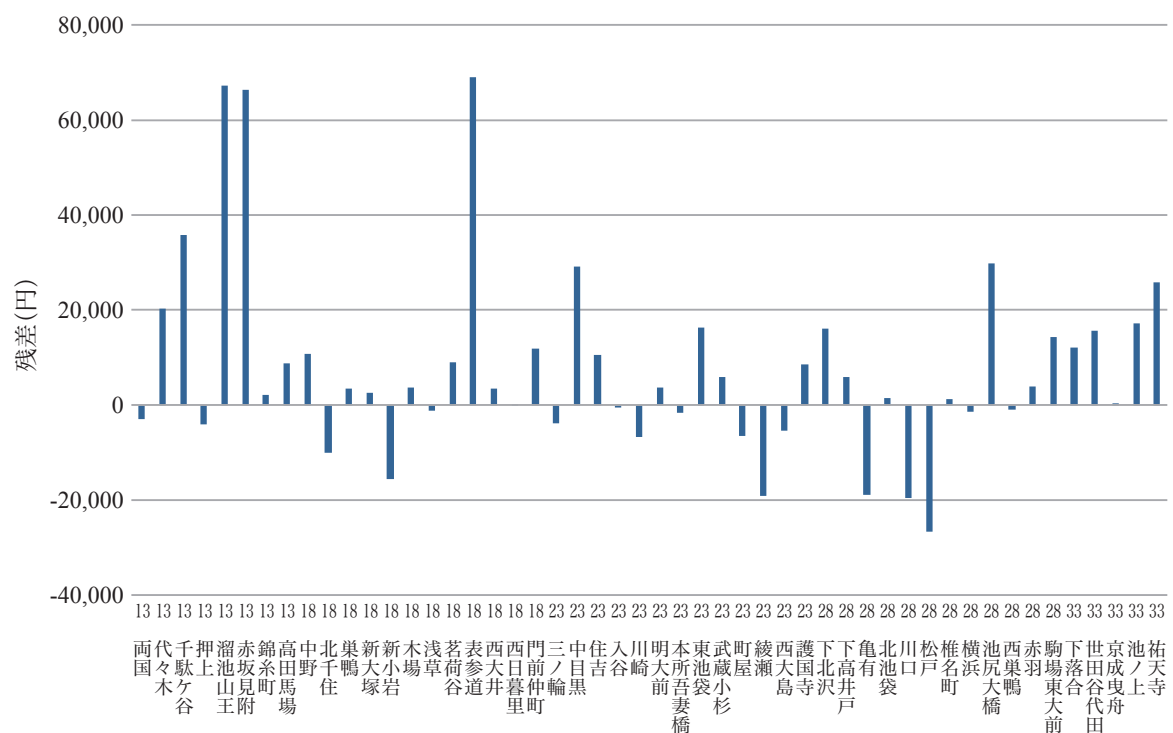
表 3、表 4 で示されている新データセットの駅の路線は、中央線の駅ではないから、それらの駅周辺の家賃は、東京駅から中央線の同じ時間距離の駅とは当然違う。したがってこれらの駅の家賃を東京駅から同距離の中央線上の駅の家賃と比べた家賃に関する各駅の特性値をまず導く。

それぞれの駅の「特性値」は、表 3 が示す 2019 年の新データセットの各駅の混雑率データを (16) 式に代入して推定した各駅の「2019 年の新理論値」^{注 13)} を、新データセットの 2019 年の家賃実測値から、差し引いた差として算出される。図 13 の青線は、これを示している。ただし、この図からは、東京駅への通勤始点とは言い難い品川・渋谷・新宿・池袋、および同じ時間距離のサンプル数が 2 以下の駅も除いている。

次に式 (16) の説明変数に新データセットの 2022 年の値を代入した「2022 年の新理論値」を求め、この値に図 13 で得られた各駅の特性値を加えて、2022 年家賃の「暫定理論値」を導く。図

図 13 2019 年の家賃に関する駅の「特性値」

(駅ごとの周辺家賃の 2019 年の実測値から「2019 年の新理論値」を引いた残差)



各駅から東京駅までの時間距離と駅名

(出所) 筆者作成。

注 13) ここで元来ならば、(16) 式の説明変数として代入する新データセットの駅ごとの混雑度は、その駅から都心までの平均時間距離でなければならない。しかし、新データの同一路上のサンプル数が少ないため、平均時間距離は算出できないため、「駅の混雑度は、駅から都心までの平均混雑度は比例している」と想定して、駅における混雑度を、駅から都心までの平均混雑度の代理変数として用いている。

Location	残差 (円)
両国	-4,000
代々木	-3,000
千駄ヶ谷	-13,000
押上	-1,000
溜池山王	-17,000
赤坂見附	-40,000
錦糸町	-4,000
高田馬場	-1,000
中野	-3,000
北千住	-1,000
巢鴨	-2,000
新大塚	-3,000
新小塚	-5,000
木場	-4,000
浅草	-4,000
茗荷谷	-1,000
表参道	-22,000
西大井	-4,000
西日暮里	-2,000
門前仲黒	-8,000
三ノ輪	-3,000
中目黒	-3,000
住吉	-12,000
入谷	-2,000
川崎	-5,000
明大前	-2,000
本所吾妻橋	-4,000
東池袋	-4,000
武蔵小杉	-8,000
町屋	-1,000
綾瀬	-1,000
西大島	-4,000
護国寺	-4,000
下北沢	-5,000
高井戸	-2,000
亀有	-3,000
北池袋	-4,000
川口	1,000
松戸	-2,000
椎名町	-5,000
横濱	-4,000
池尻大橋	-8,000
西巢鴨	-3,000
赤羽	-4,000
駒場東大前	-4,000
下落合	-7,000
世田谷	2,000
成田	-4,000
京成曳舟	-4,000
池ノ上	-4,000
祐天寺	-11,000

(出所) 筆者作成。

(出所) 筆者作成。

表 5 東京駅からの時間的距離別の集計された残差平均（乗降客数で加重平均した）

時間距離 (分)	駅	乗降客数 (2019 年)	乗降客数 (2022 年)	残差平均 (2019 年)	残差平均 (2022 年)			
13	両国	106,727.14	100,868.07	-2,984.54	-7,136.62			
13	代々木	112,857.75	112,372.57	20,256.93	17,176.62			
13	千駄ヶ谷	164,666.67	139,206.90	35,810.39	22,713.07			
13	押上	96,285.51	102,577.11	-4,145.07	-4,522.30			
13	溜池山王	189,181.82	163,300.00	67,309.62	50,547.35			
13	赤坂見附	173,750.00	143,028.00	66,427.22	26,794.39			
13	錦糸町	100,404.24	102,766.72	2,066.46	-2,123.58	時間距離	残差平均	残差平均
13	高田馬場	92,239.34	91,327.22	8,677.93	6,715.64	(分)	(2019 年)	(2022 年)
18	中野	90,912.58	93,692.08	10,837.74	7,415.54	13	31,607.29	17,154.36
18	北千住	78,667.44	79,491.08	-10,042.83	-10,803.38			
18	巣鴨	93,470.89	90,326.37	3,539.03	822.85			
18	新大塚	76,171.17	88,624.63	2,591.91	1,537.43			
18	新小岩	75,676.12	79,722.96	-15,624.21	-18,836.10			
18	木場	95,205.20	96,688.13	3,645.04	-1,789.68			
18	浅草	111,943.60	100,858.12	-1,113.53	-4,929.78			
18	茗荷谷	106,127.27	105,877.50	8,961.55	8,595.78			
18	表参道	174,235.00	158,246.84	68,991.21	46,560.89			
18	西大井	92,507.23	101,556.70	3,525.60	-430.42	時間距離	残差平均	残差平均
18	西日暮里	90,556.96	88,098.71	59.46	-2,444.00	(分)	(2019 年)	(2022 年)
18	門前仲町	103,655.84	99,095.98	11,936.70	4,010.92	18	12,029.01	5,321.35
23	三ノ輪	94,379.54	88,069.16	-3,822.92	-7,087.43			
23	中目黒	106,970.76	111,335.18	29,106.05	25,817.22			
23	住吉	100,711.78	97,577.89	10,528.83	-2,103.02			
23	入谷	94,861.45	97,246.58	-542.26	-2,843.82			
23	川崎	78,274.76	78,773.04	-6,633.89	-11,700.70			
23	明大前	86,892.42	87,844.22	3,697.97	1,118.65			
23	本所吾妻橋	100,378.08	97,281.40	-1,718.21	-5,715.35			
23	東池袋	112,282.61	108,721.88	16,386.79	11,947.57			
23	武蔵小杉	95,967.30	95,869.25	5,823.69	-2,002.62			
23	町屋	83,013.47	89,677.68	-6,487.41	-7,978.78	時間距離	残差平均	残差平均
23	綾瀬	76,424.86	74,889.98	-19,107.44	-20,399.81	(分)	(2019 年)	(2022 年)
23	西大島	96,136.02	88,064.88	-5,419.51	-5,178.63	23	3,319.16	-617.35
23	護国寺	90,280.41	96,704.23	8,504.46	4,705.94			
28	下北沢	90,124.08	92,814.63	16,086.77	13,552.66			
28	下高井戸	75,419.64	78,522.58	5,800.01	1,104.86			
28	亀有	71,403.52	70,222.32	-18,854.48	-21,674.78			
28	北池袋	79,036.26	72,425.44	1,447.13	-2,146.70			
28	川口	74,995.10	70,352.38	-19,474.00	-17,770.96			
28	松戸	65,454.10	70,801.57	-26,558.25	-29,507.13			
28	椎名町	77,582.12	79,136.59	1,279.72	-4,275.76			
28	横浜	88,434.38	90,627.09	-1,423.87	-5,370.04			
28	池尻大橋	104,065.27	105,797.32	29,887.81	21,498.77	時間距離	残差平均	残差平均
28	西巣鴨	79,458.16	82,358.33	-936.75	-3,949.22	(分)	(2019 年)	(2022 年)
28	赤羽	85,161.58	84,641.12	3,852.84	375.10	28	2,179.82	-1,118.37
28	駒場東大前	94,000.00	98,223.26	14,399.46	14,278.57			
33	下落合	82,162.87	82,771.97	12,173.78	4,923.30			
33	世田谷代田	89,566.67	104,895.45	15,716.37	18,219.14			
33	京成曳舟	87,760.15	86,439.39	264.86	-3,843.58	時間距離	残差平均	残差平均
33	池ノ上	87,395.15	102,875.21	17,269.64	13,228.27	(分)	(2019 年)	(2022 年)
33	祐天寺	100,575.12	93,856.09	25,846.85	14,200.45	33	14,615.77	9,939.81

(出所) 筆者作成。

14 は、新データの家賃の 2022 年の実測値からこの「暫定理論値」を差し引いた乖離を示している。

図 14 は、乖離の水準が、都心から距離が大きくなるにつれて増加していることを示している^{注 14)}。図 14 を得るために 2022 年実測値から差し引いた 2022 年の家賃の「暫定理論値」は、駅
の特性値もリモートワークの普及の結果起きた混雑率の変化も反映しているが、出勤率の変化は
反映していない。したがって、図 14 が示す傾向は、リモートワークの普及によって出勤率が減少
したことから、整合的である。

一方、図 14 には、通勤までの時間距離が同一の駅が多く含まれているので、これらの駅の「出
勤率 1 を前提とした 2022 年の理論値」との乖離を距離ごとに、表 5 で示される駅乗降客数で加重
平均したものが、図 15 である^{注 15)}。この図は、都心から距離が大きくなるにつれてこの乖離の水
準が傾向的に増加していることをより明確に示している^{注 16)}。実は、(16) 式を用いると、都心から
の距離 13 分と 33 分の乖離を等しくするコロナ禍後の出勤率は、コロナ禍前に比べて、50% 減少
したことを推定できる。

ただし、この推定値は、都心から八王子付近までの中央線のデータを活用できた場合と比べて、
高めの推定値である可能性がある。たとえば、分析に用いた新データセットが、カフェなどのサ
テライトオフィスの利用が容易な都心に近い地域に偏っていたため、出勤率の推定値の減少が、
広域のデータに基づいて得られた場合より大きくなったと考えられる。

にもかかわらず、この推定値は、今後公表される中央線のデータを活用することによって直接
的な方法で、現実には起きた出勤率の低下を推定することができることを強く示唆するものである。

結論

本稿では、リモートワークの通勤鉄道沿線の住宅家賃への影響を分析した。

リモートワークの普及がもたらした出勤率の低下は、通勤鉄道の混雑率を引き下げた。出勤率
の低下と、それが引き起こしたと混雑率の低下とは、共に都心から離れた地区の魅力を高め、住
民を引きつけた。結果的に、リモートワークの普及は、都心に比べて都心以外の家賃を相対的に
引き上げた。

本稿では、第一部で、リモートワーク後に起きた、中央線沿線の都心から離れた地区における
人口増、通勤混雑減、家賃減を観察した。

第二部で、リモートワークが及ぼす出勤率の低下と混雑率の低下の通勤鉄道沿線の住宅家賃へ
の効果を、理論的・実証的に分析した。まず、その分析の枠組みを作るために、家賃関数の説明
変数に、混雑率だけでなく、出勤率変数を組み込んだ「一般化家賃関数」を導出した。その上で、
最終的には、通勤鉄道沿線家賃に及ぼす混雑率と出勤率の効果を分けて分析した。

ある通勤鉄道路線（例えば中央線）沿いの住宅地の家賃、混雑率、通勤時間などのデータがあっ

注 14) 乖離は、絶対値が大きい負の値から、絶対値が小さい負の値に変化している。すなわち乖離は増加している。

注 15) 乗降客数は各年度の運輸総合研究所『都市・地域交通年報』を用いている。

注 16) 乖離は、33 分では、28 分に比べて下落している。しかしそれでも 13 分の乖離よりは大幅に高い。

ても、その鉄道路線の通勤者の出勤率のデータはないのが普通である。しかし、コロナ禍前後のデータを用いて一般化家賃を推定するに当たり、コロナ禍前の出勤率は、定義によって 1 と置いた上で、コロナ禍後の出勤率を、ダミー変数の係数として、回帰分析によって推定できる。

ただし、山鹿・八田（2000）が分析対象とした中央線に関しては、コロナ禍が落ち着いた後のデータに関しては、家賃データは存在するが、混雑率のデータは現段階では活用できない。そのかわりに、中央線以外の首都圏の路線のいくつかの駅についてはコロナ禍前後の両方の家賃と混雑率を含むデータセットが得られた。本稿では、このデータセットを活用した。

最初に、この新データセットに含まれるそれぞれの駅の 2019 年の混雑率等の観測値と都心からの時間距離を、山鹿・八田（2000）の家賃関数の推定式の説明変数に代入して、家賃に関するこれらの駅を測定した。その上で、新データの各駅に対する、家賃の 2019 年の実測値からこの理論値を差し引いた差分として、家賃に関するそれぞれの駅の「特性値」を算出した。

その上で、新データセットの 2022 年の家賃データを用いて、「2019 年の新理論値」と同様に「2022 年の新理論値」を測定し、これに各駅の特徴を加えて得た「家賃の暫定理論値」を、2022 年の家賃の実測値から差し引いた乖離は、都心からより離れるほど基本的に上昇していることが観察された。

家賃の実測値には、リモートワークの結果の出勤率の低下が反映されているが、「家賃の暫定理論値」には反映されていないから、都心からより離れるほど上記の乖離が上昇していることは、その間の出勤率の低下と整合的である。この乖離を都心からの距離に関係なく一定に保つコロナ禍後の出勤率は、上記の新データセットを用いて推定すると、コロナ禍前に比べて、50%減少した。

この減少は、今回用いた新データが都心に片寄っていたために誇張されている傾向があるとは言え、今後公表される中央線の通勤圏全体のデータを活用することによって直接的な方法で、現実に起きた出勤率の低下を推定することができることを強く示唆するものである。

謝辞

本研究の遂行に当たって、アジア成長研究所の三木陽介氏、木下紫保氏及び谷村美貴子氏から編集上の貴重な協力を頂いた。さらに、東日本不動産流通機構より本稿で用いた住宅家賃データをご提供頂いた。これらの方々及び機関に深く感謝申し上げたい。

参考文献

- 家田仁，志田州弘，古川敦，赤松隆（1989）「通勤鉄道利用者の不効用関数パラメータの移転性に関する研究」、『土木計画学研究・講演集』12，pp. 519～525
- 総務省統計局（2019～2024）『住民基本台帳人口移動報告（2018～2023 年版）』，各年版
- 総務省統計局（2000）『平成 10 年住宅・土地統計調査報告』
- 運輸総合研究所（1997）『平成 7 年度 大都市交通センサス（首都圏版）』
- 運輸総合研究所（1999）『平成 10 年版 都市交通年報』

- 運輸総合研究所（2014）『2011（平成 23）年版 都市交通年報』
- 運輸総合研究所（2024）『2021（令和 3）年版 都市・地域交通年報』
- 運輸総合研究所（2025）『2022（令和 4）年版 都市・地域交通年報』
- NHK 国民生活時間調査（1996）『日本人の生活時間・1995』NHK 出版
- 株式会社リクルート（1999）『ISIZE 住宅情報』（<http://www.isize.com>）
- 国土交通省鉄道局（2017～2024）『都市鉄道の混雑状況等に関する調査結果（2016～2023 年度）』，各年版
- 竹本亨，赤井信郎，杵澤隆司（2022）「COVID-19 の流行が都市内の人口分布に与える影響の分析」，OSIPP Discussion Paper: DP-2022-J-003
- 八田達夫（1995）「東京の過密通勤対策」，八田達夫，八代尚弘編『東京問題の経済学』第 2 章，東京大学出版会
- 八田達夫，赤井伸郎（1996）「借地借家法は，賃貸住宅供給を抑制していないのか？」，『都市住宅学』12，pp. 61～66
- 山鹿久木，八田達夫（2000）「通勤の疲労コストと最適混雑料金の測定」，『日本経済研究』41，pp. 110～131
- 山崎福寿，浅田義久（1999）「鉄道の混雑から発生する社会的費用の計測と最適運賃について」，『住宅土地経済』34，pp. 4～11
- Althoff, L., Eckert, F., Ganapati, S. and Walsh, C. (2022), “The Geography of Remote Work,” *Regional Science and Urban Economics*, 93, 103770.
- Fraja, De. G., Matheson, J., Mizen, P., Rockey, J., Taneja, S. and Thwaites, G. (2021), “COVID Reallocation of Spending: The Effect of Remote Working on the Retail and Hospitality Sector,” Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3982122> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3982122>
- Hatta, T. and Ohkawara, T. (1994), “Housing and the Journey to Work in the Tokyo Metropolitan Area,” in Noguchi, Y. and Poterba, J. M., ed. *Housing Markets in the United States and Japan*, University of Chicago Press, pp. 87-131.
- Liu, S. and Su, Y. (2021), “The Impact of the COVID-19 Pandemic on the Demand for Density: Evidence from the U.S. Housing Market,” *Economics Letters*, 207, 110010.
- Ramani, A. and Bloom, N. (2022), “The Donut Effect of COVID-19 on Cities,” NBER Working Paper 28876.