

博士論文

Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Ph.D. in Engineering

鉄道駅改札通過データの利活用に関する研究

—COVID-19 の流行による交通行動の変化を対象として—

*A Study on utilization of historical ticket pass data in railway stations
—changes of travel behavior during coronavirus disease (COVID-19) spread—*

横浜国立大学大学院 都市イノベーション学府 都市イノベーション専攻

21WA001 鈴木 渉

Wataru SUZUKI

Graduate School of Urban Innovation, Yokohama National University

指導教員

Academic Supervisor

横浜国立大学大学院 都市イノベーション研究院

教授 田中 伸治

審査委員

Dissertation Committee

東京大学大学院 新領域創成科学研究科 特任教授 中村 文彦

横浜国立大学大学院 都市イノベーション研究院 教授 松行 美帆子

横浜国立大学大学院 都市イノベーション研究院 准教授 安部 遼祐

横浜国立大学大学院 都市イノベーション研究院 准教授 田村 洋

2024 年 2 月

February 2024

要旨

2020年初頭以降、わが国でも広く流行した COVID-19 の影響により、度重なる自粛や行動の制限が要請された。それとともに新たな生活様式や働き方が提唱され、人々の通勤行動や公共交通の利用状況は様変わりしたといっても過言ではない。例えば、勤務先における仕事日数に関する調査では、COVID-19 流行前には、週 5 日勤務先で仕事をしていた人が 6 割を超えていたものの、1 回目の緊急事態宣言が発出された 2020 年 4 月には、週 0 日や週 1~4 日と同じ水準の 3 割程度に落ち込んでいることが示されている。その後、週 5 日の割合は 5 割前後に増加しているが、COVID-19 流行前の水準には完全には戻っていない反面、週 0 日や週 1~4 日といった日数は、COVID-19 流行前に比べると増加しており、とりわけ週 1~4 日は 3 割前後の割合を保ち続けていることが示されている。

また、公共交通への影響として、鉄道について述べると、2020 年度の輸送人員については JR・大手私鉄とも、COVID-19 流行前のおよそ 2~4 割の減少、同年度の売上高については大手私鉄であればおよそ 2~4 割、JR であればそれ以上の減少となっている。そして、多少の回復はあったものの、COVID-19 の流行前の水準にまで回復することはないものと見込まれている。事業者側の視点に立てば、わが国での公共交通事業は民間主体であり、COVID-19 のインパクトによって、根本的にビジネスとして成立しなくなっていく危険性があり、各事業者とも交通サービスの見直しや経営面での構造改革を迫られているといえる。

ところで、人々の交通行動を把握するために、パーソントリップ調査に代表されるような、数%のサンプルを対象にした 1 日という断面的な交通行動調査が行われてきた。しかし、実際には、1 日の交通行動を拡大推計するだけでは表すことの難しい、多様な個人による多様な選択がなされていると考えられる。そこで、昨今では、交通行動調査やそのデータの分析といった場面で、データ収集の即時性や大量性、精確性などの特性を活かして、被験者負担や調査コストを軽減しながら、個人の長期的な交通行動を精確に把握できるビッグデータの利活用が行われている。

以上の背景を基に、本研究では、COVID-19 の流行を契機として、人々の活動や交通行動はより一層多様になったと考えられること、それらは今もなお不安定な状態にあること、そうした変化をデータとして長期的で大量に取得できる手法が発展してきたことに着目した。そして、COVID-19 の流行による個人の交通行動の変化という、改札通過データを利用した現象分析を通して、交通行動分析における改札通過データの活用可能性を明らかにすることを研究目的とした。

既往研究では、COVID-19 が人々の移動、とりわけ公共交通の需要に与えた影響について、集計的な分析や報告は多くなされているものの、実行動に基づく詳細かつ定量的な分析は少ない他、ビッグデータを用いながらそうした変化について個人に着目した分析は非常に少ないといえる。したがって、COVID-19 の流行を契機とした、個人に着目する交通行動の

変化の分析や、そうした変化に対するビッグデータの活用可能性に関する議論は、既往研究と比較して本研究の新規性であるといえ、既往研究と比べた本研究の位置付けである。

現象分析として、本研究では4つの分析を行った。まず、第3章では、個人ごとの利用頻度や利用時刻の変化に着目し、何人の利用者数が減ったという量的な事実だけでなく、利用者に関する質的な理解を得ることを想定し、習慣的な鉄道利用減少の特性を明らかにすることを目的とした分析を行った。これより、COVID-19の流行を契機とした利用頻度や平均入場時刻の変化量と、定期券情報として記録されている年齢や性別、券種といった個人単位での属性との関係性を明らかにし、どういった個人が、どの程度変化する傾向にあるのかという全体的な理解が得られた。しかしながら、本来的には多様で異質と想定される、駅の全ての利用者を対象にして、限られた個人属性のみを用いて、平均的な関係性を調べる分析には限界があることも、課題として同時に浮き彫りとなった。

そこで、第4章では、性・年齢層別に大局的な鉄道利用の変化を調べた後、COVID-19の影響があったにも関わらず高い利用頻度が変化しなかった人に着目した上で、利用時刻という点での利用形態の変化の詳細をいくつかのに分類し、変化の特性とその総量を明らかにすることを目的とした分析を行った。これより、利用時刻やそのばらつきについて、2時点間でどの程度の人がどのように変化したのか、あるいは変化しなかったのかという変化の質の理解が得られた。この分析の持つ意味としては、個人ごとの利用時刻の変化を表す方法論を示したことで、混雑緩和や分散乗車が呼びかけられていた中で、人々はどのような変動を持って鉄道を利用していたか、2時点間でどのように利用が変化したのかということを示視化したことが挙げられる。

これら2つの分析では、1つの駅における2年分のデータを用いていたが、COVID-19の流行が無かった場合の定常的な変化や、別の駅での変化の傾向までは分からないため、第5章では、用いるデータを時空間的に拡張し、複数の駅における4年分のデータを用いた上で、個人ごとの利用頻度の経年的な変化を分類し、その変化は多様で異質なものであることを明らかにすることを目的とした分析を行った。まず、定常的な変化を示すため、2018年10月と2019年10月の利用頻度の変化を調べ、多くの利用者は経年的な変化が起きていなかったことを確認した上で、この2時点間で比較的高い利用頻度を継続していた人を対象に、既往研究で用いられた「行動弾性」の考え方を援用し、経年的な利用頻度の変化を明示した。これより、COVID-19の流行を契機として、個人ごとの利用頻度があまり変化しなかった、変化した中でも戻った、あるいは戻らなかったという経年的な変化の形態を分類した点で、それらの変化は多様で異質なものであることを示した。そして、経年的には個人がどういった変化をしたのかの理解が得られ、この分析の持つ意味としては、実行動に基づくデータにより、鉄道利用の回復の程度を可視化したことが挙げられる。

第3章から第5章までの分析においては、改札を通過したという個人ごとの大量で精緻なデータに基づき、COVID-19の流行を契機とした鉄道利用の変化について捉えた。しかしながら、データの性質上、個人に関する詳細な情報に限界があり、何故そのような変化が生

じたのかという要因まで言及することは難しい。すなわち、客観的な事実としての結果の把握や現象の描写は可能でも、個人の主観的な意識や多様な事情までは把握できない点は、改札通過データを用いた分析の限界であるといえる。

そこで、第3章から第5章までの分析を補完する形で、第6章では、鉄道や路線バスといった公共交通の利用頻度の変化の要因を、Webアンケート調査の結果に基づいて探究した。そして、分析対象としては、比較的長い距離のトリップを行っていた東京都市圏の就業者の通勤需要を取り上げ、個人属性や職業の状態といった客観的な事実以外にも、個人の意向ならびに企業規範や働き方といった事項も変数に用いた上で、鉄道や路線バスの利用の変化に関する因果関係を明らかにすることを目的とした分析を行った。

分析結果として、テレワークを行いたいか、通勤目的で鉄道や路線バスを利用することに不安を感じるか、通勤途中で寄り道して行く用事を控えたいか、用事は近場で済ませたいかという項目から構成される「移動に対する個人の意向」よりも、出社することが求められているか、出社とテレワークを柔軟に選択できるか、出社しなければ行えない業務が多いかという項目から構成される「企業規範や働き方」が、鉄道や路線バスの利用頻度に強く影響を及ぼす要因であることが示された。この分析の持つ意味としては、個人の意向ならびに企業規範や働き方といった、客観的な事実以外の要因の影響力を理解できたことが挙げられる。それと同時に、COVID-19の流行後における通勤需要は、個人の意向に基づいた合理的な選択行動による帰結とは、必ずしも言いきれない状態にあるとも解釈できる。したがって、今後の通勤需要の推計や定期券に関する施策を行う際には、個人のみならず企業の動向にも注視していく必要があるものと考えられる。

以上、本研究では、COVID-19の流行による個人の交通行動の変化という現象分析を通して、従来の交通行動調査で取得されてきた個人の代表的な1日におけるデータでは難しく、大量かつ精確で長期的なデータである利点を活かした、交通行動分析における改札通過データの利活用を方法論的に示した。一方で、利用者の個人属性が限定的であることや、内的なものであれ外的なものであれ、十人十色であろう個人の置かれている詳細な事情までは不明であることに起因して、改札通過データ単体では利用の変化を理解しきれない点があることも課題として浮き彫りとなった。

今後の改札通過データの利活用に向けては、カードに埋め込まれているICチップには記録されているはずである購買データの利用、乗車によるポイントサービスの会員登録者に向けたアンケートの配信と利用履歴の結合など、改札通過データ単体ではなく、既知の情報や複数のビッグデータを連携させ、事業者の立場として輸送サービスの質の改善や社会課題の克服、利用者の立場として暮らしの利便性の向上という点で、より一層の利活用の発展が期待される。

目次

1. 序論.....	1
1.1. 背景.....	1
1.1.1. COVID-19 の流行状況.....	1
1.1.2. COVID-19 の流行による人々の通勤行動の変化.....	4
1.1.3. COVID-19 の流行による公共交通利用の変化.....	6
1.1.4. 交通行動の調査手法の発展.....	7
1.2. 用語の定義.....	11
1.3. 目的と構成.....	13
2. 既往研究の整理と本研究の位置付け.....	17
2.1. 既往研究の整理.....	17
2.1.1. 交通行動の変動に関する研究.....	17
2.1.2. 交通行動の習慣性に関する研究.....	18
2.1.3. 交通行動の異質性に関する研究.....	19
2.1.4. COVID-19 の流行による交通行動の変化に関する研究.....	20
2.1.5. 交通関連のビッグデータを用いた研究.....	24
2.2. 本研究の位置付け.....	30
3. 習慣的な鉄道利用減少の特性に関する分析.....	32
3.1. 概説.....	32
3.2. 駅利用者全体の変化の把握.....	32
3.2.1. 使用データの概要.....	32
3.2.2. 券種別の延べ乗降客数の集計.....	33
3.3. 定期利用者個人に着目したデータの集計.....	36
3.3.1. 対象サンプルの設定と概要.....	36
3.3.2. 利用頻度の変化に関する集計.....	40
3.3.3. 平均入場時刻の変化に関する集計.....	42
3.4. 変化の要因の分析.....	47
3.4.1. 利用頻度の減少に関する分析.....	48
3.4.2. 平均入場時刻の変化に関する分析.....	49
3.5. 小括.....	51
4. 鉄道駅の改札通過時刻に着目した鉄道利用の変化に関する分析.....	53
4.1. 概説.....	53
4.2. 分析手法.....	53
4.3. 改札通過データの集計.....	53

4.3.1.	対象サンプルの分類.....	54
4.3.2.	性・年齢層別の利用頻度の変化.....	54
4.4.	クラスター分析の結果とその解釈.....	63
4.4.1.	44歳以下の男性（通学定期を除く）を対象とした分析とその解釈.....	64
4.4.2.	45～64歳の女性を対象とした分析とその解釈.....	83
4.5.	小括.....	100
5.	鉄道利用頻度の経年的変化に関する分析.....	103
5.1.	概説.....	103
5.2.	分析手法.....	103
5.3.	A駅におけるデータの概要とサンプリング.....	104
5.3.1.	A駅の改札通過データの概要.....	104
5.3.2.	分析対象とするA駅のサンプル.....	105
5.4.	A駅における利用頻度の経年的変化.....	106
5.4.1.	A駅における定常的な変化.....	106
5.4.2.	COVID-19の流行を契機とした変化の弾性図.....	107
5.4.3.	A駅における性・年齢層別の利用頻度の弾性図.....	109
5.5.	B駅におけるデータの概要とサンプリング.....	116
5.5.1.	B駅の改札通過データの概要.....	116
5.5.2.	分析対象とするB駅のサンプル.....	117
5.6.	B駅における利用頻度の経年的変化.....	118
5.6.1.	B駅における定常的な変化.....	118
5.6.2.	B駅における性・年齢層別の利用頻度の弾性図.....	119
5.7.	小括.....	127
6.	就業者の多様な移動需要の実態とその影響要因に関する分析.....	129
6.1.	概説.....	129
6.2.	使用データ.....	129
6.2.1.	Webアンケート調査の概要.....	129
6.2.2.	個人属性に関する集計.....	131
6.2.3.	職業状態に関する集計.....	136
6.2.4.	3時点での変化に関する集計.....	138
6.2.5.	個人の意向に関する集計.....	147
6.2.6.	企業規範や働き方に関する集計.....	152
6.3.	鉄道や路線バスの利用頻度と調査項目の特徴的な関係.....	155
6.3.1.	2021年での利用頻度との関係.....	156

6.3.2. 2023年での利用頻度との関係.....	166
6.4. 利用頻度の変化の要因	176
6.4.1. 2021年における変化を表す構造方程式モデル.....	178
6.4.2. 2023年における変化を表す構造方程式モデル.....	181
6.5. 小括.....	184
7. 改札通過データの利活用に関する議論	187
8. 結論.....	191
参考文献.....	194
謝辞.....	206
付録.....	208

図表目次

図 1-1	2020 年と 2021 年の日ごとの COVID-19 新規陽性者数の推移（厚生労働省オープンデータ「新規陽性者数の推移（日別）」のデータ ⁶⁾ を基に筆者作成）	2
図 1-2	2022 年と 2023 年の日ごとの COVID-19 新規陽性者数の推移（厚生労働省オープンデータ「新規陽性者数の推移（日別）」のデータ ⁶⁾ を基に筆者作成）	2
図 1-3	都道府県別の緊急事態宣言の発出期間ならびにまん延防止等重点措置の適用期間の推移（令和 4 年版犯罪白書 ⁷⁾ における図を参考に、内閣官房ホームページ ⁸⁾ に掲載の情報を基に筆者作成）	3
図 1-4	勤務先における週当たりの仕事日数（国土交通省「新型コロナウイルスの影響下における生活行動調査」 ¹⁰⁾ の集計データを基に筆者作成）	4
図 1-5	通勤・通学の頻度の変化（土木計画学研究委員会「新型コロナウイルスに関する行動・意識調査」 ¹¹⁾ のデータを基に筆者作成）	5
図 1-6	COVID-19 流行前後における定期利用の旅客数量の変化（鉄道輸送統計調査のデータ ¹⁷⁾ を基に筆者作成）	7
図 1-7	2010 年に行われた第 5 回近畿圏パーソントリップ調査の平日の個人票（大阪府ホームページ ²³⁾ より引用）	9
図 1-8	公共交通の再定義（International Association of Public Transport (UITP): MOBILITY AS A SERVICE ³²⁾ より引用）	12
図 1-9	本研究の構成	16
図 3-1	2019 年 10 月と 2020 年 10 月に利用された券種の割合	33
図 3-2	2019 年 10 月における日ごとの券種別延べ乗降客数	33
図 3-3	2020 年 10 月における日ごとの券種別延べ乗降客数	34
図 3-4	時間帯ごとの通勤定期利用の平均延べ乗降客数（平日）	35
図 3-5	時間帯ごとの通学定期利用の平均延べ乗降客数（平日）	35
図 3-6	時間帯ごとの定期外利用の平均延べ乗降客数（平日）	35
図 3-7	2019 年 10 月と 2020 年 10 月における月換算利用頻度の変化量の分布と分類	37
図 3-8	各分類と 2019 年での券種の関係	38
図 3-9	各分類と 2020 年での券種の関係	38
図 3-10	各分類と性別の関係	39
図 3-11	各分類と年齢層の関係	39
図 3-12	利用頻度の減少量と 2020 年での券種の関係	41
図 3-13	利用頻度の減少量と性・年齢層の関係	41
図 3-14	2020 年に通勤定期利用のサンプル（ $N = 3,452$ ）の平均入場時刻の変化	42
図 3-15	2020 年に通学定期利用のサンプル（ $N = 902$ ）の平均入場時刻の変化	43
図 3-16	2020 年に定期外利用のサンプル（ $N = 6,732$ ）の平均入場時刻の変化	43
図 3-17	24 歳以下のサンプル（ $N = 2,810$ ）の 2020 年での平均入場時刻の変化	44

図 3-18	25～34 歳のサンプル (N = 1,559) の 2020 年での平均入場時刻の変化	45
図 3-19	35～44 歳のサンプル (N = 1,870) の 2020 年での平均入場時刻の変化	45
図 3-20	45～54 歳のサンプル (N = 2,255) の 2020 年での平均入場時刻の変化	46
図 3-21	55～64 歳のサンプル (N = 1,389) の 2020 年での平均入場時刻の変化	46
図 3-22	65 歳以上のサンプル (N = 301) の 2020 年での平均入場時刻の変化	47
図 4-1	24 歳以下 (通勤定期利用) かつ男性の利用頻度の変化	55
図 4-2	24 歳以下 (通勤定期利用) かつ女性の利用頻度の変化	55
図 4-3	24 歳以下 (通学定期利用) かつ男性の利用頻度の変化	56
図 4-4	24 歳以下 (通学定期利用) かつ女性の利用頻度の変化	56
図 4-5	25～34 歳かつ男性の利用頻度の変化	57
図 4-6	25～34 歳かつ女性の利用頻度の変化	57
図 4-7	35～44 歳かつ男性の利用頻度の変化	58
図 4-8	35～44 歳かつ女性の利用頻度の変化	58
図 4-9	45～54 歳かつ男性の利用頻度の変化	59
図 4-10	45～54 歳かつ女性の利用頻度の変化	59
図 4-11	55～64 歳かつ男性の利用頻度の変化	60
図 4-12	55～64 歳かつ女性の利用頻度の変化	60
図 4-13	65 歳以上かつ男性の利用頻度の変化	61
図 4-14	65 歳以上かつ女性の利用頻度の変化	61
図 4-15	44 歳以下の男性 (通学定期を除く) を対象とした分析のデンドログラム	64
図 4-16	44 歳以下の男性 (通学定期を除く) のクラスター1 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差	65
図 4-17	44 歳以下の男性 (通学定期を除く) のクラスター1 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差	65
図 4-18	44 歳以下の男性 (通学定期を除く) のクラスター2 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差	66
図 4-19	44 歳以下の男性 (通学定期を除く) のクラスター2 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差	66
図 4-20	44 歳以下の男性 (通学定期を除く) のクラスター3 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差	67
図 4-21	44 歳以下の男性 (通学定期を除く) のクラスター3 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差	67
図 4-22	44 歳以下の男性 (通学定期を除く) のクラスター4 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差	68
図 4-23	44 歳以下の男性 (通学定期を除く) のクラスター4 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差	68

図 4-24	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター5 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差.....	69
図 4-25	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター5 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差.....	69
図 4-26	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター6 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差.....	70
図 4-27	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター6 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差.....	70
図 4-28	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター7 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差.....	71
図 4-29	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター7 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差.....	71
図 4-30	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター8 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差.....	72
図 4-31	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター8 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差.....	72
図 4-32	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター9 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差.....	73
図 4-33	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター9 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差.....	73
図 4-34	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター10 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差.....	74
図 4-35	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター10 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差.....	74
図 4-36	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター11 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差.....	75
図 4-37	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター11 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差.....	75
図 4-38	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター1~6 の「行く」トリップに関する平均入場時刻の差の確率密度関数.....	76
図 4-39	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター1~6 の「行く」トリップに関する入場時刻の標準偏差の差の確率密度関数.....	77
図 4-40	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター1~6 の「行く」トリップに関する平均出場時刻の差の確率密度関数.....	77
図 4-41	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター1~6 の「行く」トリップに関する出場時刻の標準偏差の差の確率密度関数.....	78

図 4-42	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター7～10 の「来る」トリップに関する平均入場時刻の差の確率密度関数.....	78
図 4-43	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター7～10 の「来る」トリップに関する入場時刻の標準偏差の差の確率密度関数.....	79
図 4-44	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター7～10 の「来る」トリップに関する平均出場時刻の差の確率密度関数.....	79
図 4-45	44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター7～10 の「来る」トリップに関する出場時刻の標準偏差の差の確率密度関数.....	80
図 4-46	45～64 歳の女性を対象とした分析のデンドログラム.....	83
図 4-47	45～64 歳の女性のクラスター1 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差	84
図 4-48	45～64 歳の女性のクラスター1 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差	84
図 4-49	45～64 歳の女性のクラスター2 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差	85
図 4-50	45～64 歳の女性のクラスター2 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差	85
図 4-51	45～64 歳の女性のクラスター3 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差	86
図 4-52	45～64 歳の女性のクラスター3 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差	86
図 4-53	45～64 歳の女性のクラスター4 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差	87
図 4-54	45～64 歳の女性のクラスター4 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差	87
図 4-55	45～64 歳の女性のクラスター5 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差	88
図 4-56	45～64 歳の女性のクラスター5 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差	88
図 4-57	45～64 歳の女性のクラスター6 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差	89
図 4-58	45～64 歳の女性のクラスター6 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差	89
図 4-59	45～64 歳の女性のクラスター7 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差	90
図 4-60	45～64 歳の女性のクラスター7 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差	

差	90
図 4-61 45～64 歳の女性のクラスター8 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差	91
図 4-62 45～64 歳の女性のクラスター8 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差	91
図 4-63 45～64 歳の女性のクラスター9 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差	92
図 4-64 45～64 歳の女性のクラスター9 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差	92
図 4-65 45～64 歳の女性のクラスター10 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差	93
図 4-66 45～64 歳の女性のクラスター10 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差	93
図 4-67 45～64 歳の女性のクラスター1～5 の「行く」トリップに関する平均入場時刻の差の確率密度関数.....	94
図 4-68 45～64 歳の女性のクラスター1～5 の「行く」トリップに関する入場時刻の標準偏差の差の確率密度関数.....	94
図 4-69 45～64 歳の女性のクラスター1～5 の「行く」トリップに関する平均出場時刻の差の確率密度関数.....	95
図 4-70 45～64 歳の女性のクラスター1～5 の「行く」トリップに関する出場時刻の標準偏差の差の確率密度関数.....	95
図 4-71 45～64 歳の女性のクラスター6～9 の「来る」トリップに関する平均入場時刻の差の確率密度関数.....	96
図 4-72 45～64 歳の女性のクラスター6～9 の「来る」トリップに関する入場時刻の標準偏差の差の確率密度関数.....	96
図 4-73 45～64 歳の女性のクラスター6～9 の「来る」トリップに関する平均出場時刻の差の確率密度関数.....	97
図 4-74 45～64 歳の女性のクラスター6～9 の「来る」トリップに関する出場時刻の標準偏差の差の確率密度関数.....	97
図 5-1 本研究で考える利用頻度の弾性図（武田ら ⁶⁰ ）を基に加筆・修正）	108
図 5-2 A 駅における 24 歳以下・男性の利用頻度の弾性図.....	109
図 5-3 A 駅における 24 歳以下・女性の利用頻度の弾性図.....	110
図 5-4 A 駅における 25～34 歳・男性の利用頻度の弾性図.....	110
図 5-5 A 駅における 25～34 歳・女性の利用頻度の弾性図.....	111
図 5-6 A 駅における 35～44 歳・男性の利用頻度の弾性図.....	111
図 5-7 A 駅における 35～44 歳・女性の利用頻度の弾性図.....	112

図 5-8	A 駅における 45～54 歳・男性の利用頻度の弾性図	112
図 5-9	A 駅における 45～54 歳・女性の利用頻度の弾性図	113
図 5-10	A 駅における 55～64 歳・男性の利用頻度の弾性図	113
図 5-11	A 駅における 55～64 歳・女性の利用頻度の弾性図	114
図 5-12	A 駅における 65 歳以上・男性の利用頻度の弾性図	114
図 5-13	A 駅における 65 歳以上・女性の利用頻度の弾性図	115
図 5-14	A 駅における性・年齢層別の各領域への分布	115
図 5-15	B 駅における 24 歳以下・男性の利用頻度の弾性図	119
図 5-16	B 駅における 24 歳以下・女性の利用頻度の弾性図	120
図 5-17	B 駅における 25～34 歳・男性の利用頻度の弾性図	120
図 5-18	B 駅における 25～34 歳・女性の利用頻度の弾性図	121
図 5-19	B 駅における 35～44 歳・男性の利用頻度の弾性図	121
図 5-20	B 駅における 35～44 歳・女性の利用頻度の弾性図	122
図 5-21	B 駅における 45～54 歳・男性の利用頻度の弾性図	122
図 5-22	B 駅における 45～54 歳・女性の利用頻度の弾性図	123
図 5-23	B 駅における 55～64 歳・男性の利用頻度の弾性図	123
図 5-24	B 駅における 55～64 歳・女性の利用頻度の弾性図	124
図 5-25	B 駅における 65 歳以上・男性の利用頻度の弾性図	124
図 5-26	B 駅における 65 歳以上・女性の利用頻度の弾性図	125
図 5-27	B 駅における性・年齢層別の各領域への分布	125
図 6-1	性・年齢層の割合	132
図 6-2	居住地別の勤務地の割合	133
図 6-3	世帯構成員人数の度数分布と累積割合	134
図 6-4	主な世帯構成の度数分布と世帯構成員人数の関係	134
図 6-5	住居の種類	135
図 6-6	世帯年収の割合	135
図 6-7	職業分類の割合	136
図 6-8	産業別の従業者数と各産業が占める割合（折れ線部は「令和 3 年経済センサス活動調査」のデータ ¹²⁹⁾ を基に筆者作成）	137
図 6-9	勤務先の企業の従業員数の割合	137
図 6-10	通勤時間の度数分布	138
図 6-11	2019 年 10 月頃の頻度が週 5 回以上だった回答者の通勤頻度の変化	139
図 6-12	2019 年 10 月頃の頻度が週 3～4 回程度だった回答者の通勤頻度の変化	140
図 6-13	2019 年 10 月頃の頻度が週 1～2 回程度だった回答者の通勤頻度の変化	140
図 6-14	2019 年 10 月頃の頻度が月 1～2 回程度だった回答者の通勤頻度の変化	141
図 6-15	2019 年 10 月頃の頻度が月 1 回未満だった回答者の通勤頻度の変化	141

図 6-16	2019 年 10 月頃の頻度が全くなかった回答者の通勤頻度の変化.....	142
図 6-17	2019 年 10 月頃の頻度が週 5 回以上だった回答者の鉄道や路線バスの利用頻度の変化	143
図 6-18	2019 年 10 月頃の頻度が週 3~4 回程度だった回答者の鉄道や路線バスの利用頻度の変化	143
図 6-19	2019 年 10 月頃の頻度が週 1~2 回程度だった回答者の鉄道や路線バスの利用頻度の変化	144
図 6-20	2019 年 10 月頃の頻度が月 1~2 回程度だった回答者の鉄道や路線バスの利用頻度の変化	144
図 6-21	2019 年 10 月頃の頻度が月 1 回未満だった回答者の鉄道や路線バスの利用頻度の変化	145
図 6-22	2019 年 10 月頃の頻度が全くなかった回答者の鉄道や路線バスの利用頻度の変化	145
図 6-23	通勤手当の変化	146
図 6-24	利用券種の変化	147
図 6-25	出社するよりもテレワークを行いたいことの回答結果の集計.....	149
図 6-26	鉄道や路線バスを利用する際の不安感の回答結果の集計.....	150
図 6-27	安全な公共交通の乗り方を呼びかけるポスター（日本モビリティ・マネジメント会議のホームページ ¹⁴¹⁾ よりダウンロードおよび引用）	150
図 6-28	通勤途中に寄り道して行う用事を控えることの回答結果の集計.....	151
図 6-29	用事は居住の区内で済ませたいと思うことの回答結果の集計.....	152
図 6-30	テレワークよりも出社することの推奨の回答結果の集計.....	153
図 6-31	COVID-19 の感染状況による出社かテレワークかの柔軟な選択の回答結果の集計	154
図 6-32	出社しなければ行えない業務の多さの回答結果の集計.....	155
図 6-33	性別と 2021 年での利用頻度の関係	156
図 6-34	世帯収入と 2021 年での利用頻度の関係	156
図 6-35	年齢層と 2021 年での利用頻度の関係	157
図 6-36	同居者と 2021 年での利用頻度の関係	158
図 6-37	自動車保有台数と 2021 年での利用頻度の関係.....	158
図 6-38	職業と 2021 年での利用頻度の関係	159
図 6-39	勤務先の企業規模と 2021 年での利用頻度の関係.....	160
図 6-40	業種と 2021 年での利用頻度の関係	161
図 6-41	通勤手当と 2021 年での利用頻度の関係	162
図 6-42	利用券種の変化と 2021 年での利用頻度の関係.....	162
図 6-43	出社よりもテレワークを行いたいことと 2021 年での利用頻度の関係.....	163

図 6-44	鉄道や路線バスを利用する際の不安感と 2021 年での利用頻度の関係.....	163
図 6-45	通勤途中に寄り道して行く用事を控えることと 2021 年での利用頻度の関係	164
図 6-46	用事は居住の区内で済ませたいと思うことと 2021 年での利用頻度の関係.	164
図 6-47	テレワークよりも出社することの推奨と 2021 年の利用頻度の関係.....	165
図 6-48	COVID-19 の感染状況による出社かテレワークかの柔軟な選択と 2021 年の利 用頻度の関係.....	165
図 6-49	出社しなければ行えない業務の多さと 2021 年の利用頻度の関係.....	166
図 6-50	性別と 2023 年での利用頻度の関係	166
図 6-51	世帯収入と 2023 年での利用頻度の関係	167
図 6-52	年齢層と 2023 年での利用頻度の関係	167
図 6-53	同居者と 2023 年での利用頻度の関係	168
図 6-54	自動車保有台数と 2023 年での利用頻度の関係.....	168
図 6-55	職業と 2023 年での利用頻度の関係	169
図 6-56	勤務先の企業規模と 2023 年での利用頻度の関係.....	169
図 6-57	業種と 2023 年での利用頻度の関係	171
図 6-58	通勤手当と 2023 年での利用頻度の関係	172
図 6-59	利用券種の変化と 2023 年での利用頻度の関係.....	172
図 6-60	出社するよりもテレワークを行いたいことと 2023 年での利用頻度の関係.	173
図 6-61	鉄道や路線バスを利用する際の不安感と 2023 年での利用頻度の関係.....	173
図 6-62	通勤途中に寄り道して行く用事を控えることと 2023 年での利用頻度の関係	174
図 6-63	用事は居住の区内で済ませたいと思うことと 2023 年での利用頻度の関係.	174
図 6-64	テレワークよりも出社することの推奨と 2023 年の利用頻度の関係.....	175
図 6-65	COVID-19 の感染状況による出社かテレワークかの柔軟な選択と 2021 年の利 用頻度の関係.....	175
図 6-66	出社しなければ行えない業務の多さと 2023 年の利用頻度の関係.....	176
図 6-67	因果構造の仮説.....	177
図 6-68	2021 年における利用頻度の変化に関するパス図.....	178
図 6-69	2023 年における利用頻度の変化に関するパス図.....	182
表 1-1	交通行動に関連するビッグデータの概要（国土交通省「総合都市交通体系調査 におけるビッグデータ活用の手引き【第 1 版】」 ²⁹⁾ より引用）	11
表 3-1	使用する改札通過データの概要	32
表 3-2	用いる説明変数についての相関行列	48
表 3-3	利用頻度の減少についての重回帰分析で得られた回帰係数.....	48

表 3-4	利用頻度の減少についての重回帰分析で得られた分散分析表.....	48
表 3-5	サンプルを限定した上で用いる説明変数についての相関行列.....	49
表 3-6	平均入場時刻の変化についての重回帰分析で得られた回帰係数.....	50
表 3-7	平均入場時刻の変化についての重回帰分析で得られた分散分析表.....	50
表 4-1	性・年齢層別の高頻度利用継続者の割合	63
表 4-2	44 歳以下の男性（通学定期を除く）の各クラスターでの変化の特性とその総量	81
表 4-3	45～64 歳の女性の各クラスターで変化の特性とその総量.....	98
表 5-1	使用する A 駅の改札通過データの概要.....	104
表 5-2	4 年分の利用の有無と利用枚数の総数	105
表 5-3	2018 年，2019 年ともに通勤定期利用だった人の利用頻度の変化.....	106
表 5-4	4 年分の利用の有無と利用枚数の総数	117
表 5-5	2018 年，2019 年ともに通勤定期利用だった人の利用頻度の変化.....	118
表 6-1	調査概要	130
表 6-2	主な調査項目	131
表 6-3	居住地と勤務地の組み合わせ	133
表 6-4	利用頻度に関する月換算対応表	178
表 6-5	2021 年における利用頻度の変化に関するパス係数.....	179
表 6-6	2023 年における利用頻度の変化に関するパス係数.....	182

1. 序論

1.1. 背景

1.1.1. COVID-19 の流行状況

COVID-19 は、2019 年 12 月に中国・武漢市で 1 例目の陽性者が報告されて以降、数か月で瞬く間にパンデミックとなった¹⁾。2020 年 1 月 30 日には、世界保健機関 (World Health Organization: WHO) が「国際的に懸念される公衆衛生上の緊急事態」(Public Health Emergency of International Concern: PHEIC) を宣言し²⁾、その後、日に日に世界各国で新規陽性者数が増加すると、移動や入国の制限の他、ロックダウンの措置を採る国もあった³⁾。

わが国においても、2020 年 1 月 15 日に 1 例目の陽性者が確認された¹⁾。そして、同年 4 月から 5 月にかけて初めての緊急事態宣言が発出され、以後陽性者数の増減とともに、緊急事態宣言やまん延防止等重点措置が繰り返し発出・適用された。これらによって、各期間中には、不要不急の外出の自粛や学校の休校、人が多く集まる場所の規制など、多岐にわたる行動の制限が都道府県知事から要請された。このような制限とともに、基本的な感染対策や新たな生活様式、新たな働き方が提唱され⁴⁾、手洗い・手指消毒の奨励に加えて、密集・密接・密閉といった「3 密」を回避して身体的距離を確保するよう、市中で呼びかけられるようになったのは記憶に新しい⁵⁾。

本研究では、COVID-19 の流行を契機とした公共交通、とりわけ鉄道の利用の変化に着目していくが、本項でははじめに、COVID-19 の流行について、新規陽性者数の推移と政府や地方自治体の対応状況を整理する。

まず、全国の日ごとの新規陽性者数の推移を、厚生労働省のオープンデータ⁶⁾を基にして、2020 年と 2021 年については図 1-1 に、2022 年と 2023 年については図 1-2 にそれぞれまとめる。これらの図から、新規陽性者数の増減の波は数か月周期であることが見て取れる。特に、どの年でも 8 月を中心とした夏頃や、年末年始から年明け以降にかけての冬頃に新規陽性者数が多くなっている傾向にある一方で、夏前や秋頃から年末年始にかけては新規陽性者数が比較的落ち着いている傾向にあるといえる。また、そうした波を経るごとに新規陽性者数のピークが大きくなっていることも、同時に見て取れる。

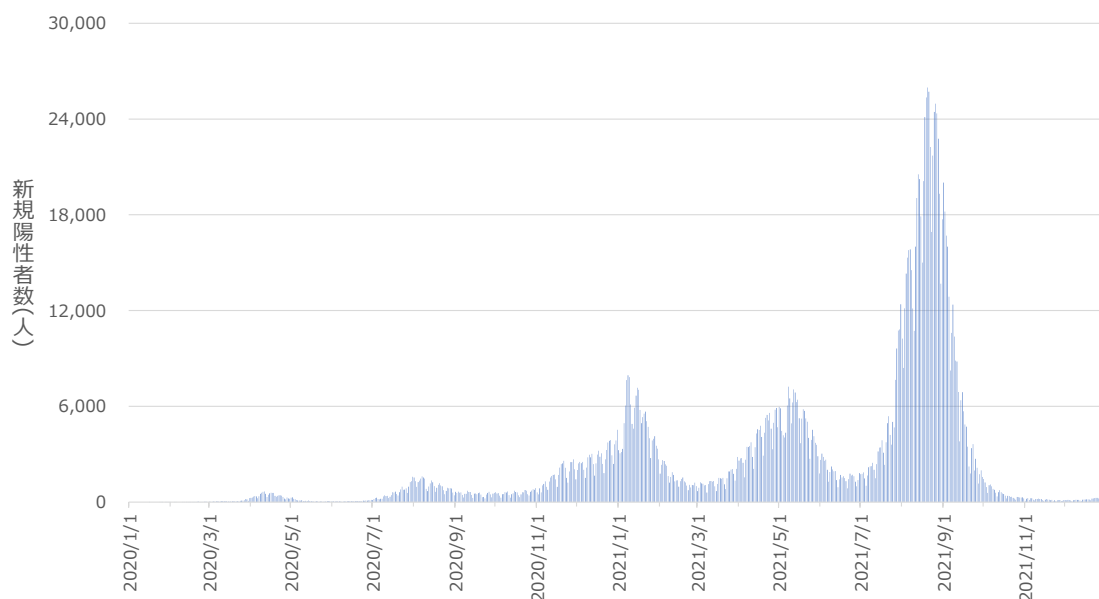


図 1-1 2020 年と 2021 年の日ごとの COVID-19 新規陽性者数の推移（厚生労働省オープンデータ「新規陽性者数の推移（日別）」のデータ⁶⁾を基に筆者作成）

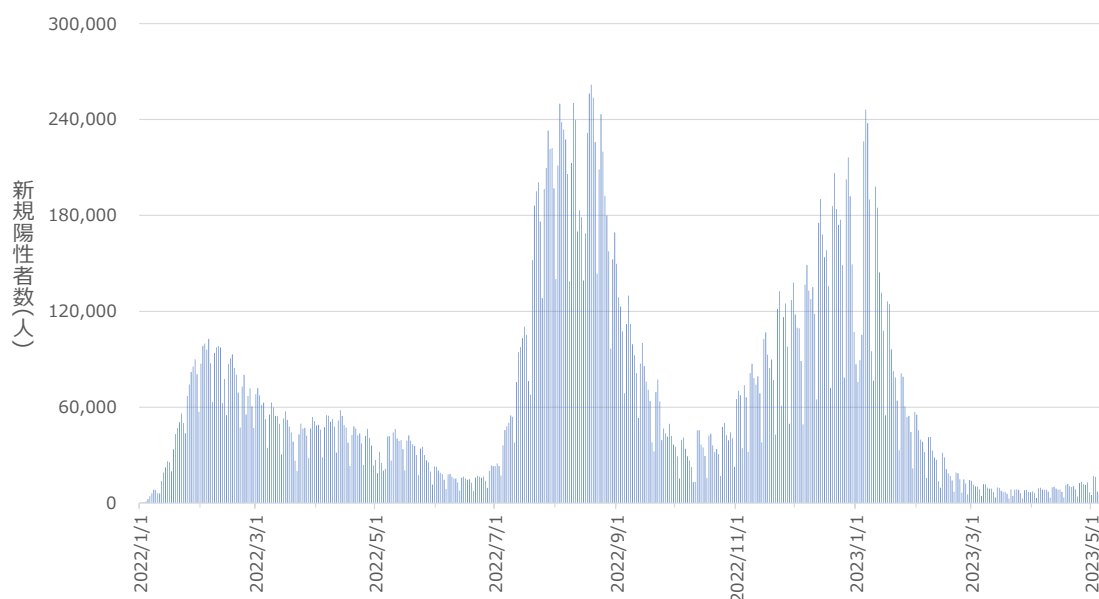


図 1-2 2022 年と 2023 年の日ごとの COVID-19 新規陽性者数の推移（厚生労働省オープンデータ「新規陽性者数の推移（日別）」のデータ⁶⁾を基に筆者作成）

次に、政府や地方自治体の COVID-19 の流行への対応として、緊急事態宣言の発出やまん延防止等重点措置の適用の期間を、図 1-3 にまとめる。この図は、令和 4 年版犯罪白書⁷⁾で表された図に、内閣官房ホームページ⁸⁾に掲載されている情報を筆者が加筆したものである。また、同時期の主な出来事も図中に併記した⁹⁾。この図より、2020 年は 4～5 月のみ緊急事

態宣言が発出されていたこと、2021年は多くの期間で都市部を中心に緊急事態宣言の発出やまん延防止等重点措置の適用がなされていたものの、10～12月にはそれらに係る要請は解除されていたこと、2022年は1～3月こそまん延防止等重点措置の適用が多く都道府県でなされていたものの、2023年も含めてそれ以降はどの都道府県においても、緊急事態宣言の発出やまん延防止等重点措置の適用はなされていないことが分かる。

なお、図1-3の期間後の主な出来事としては、2022年10月11日から開始となった全国旅行支援の実施と水際対策の緩和（入国者数の上限撤廃や個人の外国人旅行者の入国解禁）、2023年5月8日に感染症法上の位置付けを5類感染症へ移行といった事項が挙げられる。

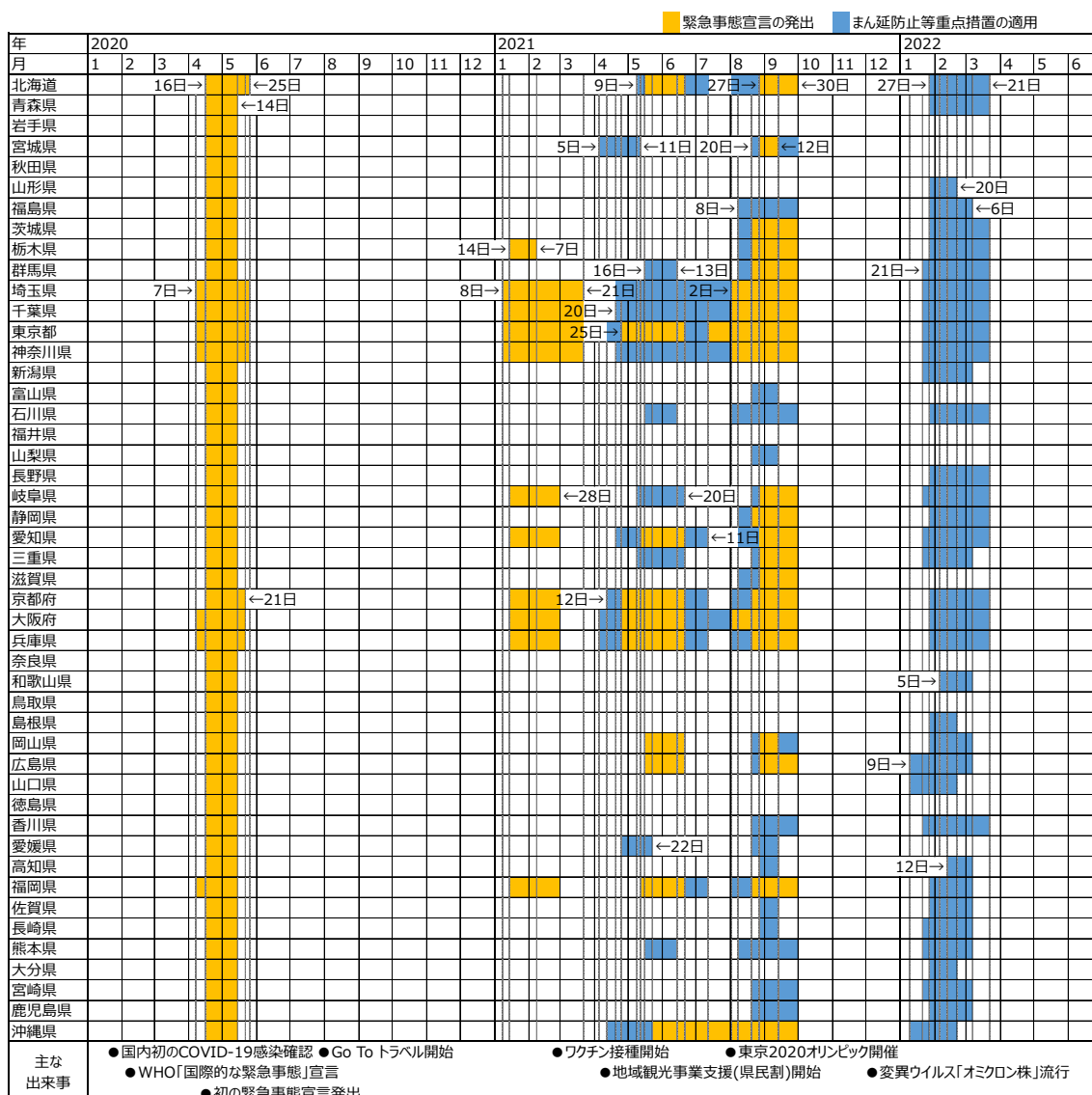


図1-3 都道府県別の緊急事態宣言の発出期間ならびにまん延防止等重点措置の適用期間の推移（令和4年版犯罪白書⁷⁾における図を参考に、内閣官房ホームページ⁸⁾に掲載の情報を基に筆者作成）

1.1.2. COVID-19の流行による人々の通勤行動の変化

前項で述べた状況下において、人々の通勤行動に着目すると、COVID-19の流行前と比べて一定量の変化があったことは、様々な調査で明らかとなっている。図1-4は、国土交通省が実施した「新型コロナウイルス感染症の影響下における生活行動調査」¹⁰⁾における活動頻度に関する調査のうち、各時点で占める勤務先における週当たりの仕事日数の割合を図示したものである。これより、COVID-19流行前には週5日勤務先で仕事をしていた人が6割を超えていたものの、1回目の緊急事態宣言が発出された2020年4月には、週0日や週1~4日と同じ3割程度に落ち込んだことが見て取れる。その後は、週5日の割合は5割前後に増加しているが、COVID-19流行前の水準には完全には戻っていないことが分かる。その反面、週0日や週1~4日といった日数は、COVID-19流行前に比べると増加しており、とりわけ週1~4日は3割前後の割合を保ち続けていることが見て取れる。

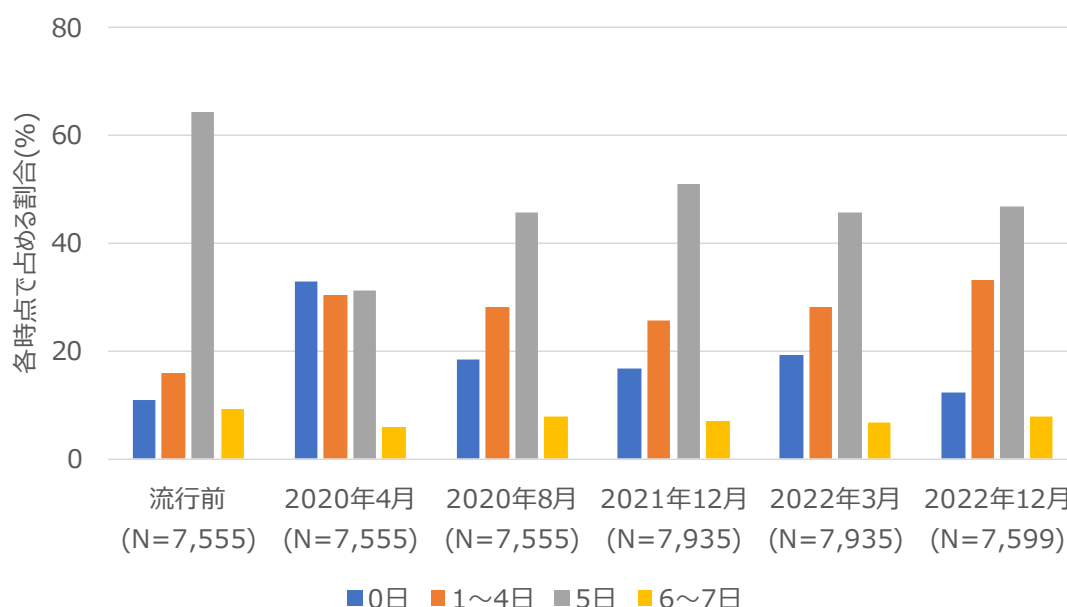


図1-4 勤務先における週当たりの仕事日数（国土交通省「新型コロナウイルス感染症の影響下における生活行動調査」¹⁰⁾の集計データを基に筆者作成）

さらに、週5日、ほぼ毎日出勤していたような人に着目すると、一部の人は毎日の出勤という習慣的な行動が崩壊してしまったともいえる。図1-5は、2020年5月から2023年7月にかけて行われた、土木計画学研究委員会「新型コロナウイルスに関する行動・意識調査」¹¹⁾のデータを基に、全10回の調査に回答した人、かつ1回目の調査で「通勤・通学は、コロナによる自粛が始まる前は、どのくらいの頻度で行っていましたか？」という問いに対して、「ほぼ毎日」と回答した人を対象として、全10回における「通勤・通学は、現在は、どれくらいの頻度で行っていますか？」という問いに対する回答結果を集計したものである。

これより、対象サンプル 117 人に対し、1 回目の緊急事態宣言が発出された 2020 年 5 月には、「ほぼ毎日」通勤・通学していた人は 7 割を切り、その後全国的な感染者数の増減や度々の緊急事態宣言の発出があった中でも、7 割台で推移していることが分かる。反対に、COVID-19 の流行前には「ほぼ毎日」通勤・通学をしていた人でも、結果としては「ほとんどない」や「全くない」に変化した人が 1 割程度いることが見て取れる。したがって、通勤や通学といった習慣的な行動について、全ての人々のそれが変化した訳ではなく、また転勤や退職など、COVID-19 の流行が原因の全てとは言いきれないものの、一部の人の人にとっては、その流行を境にして大きな変化が生じたものと考えられる。

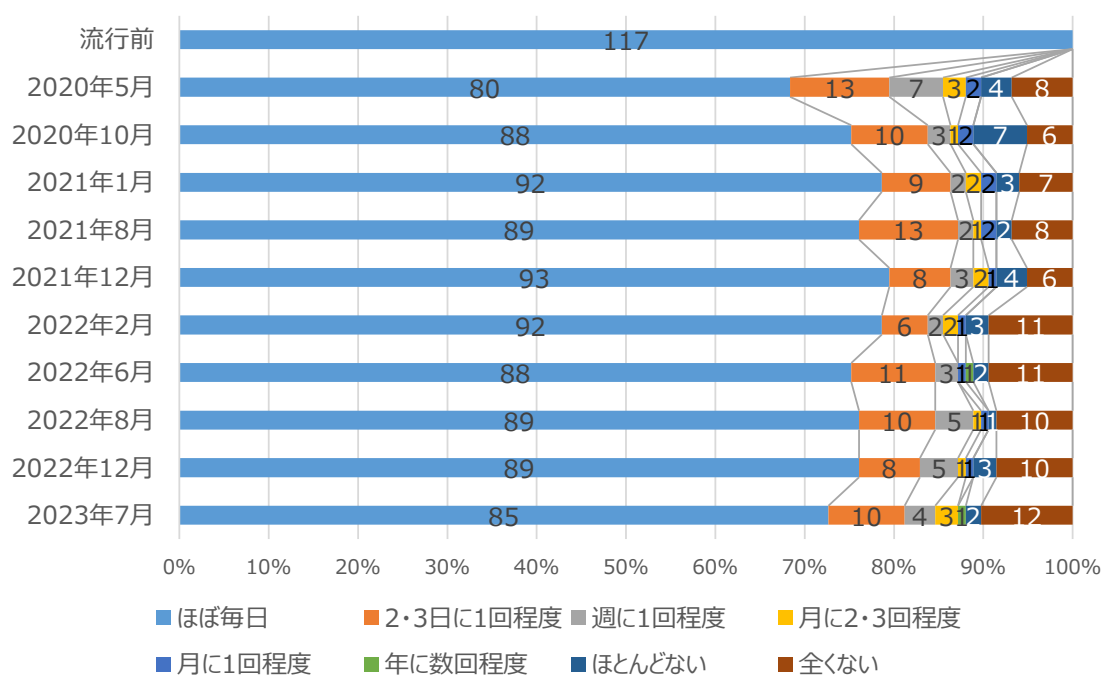


図 1-5 通勤・通学の頻度の変化（土木計画学研究委員会「新型コロナウイルスに関する行動・意識調査」¹¹⁾のデータを基に筆者作成）

但し、日本生産性本部の調査¹²⁾によると、2023 年 7 月時点の調査でテレワークの実施率は 15.5%と、それまでと微差ではあるものの、過去最低の値となった。また、同じ時点での従業員規模別のテレワーク実施率については、1,001 人以上の勤務先であれば、2023 年 1 月調査の 34.0%から 22.7%へと大きく減少した。こうした変化は、COVID-19 の感染症法上の 5 類への移行を機に、テレワークからオフィス勤務へと回帰するケースが活発になったことによるものとみられており、人々の行動、とりわけ出社に伴う通勤がどのような形態で推移していくのか、今後も注視していく必要があるだろう。

1.1.3. COVID-19 の流行による公共交通利用の変化

前項の事項から、COVID-19 の流行、それと連動した社会情勢や働き方の変化に伴い、人々にはより一層多様な通勤行動パターンが生じたものと考えられる。それと同時に、そうした人々の変化が公共交通に及ぼした影響も大きいといえる。大坂¹³⁾、¹⁴⁾によると、2020 年度の輸送人員については JR・大手私鉄とも、COVID-19 流行前のおよそ 2~4 割の減少となっている。そして、同年度の売上高については大手私鉄であればおよそ 2~4 割、JR であればそれ以上の減少となっている。路線バスについても、令和 3 年版国土交通白書¹⁵⁾や国土交通省の行った調査¹⁶⁾によると、運送収入が 3 割以上減少したと回答した事業者は、2020 年 5 月で 93%、同年 11 月で 11%、2021 年 3 月で 42%となっており、COVID-19 の流行をきっかけとした収入の減少が継続的に生じていたといえる。

鉄道事業について特筆すると、図 1-6 は鉄道輸送統計調査¹⁷⁾での月ごとの旅客数量のうち、JR 在来線（JR 旅客会社から新幹線を差し引いた数値）と大手民鉄について、出社を伴う通勤に用いられる定期利用（但し、区別できないため通学定期も含む）の旅客数量の、COVID-19 流行前である 2018 年の数値との比を取ったものである。これは、100%を上回る月であれば、2018 年の同じ月よりも多い定期利用がなされており、反対に 100%を下回る月であれば、2018 年の同じ月よりも少ない定期利用がなされていることを意味する。なお、COVID-19 の流行前として 2018 年のデータを用いたのは、2019 年だと 10 月に行われた消費税の引き上げに起因する駆け込み需要により、各年の 9 月の比が過小に算出されるためである。

このグラフより、1 回目の緊急事態宣言が発出された 2019 年 4 月や 5 月に急激な利用の落ち込みがあり、JR 在来線であれば 2018 年の同じ月に比べて 7 割程度の利用、大手民鉄であれば 6 割半ば程度の利用に留まっていたことが分かる。その後は多少の増減を繰り返しながら、2018 年の同じ月に比べて概ね 7~8 割程度で推移し、2022 年 4 月以降は JR 在来線も大手民鉄も、2018 年の同じ月に比べて 8 割を超える程度で安定していることが見て取れる。しかしながら、2020 年 3 月以降の COVID-19 の流行から、その値が 100%に戻ることは一切無く、定期利用の減少は継続的なものとなっていることが窺える。

殊に、通勤定期についてこの背景の一つとして考えられるのは、通勤定期代の支給の見直しが挙げられる。三菱総合研究所の調査¹⁸⁾によると、COVID-19 の流行前との比較で、3~5 割の企業が通勤定期代の支給を取りやめるとしており、そうした企業では通勤に係る費用を都度実費支給とするケースが多くなる見通しであるとしている。したがって、出社のために乗る機会が減少し、かつ企業からの通勤定期代の支給が無くなった人が一定数いると、それまで通勤定期代分の収入があった事業者側からすれば、大きな減収になっていることは言うまでもないことである。

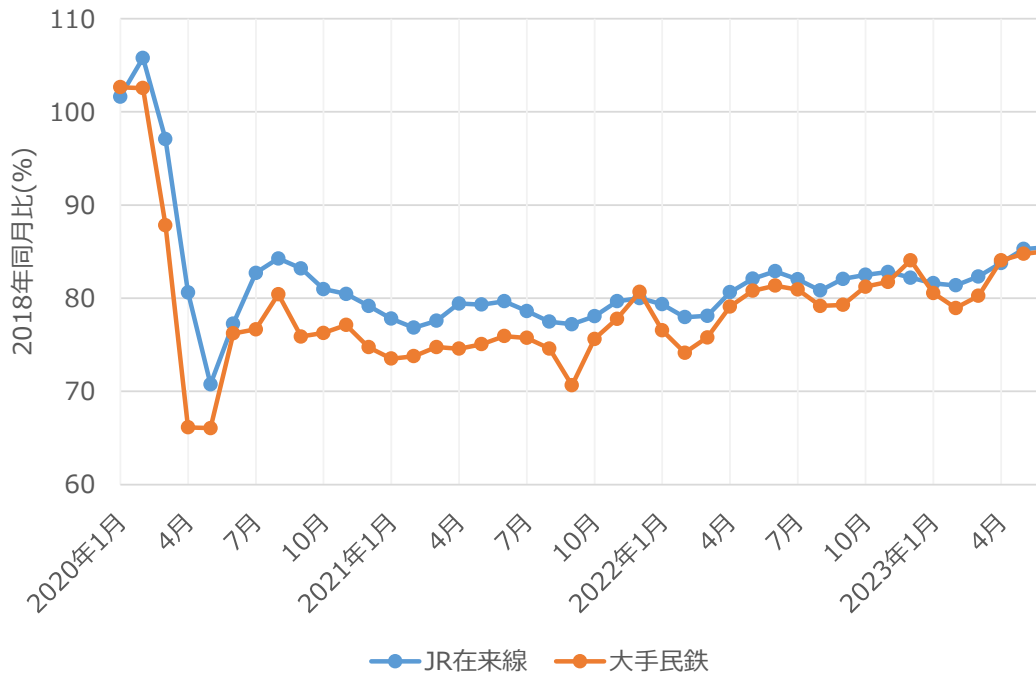


図 1-6 COVID-19 流行前後における定期利用の旅客数量の変化（鉄道輸送統計調査のデータ¹⁷⁾を基に筆者作成）

また、三井不動産東大ラボが、2022年6月に東京都市圏の4つの鉄道事業者に行ったヒアリング¹⁹⁾によると、全体として5~15%の利用減少となり、以降も完全な回復は見込めないこと、そのうち通勤需要については18~30%の減少となったことなど、厳しい現状が述べられている。一方で、こうした認識の中で、有料の着席サービスの提供や昨今のエネルギー価格や人件費の高騰も加味した運賃値上げの検討、ICカードを用いたポイント付与サービスの展開などについても言及されている。

事業者側の視点で述べるならば、わが国での公共交通事業は民間主体であり、以上に列挙したようなCOVID-19のインパクトによって、根本的にビジネスとして成立しなくなっていく危険性がある。そのため、各事業者とも交通サービスの見直しや経営面での構造改革を迫られているといえる。

1.1.4. 交通行動の調査手法の発展

わが国で長年行われてきた交通行動調査では、数%のサンプルを対象にした1日という断面的な交通行動から、大局的にその実態を把握してきた。その一例として、パーソントリップ調査が挙げられる。これは、抽出された市民の1日の行動についてアンケートを行い、それを拡大することで都市圏の交通の全体像を把握しようとするものであり、1967年に広島都市圏で初めて大規模に実施された²⁰⁾。国土交通省のまとめ²¹⁾によると、2023年3月時点で、これまでに65都市圏（東京・近畿・中京の三大都市圏の他、仙台や北部九州などとい

った地方中枢都市圏，西遠や熊本などといった地方中核都市圏，釧路や帯広などといった地方中心都市圏）で延べ 148 回実施されている．サンプルの抽出率は，3 大都市圏であれば 1～4%，それ以外の都市圏であれば 3～8%程度となっている²²⁾．

調査票の例として，2010 年に行われた第 5 回近畿圏パーソントリップ調査で使用された平日の個人票を，図 1-7 に示す²³⁾．これを順に回答していくことで，職業や年齢，自動車保有状況などを回答する世帯票と併せて，どのような人が，どのような目的で，どこからどこへ，どのような時間帯に，どのような交通手段で移動するのかを把握できるようになっている．また，図 1-7 に示したものは紙の調査票であり，郵送による調査が採られるが，近年ではインターネットの普及や環境負荷への考慮から，同様の調査項目の web 回答が進んでいる．このようにして得られたデータは，サンプルを拡大推計することで，母集団である調査エリア全体の人々の交通行動を統計的に表すこととなり，都市交通の現況把握や将来の需要予測，都市のマスタープラン作成などに役立てられている．

近畿圏パーソントリップ調査
⑧ 個人票 平日

あなたの 平成 22 年 月 日 (曜日)
平日調査日は 「調査のご説明」に記載してある調査日を記入してください

午前 3 時から翌日午前 3 時までのすべての活動・移動についてお伺いします。

国土交通省 大阪府	滋賀県 奈良県	京都府 和歌山県 神戸市	大阪府 京都市
--------------	------------	--------------------	------------

ステップ① はじめにお答えください。

世帯票であなたは
何人目に記入しましたか? 人目

調査日に家から
外出しましたか? 1 はい、外出しました → ステップ②へ
2 いいえ、外出していません → うら面へ

■記入についてお願い
・世帯票を回答した後に、黒の筆記用具で記入してください。
・回答は、()の部分(回答欄)に記入し、回答欄が「1」の場合は①(丸をつける)のように入力してください。
・A、B、Cの詳細は世帯票のうら面を参照してください。

ステップ② あなたがいた場所すべて(自宅、職場等)を順番に記入してください。

2番目の場所

その場所は?
1 自宅 2 勤務・通学先
3 その他(以下も記入してください)

場所の種類 () A から選択

住所(必ず記入)
施設名*1

そこで何をしましたか? B から選択

※1 または付近の有名な建物・目録物を記入してください
※2 その他にしたいことがあれば、すべて記入してください

ステップ③ 左で答えた場所と場所の間の「移動」についてお答えください。

移動日時

移動手段 所要時間 移動の詳細 乗り換えた駅など(2)以降の移動の出発地 乗車した車、運転者について

※高速道路の利用は分けて記入 ※鉄道駅・バス停・空港・港・高速道路(Cインターチェンジ)を記入 ※自動車(61~64)を利用した方のみ記入

移動日時 出発 到着

乗車した車は? 注
1 家の車 → 台目
2 勤務先の車 (世帯) 票5
3 その他

運転者は?
1 自分
2 家族の方
3 その他

同乗者は?
(あなたも含めて) 人

移動日時 出発 到着

乗車した車は? 注
1 家の車 → 台目
2 勤務先の車 (世帯) 票5
3 その他

運転者は?
1 自分
2 家族の方
3 その他

同乗者は?
(あなたも含めて) 人

移動日時 出発 到着

乗車した車は? 注
1 家の車 → 台目
2 勤務先の車 (世帯) 票5
3 その他

運転者は?
1 自分
2 家族の方
3 その他

同乗者は?
(あなたも含めて) 人

移動日時 出発 到着

乗車した車は? 注
1 家の車 → 台目
2 勤務先の車 (世帯) 票5
3 その他

運転者は?
1 自分
2 家族の方
3 その他

同乗者は?
(あなたも含めて) 人

移動日時 出発 到着

乗車した車は? 注
1 家の車 → 台目
2 勤務先の車 (世帯) 票5
3 その他

運転者は?
1 自分
2 家族の方
3 その他

同乗者は?
(あなたも含めて) 人

移動日時 出発 到着

乗車した車は? 注
1 家の車 → 台目
2 勤務先の車 (世帯) 票5
3 その他

運転者は?
1 自分
2 家族の方
3 その他

同乗者は?
(あなたも含めて) 人

注 複数の車を利用した場合は、記入例を参考に記入してください。既に記入済みの車と同じ場合でも、省略せずに記入してください。
8番目以降があれば、同封の「つづき記入用紙」にご記入ください。

ひきつづき、うら面 休日 調査票にも記入をお願いします。

A 建物・場所の種類	
居住系	1 住宅・寮 2 学校・教育施設・幼稚園・保育施設 3 文化施設 4 宗教施設 5 医療・厚生・福祉施設 6 事務所・会社・銀行 7 官公庁 8 問屋・卸売市場 9 小規模小売店 10 大規模小売店 11 物産直売所 12 飲食店 13 宿泊施設 14 娯楽・レクリエーション施設 15 工場・作業所 16 交通・輸送施設 17 供給・処理施設 18 倉庫 19 公園・緑地 20 海、山、川などの自然 21 商店街など(まち) 22 体育・スポーツ施設 23 農林漁業作業地・施設 24 工事現場・その他
B 活動の種類(平日)	
私的な活動	11 買物 12 「病院」等での受診・治療 13 食事・社交・娯楽 14 「送り迎え」で乗せ降ろし 15 散歩・ジョギング 16 その他日常的な活動 17 観光 18 保養 19 ハイキング・スポーツ競技 20 体験型シジャー 21 その他非日常的な活動 22 作業・修理 23 農林漁業作業 24 その他(荷物を伴わない業務) 25 その他(荷物を伴う業務)
仕事系	26 接客・配達・仕入れ・購入 27 作業・修理 28 農林漁業作業 29 その他(荷物を伴わない業務) 30 その他(荷物を伴う業務)

C 移動手段の種類	
徒歩	10 徒歩 21 車いす(手動) 31 自転車 41 原動機付自転車(50cc以下) 51 自動二輪車(50cc超)
乗車	61 軽乗用車 62 軽貨物車 63 乗用車 64 貨物自動車 71 自家用バス・貸切バス 72 路線バス 81 新幹線 82 鉄道・地下鉄・新交通・モノレール 91 タクシー・ハイヤー 92 介護タクシー・福祉有償運送 93 航空機 94 フェリー・船舶(乗船は人のみ) 95 フェリー・船舶(乗船は車等と人) 96 その他
D 移動の詳細	
移動手段が、車・バイク・自転車 → 7 から選択 路線バス・鉄道・地下鉄等 → 7 から選択 徒歩・タクシー・その他(一回答は不要です)	
A 到着地での駐車・駐輪場所	
0 駐車・駐輪しなかった 1 レンタカー・レンタサイクルを返却 2 無料 3 有料(パーキングメーター、歩道上の駐輪場等) 4 自宅・自社の車庫(車の保管場所)・駐輪場 5 目的施設の駐車場・駐輪場 6 その他(の駐輪場、駐輪場) 7 月極駐車場・駐輪場 8 目的施設の駐車場・駐輪場 9 その他(の駐輪場、駐輪場)	
1 バス・電車の乗車券の種類	
10 普通切符・現金 11 定期券(ICOCA等の定期区間含む) 12 ICOCA・PiTaPaなどのICカード 13 回数券・回数カード、その他 14 敬老バス・福祉乗車証(無料・割引含む)	

図 1-7 2010 年に行われた第 5 回近畿圏パーソントリップ調査の平日の個人票 (大阪府ホームページ 23)より引用)

しかし、実際は、1日の交通行動を拡大推計するだけでは表すことの難しい、多様な個人による多様な選択がなされているといえる。例えば、サンプルに含まれる個人でも、回答した交通手段や行動時刻以外を選択することがある場合や、サンプルに含まれておらず、個人属性や行動パターンが大きく異なるような個人同士が、同一の交通手段や行動時刻を選択する場合である。すなわち、教科書的な従来手法による交通行動調査で指摘される課題の一つとして、不安定な変動を除去して得られる安定した状態から、交通行動の平均的な関係を抽出するという、断面データのみを用いた交通行動分析のアプローチには限界があることが挙げられる²⁴⁾。したがって、社会情勢の変化が激しい昨今で、従来の交通行動調査を基にした分析では、個人の習慣的な交通行動の変動や変容可能性といった、多様な需要の全てを捉えることが難しいものと考えられる。

これに対して、近年ではITが著しく進展していることから、個人ごとの交通行動データを長期間大量に取得できるようになり、すなわち様々な技術を用いてそのビッグデータを取得する手法が考えられている。例えば、交通行動調査の一つである大都市交通センサスの利用者調査では、2015年度の第12回まで、前述のパーソントリップ調査と同様、サンプル調査として回答者の調査日における利用のみを把握していた。ところが、2021年度に行われた第13回では、全数調査として鉄道ICカードの利用実績を基に集計する手法に切り替えている²⁵⁾。これにより、標本誤差の影響を受けない調査結果が得られるようになっている。他にも、スマートフォンやGPSロガーを用いて、それらを所持している個人の位置や時刻などを取得する方法も存在する。こうしたデータ収集の即時性や大量性、精確性などがビッグデータの特性であり、したがって、被験者負担や調査コストを軽減しながら、個人の長期的な交通行動を精確に把握できる手法といえる^{26), 27)}と同時に、既存の公的統計では捉えきれなかった新たな知見を得ることが期待されている²⁸⁾。

最後に、古典的な交通行動調査の手法としてのパーソントリップ調査のデータ特性と、近年交通行動調査に応用されているビッグデータの特性を比較、整理するために、交通行動に関連するビッグデータの概要を表1-1に示す²⁹⁾。各データの特徴から、ビッグデータは、データの量や取得頻度の点で有利であるといえる。具体的には、多くのデバイス所持者やサービス利用者がいることによる大量のサンプルを対象とでき、そしてそれは都市圏単位に限定されないこと、調査自体も時間的な制約は存在せず、常時データを取得できることが強みである。一方で、パーソントリップ調査によるデータは、データの質の点で有利であるといえ、具体的には、個人属性やトリップ目的、利用交通手段の特定が直接的に把握できることが強みである。

表 1-1 交通行動に関連するビッグデータの概要（国土交通省「総合都市交通体系調査におけるビッグデータ活用の手引き【第1版】」²⁹⁾より引用)

		データの元情報	対象者	主な分析項目	位置情報単位	計測時間間隔	移動手段	移動目的	個人属性	
交通 関連 連 ビ ッ グ デ ー タ	全手段	携帯電話 基地局データ	携帯電話が基地局と 更新した履歴	各キャリアの携帯 電話利用者	OD 滞留人口	基地局単位 数百m～数km	1時間	一部推定 可能	—	性, 年齢
		GPSデータ	スマートフォン等の GPSで測位した緯度 経度情報	特定のアプリの利 用者	OD 滞在時間 利用経路	緯度経度単位	数分～	一部推定 可能	一部推定 可能	性, 年齢等把 握可能な場合 あり
		Wi-Fiアクセス ポイントデータ	Wi-Fi機能を使用し ている携帯電話が Wi-Fiアクセスポ イントと交信した履歴	各Wi-Fiサービ スの利用者	OD 滞在時間 利用経路	アクセスポ イント 単位	数秒～	一部推定 可能	—	—
	鉄道 バス	交通系ICカード データ	改札等でICカード リーダーで読み取 ったICカード利用 履歴	鉄道, バスの乗 車時のICカード 利用者	駅間OD バス停間OD	駅・バス停	数秒～	鉄道・バス	—	性, 年齢等把 握可能な場合 あり
	歩行者	カメラの画像検 出	カメラで撮影した画像	特定地点を通過 した人全て	地点交通量	特定地点	数秒～	歩行者	—	性, 年齢等把 握可能な場合 あり
PT調査		統計的精度を確保し たアンケート調査 (10年に一度程度実 施)	都市圏居住者2 ～10%の抽出 率	OD 滞留人口	ゾーン	1分～	○	○	性, 年齢, 世 帯構成等	

1.2. 用語の定義

本研究で述べる一般名詞や交通計画に用いられる用語には、文献や使用時の文脈によつて、複数の解釈のできるものがある。そうした用語について、本研究では、それぞれ以下のように引用および定義する。

➤ 公共交通

文献や使われる文脈によって、どの交通具までを指すのかが異なるものと考えられる。例えば、地域公共交通の活性化及び再生に関する法律の第2条で、地域公共交通は「地域住民の日常若しくは社会生活における移動又は観光旅客その他の当該地域を来訪する者の移動のための交通手段として利用される公共交通機関をいう」と定義され³⁰⁾、これには鉄道や軌道、バス、タクシー、フェリーなどが含まれる³¹⁾。他方で、国際公共交通連合 (International Association of Public Transport: UITP) が MaaS (Mobility as a Service) に関する議論の際に、図 1-8 のような公共交通の再定義を示した³²⁾。この中で、鉄道やトラム、バス、メトロなど大量性や公共性の高い乗り物はもちろん、輸送力としては小さいながらも公共性の高い、カーシェアやシェアサイクルも公共交通に加えた考え方も存在する。

そこで、後述する分析対象として、わが国における都市部と郊外部の間の移動、さらに分析の多くは通勤需要に着目することから、数多の交通具が公共交通と定義されている中でも、本研究では、鉄道や路線バスを特に指して用いることとする。

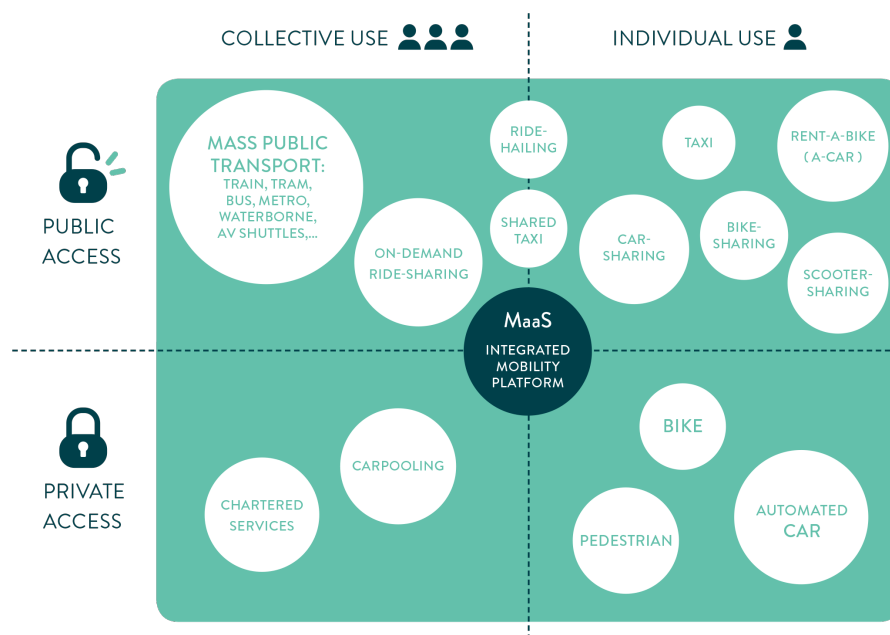


図 1-8 公共交通の再定義 (International Association of Public Transport (UITP): MOBILITY AS A SERVICE³²⁾より引用)

➤ 異質性

飯田・北村³³⁾に示されているように、個人間の差異を表す言葉として用いる。既往研究での使われ方は第2章第3節で述べるが、本研究では具体的に、人々の交通行動の中でも、鉄道をはじめとした公共交通の利用が、平均的に、あるいは一律に変化するというわけではなく、個人によって多様な変化をしている様子を意図して用いる。

➤ ビッグデータ

英語では **big data** と表記し、文字通り「巨大な」データであるのだが、この形容詞がどのくらいの範囲のことを指しているのか、文献によって定義は曖昧である。ただ、情報通信白書³⁴⁾では、個人や企業、政府の3つの主体が生成し得るデータに着目して、ビッグデータの定義や範囲について、大きく4つに分類している。

一つ目は、国や地方公共団体が提供する「オープンデータ」である。これは、政府や地方公共団体などが保有する公共情報について、データとしてオープン化を強力的に推進することとされているものとしている。

二つ目は、暗黙知をデジタル化・構造化したデータ（「知のデジタル化」）である。これは、農業やインフラ管理、ビジネスなど、産業や企業が持ち得るパーソナルデータ以外のデータとしている。

三つ目は、M2M (Machine to Machine) から吐き出されるストリーミングデータ（「M2M

データ) である。これは、例えば、生産現場における IoT 機器から収集されるデータや、橋梁に設置された IoT 機器からの歪みや振動といったセンシングデータなどとしている。なお、知のデジタル化と M2M データを合わせて、産業データと呼ばれている。

四つ目は、個人の属性に係る「パーソナルデータ」である。これは、個人の属性情報や移動・行動・購買履歴、ウェアラブル機器から収集された個人情報その他、特定の個人を識別できない様に加工された人流情報、商品情報なども含まれるとしている。

本研究では、個人の交通行動データを扱うため、主に上述のパーソナルデータの意味と範囲で用いることとする。

➤ 改札通過データ

交通系 IC カードが鉄道駅の自動改札機にタッチされた記録データとする。他にも磁気券の利用が考えられるが、データを提供いただいた事業者では、普及とともにほぼ全ての利用者がカードによる乗降をしているとのことから、本研究ではビッグデータの一つとして、この記録データを分析する。

➤ テレワーク

日本テレワーク協会³⁵⁾によると、「情報通信技術を活用した、場所や時間にとらわれない柔軟な働き方」と定義されている。また、これには自宅利用型テレワーク（在宅勤務）、移動中や移動の合間に行うモバイルワーク、サテライトオフィスやコワーキングスペースといった施設利用型テレワークの他、リゾートで行うワーケーションを含めた総称であるとされる。様々な呼称が存在するものの、本研究でも勤務先に出社するか否かという二極の働き方を意図して、勤務体系としては出社、あるいはテレワークという表現を用いることとする。但し、既往研究の整理においては、本文中での表現を極力尊重し、在宅勤務やリモートワークといった表現も用いる。

1.3. 目的と構成

本章第1節で述べたような事項から、COVID-19の流行を契機として、人々の活動や交通行動はより一層多様になったと考えられること、それらは今もなお不安定な状態にあること、そうした変化をデータとして長期的で大量に取得できる手法が発展してきたことが、特筆すべき事項として挙げられる。そこで、本研究では、COVID-19の流行による個人の交通行動の変化という、改札通過データを利用した現象分析を通して、交通行動分析における改札通過データの活用可能性を明らかにすることを目的とする。これは、大量性及び精確性を兼ね備え、個人の利用ごとに鉄道の利用状況が記録される改札通過データの特性を活かしたものであり、数あるビッグデータのうち改札通過データを取り上げることの妥当性である。

研究目的を達成するために、改札通過データによる分析として以下のⅠ～Ⅲを、それだけでは分からない要因を示すための分析として以下のⅣを、順に行っていく。

I. 習慣的な鉄道利用減少の特性に関する分析

改札通過データを用いて、社会情勢の変化に伴う鉄道駅の利用状況の変化のうち、習慣的な鉄道利用が減少したと考えられる個人ごとの利用頻度や利用時刻の変化に着目した上で、何人の利用者数が減ったという量的な事実だけでなく、利用者に関する質的な理解を得ることを想定した、習慣的な鉄道利用減少の特性を明らかにする。

II. 鉄道駅の改札通過時刻に着目した鉄道利用の変化に関する分析

性・年齢層別に大局的な鉄道利用の変化を調べた後、Iの分析で行うような利用者の平均的な関係性を見るのではなく、COVID-19の影響があったにも関わらず高い利用頻度に変化しなかった人に着目した上で、利用時刻という点での利用形態の変化の詳細をいくつかのグループに分類し、変化の傾向とその総量を明らかにする。

III. 鉄道利用頻度の経年的変化に関する分析

IおよびIIの分析で用いたデータは、1つの駅における2年分のデータであったが、それを時空間的に拡張し、複数の駅において、複数時点での改札通過データから得られる鉄道の利用頻度が、あまり変化しなかった、変化した中でも元に戻った、あるいは戻らなかったという個人ごとの経年的な変化を分類し、その変化は多様で異質なものであることを明らかにする。

IV. 就業者の多様な移動需要の実態とその影響要因に関する分析

IからIIIの分析は、特定の駅における期間中全ての利用者のデータを取得できる点で、改札通過データという「量」に強みのあるビッグデータを用いて、その分析によってデータ活用の有効性を示した。しかしながら、結果として顕在化した、頻度や時刻といった結果が発現することの要因、言うならば「質」の部分の深度化について、改札通過データのみでは限界があるといえる。そこで、就業者の通勤行動について、IからIIIの分析を補完することを意図し、独自に行ったWebアンケート調査の結果から、個人属性や職業の状態といった客観的な事実以外にも、個人の意向ならびに企業規範や働き方といった事項も変数に用いた上で、鉄道や路線バスの利用の変化に関する因果関係を明らかにする。

以上の事項を踏まえ、本研究を次のように構成する。まず、第1章(本章)では、COVID-19の流行状況をまとめた後、COVID-19の流行による人々の通勤行動や公共交通利用の変化をまとめる。加えて、交通行動の調査手法の変遷からビッグデータの利用可能性をまとめる。そして、本研究で用いる用語の定義を行った後、これらの背景を基に本研究の目的を設定し、本研究の構成を述べる。

第2章では、第1章で述べる事項の有用性や意義を、既往研究の整理によって補い、本研

究の位置付けを明確にする。

第3章では、分析Ⅰについて述べたように、社会情勢の変化に伴う鉄道駅の利用状況の変化のうち、習慣的な鉄道利用が減少したと考えられる個人ごとの利用頻度や利用時刻の変化に着目した上で、何人の利用者数が減ったという量的な事実だけでなく、利用者に関する質的な理解を得ることを想定した、習慣的な鉄道利用減少の特性を明らかにする。

第4章では、分析Ⅱについて述べたように、性・年齢層別に大局的な鉄道利用の変化を調べた後、COVID-19の影響があったにも関わらず高い利用頻度が変化しなかった人に着目した上で、利用時刻という点での利用形態の変化の詳細をいくつかのグループに分類し、変化の傾向とその総量を明らかにする。

第5章では、分析Ⅲについて述べたように、用いるデータを時空間的に拡張し、複数の駅において、複数時点での改札通過データから得られる鉄道の利用頻度が、あまり変化しなかった、変化した中でも元に戻った、あるいは戻らなかったという個人ごとの経年的な変化を分類し、その変化は多様で異質なものであることを明らかにする。

第6章では、分析Ⅳについて述べたように、就業者の通勤行動について、第3章から第5章を補完することを意図し、独自に行った Web アンケート調査の結果から、個人属性や職業の状態といった客観的な事実以外にも、個人の意向ならびに企業規範や働き方といった事項も変数に用いた上で、公共交通である鉄道や路線バスの利用の変化に関する因果関係を明らかにする。

第7章では、改札通過データを用いた第3章から第5章における分析、ならびにそれを補完する形の第6章における分析を基に、改札通過データを交通行動分析に用いることの有用性、限界、ならびに今後のデータ活用への示唆といった、改札通過データの利活用に関する議論をまとめる。

最後に、第8章では、それまでの分析で得られた知見を中心に、本研究全体のまとめを行い、実践的、あるいは政策的な議論を通して今後の展望を記述する。

以上の流れを表したものが、図 1-9 である。

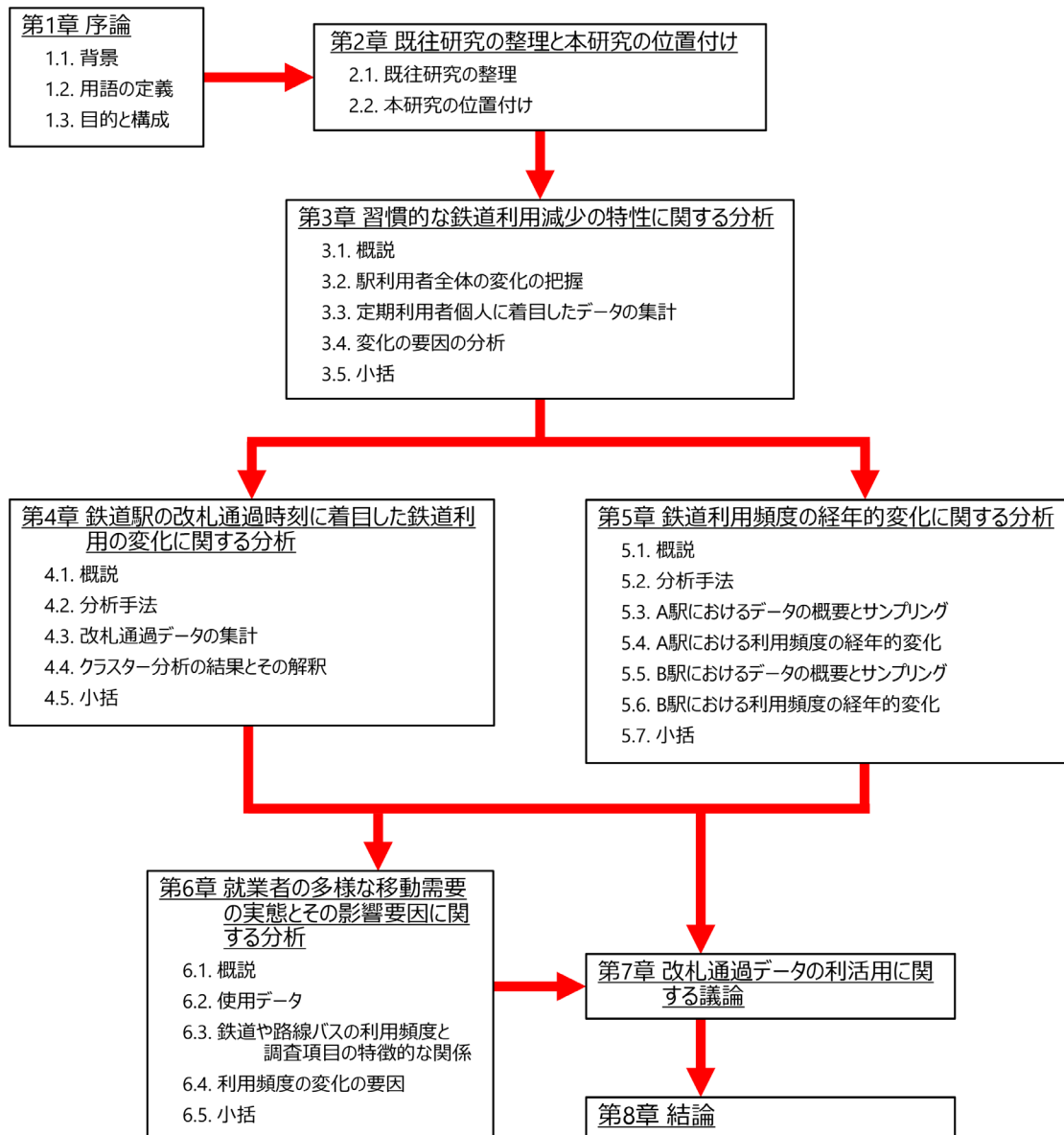


図 1-9 本研究の構成

2. 既往研究の整理と本研究の位置付け

2.1. 既往研究の整理

本章では、既往研究の整理を通して、未だ取り組まれていない研究課題を明確にし、本研究の位置付けを明確に定義する。既往研究の整理に際しては、はじめに変動や習慣性、異質性といった交通行動に関する古典的な概念を扱う研究を整理し、続けて COVID-19 の流行による交通行動の変化に関する昨今の研究を整理する。最後に、技術的な話題として、IT を応用して得られる交通関連のビッグデータを用いた研究についても整理する。とりわけ、COVID-19 による交通行動の変化と、ビッグデータの利用という事項は、本研究の本質的な部分であるため、これらに関して、既往研究では何をどうやってどこまで明らかにされているのか、それに対して本研究が明らかにしようとすることは何かという、既往研究との関係性を明確にしておくことは、重要であると考えられる。

2.1.1. 交通行動の変動に関する研究

交通行動における変動に関する初期の研究として、Hanson and Huff³⁶⁾は、交通行動の全変動は個人間の差に起因する変動と、個人内の経時的な差に起因する変動があるとしている。そして、その各々に対して、本質的に非観測な分散と、観測される分散に分けられることを述べている。

こうした変動以外にも、マクロなレベルでの様々な変動要因が特定されている。Goulias³⁷⁾は、758 世帯 1201 人分に対して 2 日間の交通行動を尋ねたデータを用いて、生活、扶養、余暇、移動という 4 つの活動を基に 1 日の時間分配を考えた多層分析を行っている。そして、全ての変動要因に対して世帯間変動が 1/3 以上の比率を占めることを明らかにしている。また、客観的な要因が変動に影響を及ぼしていることに関する研究として、野口³⁸⁾は、鉄道駅の端末交通について、晴天時または雨天時における交通手段の選択状況や所要時間、満足度などを比較し、天候による意識や行動の変化を考察している。その中では、雨天時の二輪車とバス選択者、また駅から 2.5~3.0km の地域の居住者にとって、端末交通手段の効用が低くなることが示されている。

さらには、高山・塩土³⁹⁾は、通勤者の手段選択について、天候や道中での所用、免許・自動車保有の有無、目的地などの要因が日変動に影響を及ぼしていることを明らかにしている。そして、その結果から、公共交通計画の立案、とりわけ公共交通の利用促進に向けては、そうした手段変更の理由を反映させた弾力的な需要予測を行う必要があると結論付けている。加えて、曜日による変動についても研究されており、杉恵・芦沢⁴⁰⁾は、宇都宮都市圏における 1 週間の連続した活動日誌調査のデータを用いて、買物・私用目的での曜日による変動を示している。その結果、週末の土曜日や日曜日には他の曜日に比べて顕著な変化がある他、平日においても若干の変動がみられたとしている。

ところで、北村²⁴⁾は、巨視的に観測された系における交通行動の安定した均衡状態を対象に、断面データを用いて平均的な関係を抽出しようとしてきたこれまでのアプローチに

は限界があると指摘している。その上で、変動という概念を「差異」、「変化」、「変動」に集約している。そして、それぞれを以下のように整理し、変動解析の重要性と交通現象の動的分析の可能性について考察している。

- 「差異」とは、一断面における個体間の変動のことであり、典型的なものとして性別、年齢職業、免許保有など、個人属性の差異があるとしている他、観測対象となる個体が道路区間の場合には、時間交通量のばらつきが該当するとしている。
- 「変化」とは、経時的変動のことであり、特定の個体の（離散もしくは連続的）状態が、時間の経緯の中異なったものへと推移した場合のことであるとしている。この背後には、現象に影響を与える要因の変化があると考えられ、例えば、個人の平均生成トリップ数が増加するという変化の背景には、自動車の新規購入により、自動車の利用可能性が高まったという変化があるとしている。ここでの変化は一定の方向性を持つもので、ランダムな変動は変化として捉えてはいない。
- 「変動」とは、確率過程的変動であり、天候や事故、工事、イベントなどの偶発的あるいは一過性の事象による、現象の移ろいが含まれるとしている。但し、何が確率的であるかは分析の視点、目的によるところであり、例えば天候による交通量の変動を確率的とみなす場合もあれば、天候が与えられたとして、その変動を確定的なものとして説明する場合もあるとしている。

さらに、短期的な変動に焦点を当てた際の重要な変動要因として、力石ら⁴¹⁾は、以下の4つを挙げている。

- ① 個人内変動：意思決定時の文脈の違いによって発生する変動。
- ② 個人間変動・世帯間変動：行動主体の属性の違いに起因する変動。
- ③ 経日変動：曜日等による時間的な変動。
- ④ 空間変動：活動場所や移動ルートなどの差によって生じる空間的な変動。

この整理を基に、ドイツで収集された6週間の長期的な交通日誌データを用いて、活動目的ごとに活動発生や出発時刻に関する変動の分散を求め、今後の交通行動分析において考慮していくべき変動を目的別に示している。

2.1.2. 交通行動の習慣性に関する研究

交通行動における習慣の形成メカニズムは、Gärlingら⁴²⁾によると、ある選択肢に対する肯定的な態度や評価が選択に結び付き、そしてその状態が不変であれば、選択を繰り返すということである。すなわち、はじめに肯定的な態度が形成されているとすると、意図を伴う意思決定を経て、肯定的な態度からその選択をする。それで満足する結果が得られれば、一連のスクリプトは記憶され、スクリプトベースの選択となる。これは、意図を伴う意思決定を減らせるという点で、認知的には経済的であるとされ、逆説的には選択が意図的なもので無くなることを意味する。

また、藤井ら⁴³⁾が行った道路交通シミュレーションでは、習慣的にある選択肢を利用し

続ける個人について、それ以外の選択肢のサービス水準が、実際的水準よりも低いものと認識している状態を「思い込み」と表現し、思い込みによる均衡は利用者均衡からは乖離して定常状態となることが示されている。加えて、思い込みが生じる程度に強い習慣を持つ運転者が、的確な情報を入手することにより、思い込みによる均衡が利用者均衡に向かうことも示されており、反対にそれまでの需要追随型の交通政策では、そうした思い込みや習慣を解消できないものと主張している。

人々の実際の習慣性を調べる研究として、Hanson and Huff³⁶⁾は、行動パターンの変動がどの程度規則的あるいは不規則であるかに着目し、ウプサラにおける 5 週間の交通行動データとそれから取り出した 1 週間のデータを分析および比較することで、後者のみでは行動パターンの周期性を十分に捉えきれないことを示唆している。また、Eagle and Pentland⁴⁴⁾は、長期間の行動パターンのデータに主成分分析を適用し、その上位の成分が個人の日常的な行動であることを示すことで、行動には習慣性が寄与していることを明らかにしている。これにより、モデル上で個人の主な交通行動に重み付けを行い、高い推計精度となることを確かめている。

一方、Bamberg ら⁴⁵⁾は、過去の行動のみによって将来の行動が予測されることを疑問視し、シュツットガルトに引っ越してくる人を対象にした交通行動の干渉と調査を行っている。ここでの干渉は、全ての公共交通に乗れるフリー切符や駅・バス停を記載した地図などの配布であり、そうした公共交通の利用を促す情報や注意を与えることにより、引っ越しという不安定な局面にある個人に対しては、手段選択の習慣が崩れ得ることを示している。

2.1.3. 交通行動の異質性に関する研究

交通行動モデルの課題における文脈で、飯田⁴⁶⁾は、均衡状態の実現性の問題点の一つに、利用者の行動特性は個人によって異なることを挙げている。これが交通行動における異質性であり、具体的に Iida ら⁴⁷⁾の研究での経路選択行動の実験では、経路を変えようとならない人、所要時間の変化に対応して素直に反応して変更をする人、次回の交通行動変化を見越して選択する人がいるとしている。したがって、このような多様な利用者を均質なグループとして集計的に取り扱うことに疑義を唱えており、人間の行動に関する個人間の異質性や多様性を加味した動的な非集計モデルの必要性を述べている。

また、杉恵ら⁴⁸⁾の研究では、異質性を個人の観測特性または非観測特性によって生じる交通行動の違いと解釈し、嗜好や態度、性格、動機などの観測ができないために省略されてきた非観測異質性による交通行動モデルへの影響は、重大な問題であるとしている。そこで、効用関数に非観測異質性パラメータを取り入れ、非観測異質性の考慮を手段選択モデルに組み込んでいる。選択モデルの操作による表現という点では、西井ら⁴⁹⁾は、SP データを繰り返しデータとみなした上で、選好特性を表す Mass Point を考え、それにより選択肢に対する個人の異質性に起因するバイアスを表現する推定手法と、選好特性を確率分布として表現する推定手法を提案している。一方、福田・城間⁵⁰⁾によると 2000 年代初めに確立された

Mixed Multinomial Logit (MXL)モデルも、非観測の異質性を考慮できる離散選択モデルとして用いられてきたが、個人間で個人内であれ、異質性の母集団分布に様々な確率分布を仮定した場合の式形を示しており、併せてそれぞれの特徴をまとめている。

利用者、とりわけ知覚構造の異質性を考慮した研究として、河上ら⁵¹⁾は、各交通手段の総合的評価を示す潜在変数を効用関数に挿入した交通手段の離散選択モデルを構築し、より精度の高いモデルが推定されることを示している。その中でも特に、交通サービスの変化前に利用していた交通手段を、主観的評価値の知覚構造に取り入れることが、モデルの精度向上に大きく貢献することを確認している。

その後、張ら⁵²⁾は、個人の異質な行動メカニズムを確率分布と仮定すると、異質性の表現が不十分であるとし、交通サービス水準に関する個人の嗜好構造を時間的に分割した。それにより、嗜好の個人間変動と時間的変化を同時に取り入れた手段選択モデルを構築し、個人別嗜好パラメータの推定を可能としている。

さらには、大園・室町⁵³⁾は、買物目的における消費者の行動範囲の広域化・多様化が生じているとし、人々の行動の多様性を考慮するためのパラメータ推定手法にベイズ推定法を用いている。その結果から、ベイズ推定法におけるパラメータの分散推定値を考慮することで、個人間の異質性の検討を行えることを示し、買物目的の場合のみと複数の目的の場合という、目的の違いによる各説明変数の影響度合いが異なっていることを確認している。

最後に、鈴木ら⁵⁴⁾は、横浜市金沢区富岡地区というミクロな範囲を対象エリアとして、個人の習慣性に着目し、アンケート調査による交通手段ごとの利用頻度を基にして、時間と費用を説明変数とした手段選択の平均的な関係性からでは分からない、手段選択の異質性とその要因を明らかにしている。

2.1.4. COVID-19の流行による交通行動の変化に関する研究

前章でも述べたように、COVID-19の流行が大きな契機となった行動の変化が生じているが、この数年間で多くの研究がなされており、本節では主なトピックとして通勤行動の変化、公共交通の利用の減少、交通手段の転換を取り上げる。

はじめに、通勤行動の変化という点では、廣井⁵⁵⁾は、わが国での1回目の緊急事態宣言発出直後の2020年4月中旬に、外出自粛について問うたWebアンケートを行った。その結果として、通勤目的の外出自粛には地域差が生じたが、これは個人の認知の向上以外にも、会社の判断をはじめとした様々な要素が必要となるため、公共交通機関の混雑や在宅勤務の可能性、職種の違いなどが原因であると考察している。加えて、職種の違いやテレワークの実施による変化という点では、岡田・出口⁵⁶⁾は、国土交通省が主体となって行った、オンラインのアンケート調査である「新型コロナウイルスの影響下における生活行動調査」のデータを用いて、テレワークの導入実態と就業者属性の関係を示している。その分析として、数量化Ⅱ類を用いた就業者属性の偏りに着目しており、情報通信業や学術研究の職種は、テレワークの頻度が高い傾向にあること、通勤時間が長い、あるいは世帯収入が高い就業者は、

テレワークを導入する傾向が強いことなど、テレワークの実施に大きな影響を及ぼしている事項を明らかにしている。

また、小松崎ら⁵⁷⁾は、独自調査により、従来の業務場所とリモートワークにおける業務場所を比べることで、業務活動のオンラインシフトの実態について明らかにしている。そして、これを目的変数とし、全有職者サンプルを対象にした数量化Ⅱ類によって、この要因を分析したところ、「リモートワーク義務・推奨あり」という制度的制約が非常に強い影響を持っていること、年齢階層では「60代以上」の、職種では「会社・公務員（管理職）」のカテゴリースコアが、それぞれ正に大きいことを明らかにしている。さらに、安達⁵⁸⁾は、COVID-19がもたらした関西圏における通勤行動への影響を、アンケート調査により示している。そのうち、通勤手当の支給に変化があったかどうかという調査では、およそ7割の通勤者は変化がなかったとしている一方で、1割程度の通勤者は変化あるいはその兆しを感じ取っていることを示している。

通勤形態について、三浦ら⁵⁹⁾は、東京都心部のオフィスワーカーを対象として、通勤や鉄道乗車の実態と意向を調べており、オフィスワーカーの意向が全て実現すれば、そうした層のピーク時の鉄道通勤が従来の52～73%で定着する可能性があること、既存の働き方施策のみではオフピーク利用の増加に至らないことを、それぞれ明らかにしている。そして、武田ら⁶⁰⁾は、1回目の緊急事態宣言を境に、生活行動が流行前の状態に戻ったこと、あるいは戻らなかったことを定量的に把握するため、物体の持つ弾性になぞらえた「行動弾性図」を提案し、都市類型や職業ごとに、外出率・在宅勤務率と交通行動における変化の違いを示している。分析により、三大都市圏の居住者や事務の在宅勤務実施は、COVID-19の流行前よりも増加したままであったこと、自動車による移動はCOVID-19の流行前よりも増加しており、その傾向は三大都市圏の居住者や無職の人で大きかったことを明らかにしている。

国際的に見ても、COVID-19流行初期の研究として、Shamshiripourら⁶¹⁾は、シカゴ都市圏においてSP-RP調査を行い、COVID-19流行前後で、在宅勤務を行っていない人が減少した一方で、週5日以上在宅勤務をしている人が増加したことを示しており、それまでの習慣的な交通行動の状況が一変したことを示唆している。また、Beck⁶²⁾らは、移動の規制が強化された2020年3月と、それが緩和され始めた同年5月のオーストラリアでのデータを用いて、今後も在宅勤務が継続するようであることを示した上で、在宅勤務の頻度を目的変数とした順序ロジットモデルから、通勤行動に関する人々の反応を明らかにしている。

さらには、Balbontinら⁶³⁾は、オーストラリア、南アメリカ、南アフリカという複数の地域における在宅勤務と通勤行動の日数に着目し、COVID-19の流行の影響を調べている。調査データから、現在あるいは今後の在宅勤務の必要性・選択可能性や地域を表すダミー変数などを説明変数とし、ポアソン分布を仮定した上で、在宅勤務の選択確率に関する回帰モデルを構築している。そして、このようなアプローチやシナリオ分析によって、他地域への適用できることや、COVID-19による制限の撤廃後に向けた知見となることが述べられている。そして、Balbontinら⁶⁴⁾は、COVID-19の流行を契機とした個人の態度として、在宅勤務の嗜

好、健康への懸念、公共交通機関を利用することへの懸念など6つを因子分析から導き、それらを説明変数に加えた負の二項回帰モデルによって、トリップ目的ごとに週当たりのトリップ回数への影響を調べている。この結果、在宅勤務の日数が多ければ、通勤目的のトリップは減少する一方で、大都市圏では買い物、地方部では社交、娯楽などの非通勤目的のトリップが増加する傾向にあること、但し、公共交通機関の利用に懸念を抱く就業者は、通勤目的でも非通勤目的でも、トリップが生じにくい傾向にあることなどを明らかにしている。

次に、公共交通の利用の減少という点では、Nikolaidouら⁶⁵⁾は、87都市におけるビッグデータを活用し、COVID-19の流行期間で公共交通の利用しなくなった人の割合を目的変数とした、重回帰分析を行っている。その結果、公共交通のサービス特性（2019年での待ち時間、同年での通勤トリップ中の乗り換え回数）、COVID-19の流行の重大さ（2020年での100万人当たりの死者数）、質的なサービス面（車両や駅・バス停の消毒への関心）が、正に影響を及ぼす有意な要因であること、逆に所得格差の程度を表すジニ係数は、負に影響を及ぼす有意な要因であることを明らかにしている。また、Thomasら⁶⁶⁾は、COVID-19の流行によって、態度や交通機関の利用意向がどれだけ影響を受けたかというリサーチクエスチョンの下、オーストラリアやニュージーランドの787人に対して、2020年の7月から9月にかけて調査を行った。その結果、公共交通の利用について、両国とも、また定期的・非定期的な利用者とも、COVID-19に起因する規制が撤廃された後も消極的な態度となり、COVID-19の流行前ほど十分には回復しないことが示されている。

さらには、Jenelius and Cebecauer⁶⁷⁾は、2020年春という新型コロナウイルス感染症拡大初期において、スウェーデンの主要3都市における、日ごとの公共交通機関の利用者数に対する変動を集計している。その中で、30日や90日といった長い期間の定期券の利用が、特に大きく落ち込んでいたことを示している。加えて、Tan and Ma⁶⁸⁾は、中国のソーシャルプラットフォームを活用した、個人属性や通勤の状況、COVID-19への認識などを問うた独自調査を行っている。600人を超える回答を得たそのデータを、ロジスティック回帰モデルによって分析し、職業やコロナ前の通勤手段、最寄り地下鉄駅までの徒歩の所要時間、自家用車内での感染可能性、公共交通機関での感染可能性といった要因が、コロナ拡大期における通勤者の鉄軌道を選択する行動に有意に影響していることを示している。

こうした変化を示すことは、後述するようなITとの親和性も高く、例えば阿久津ら⁶⁹⁾は、COVID-19が都市鉄道需要に与えた影響に関する分析について、輸送人員の変化や、特定の地点における滞在人口等の集計的な分析が大半を占め、個々の鉄道利用者の実行動に基づく詳細かつ定量的な分析は少ないと指摘している。その上で、自動改札データや定期券情報から、同一の鉄道利用者を特定し、利用回数の変化や居住地・勤務地別の変化、乗車時刻の変化といった観点から、通勤行動の変化を明らかにしている。同種の研究として、橋本ら⁷⁰⁾は、2018年4月～2021年10月の間での自動改札データを用いて、2019年に週4日以上鉄道を利用する人のうち、2020年には約1割が利用を止め、約1割が利用頻度を大きく減少させ、残りの約8割が利用方法を変えていないことを明らかにしている。

また、公共交通利用に関する変化の定量的な表現として、西内ら⁷¹⁾は、ICカードデータを用いた生存時間分析を行っている。具体的には、どのようなゾーン間OD利用者数、あるいはどのような利用者の利用頻度が、1回目の緊急事態宣言前の水準に戻り得るかという、利用特性ごとに利用の回復の時間的な違いを示している。そして、Almlöfら¹²⁰⁾は、スウェーデン・ストックホルムでのスマートカード所有者を対象に、2020年の春と秋の2時点での、COVID-19の流行の影響を受けた公共交通による移動を取りやめる傾向を分析している。分析に際しては、移動パターンの変化を説明するための二項ロジットモデルを構築しているが、これは、地域ごとの社会経済データや地域特性を説明変数として、移動を取りやめる確率を推計するモデルである。1つのモデルから、収入や教育水準、雇用水準などの社会経済データは、その全てが公共交通の利用を減少する要因として示された他、社会経済データに基づき、調査対象地域を5つのクラスターに分類したもう1つのモデルから、収入や教育水準が最低で、移民の割合が最高であるクラスターでは、秋になると裕福なクラスターと同水準まで公共交通の利用が減少したことが示された。この結果から、社会経済的な地位が、コロナ禍での人々の行動の変化に影響を及ぼし、例えば公共交通の輸送量を必要な場所に調整するための政策に役立てられるとしている。

最後に、交通手段の転換という点では、岡田ら⁷³⁾は、COVID-19流行前後における代表交通手段の転換を、東京都特別区と岡山県のそれぞれで示しており、東京都特別区や岡山市での通勤・通学目的では、公共交通の利用が有意に減少した反面、乗用車の利用が有意に増加したことを明らかにしている。また、三村ら⁷⁴⁾は、2021年10月と2022年11月に行ったパネル調査により、2019年12月以前に公共交通を使っていた人について、2021年10月と2022年10月という断面で、公共交通からの手段転換パターンとその要因を明らかにしている。その中で、この期間で公共交通の利用を継続していた人は半数程度である一方、一度公共交通から別の手段に転換してしまうと、公共交通に戻る選択を取るのは極めて少ない実態を示しており、要因分析の結果から、公共交通の利用の復帰には、公共交通への安心感の重要性を示唆している。

さらには、Harrington and Hadjiconstantinou⁷⁵⁾は、英国における交通手段の転換を報告しており、COVID-19流行前に自動車を利用していた人の8割以上が、将来的にも自動車の利用継続意向を示しているのに対して、公共交通を利用していた人については、半数程度が将来的な公共交通の利用継続意向を示すに留まり、徒歩や自転車、自動車へと幅広く転換する意向であることを明らかにしている。また、Javadinasrら⁷⁶⁾は、2020年11月と2021年5月のパネル調査から、COVID-19流行前や収束後の見込みも含め、在宅勤務の頻度や通勤目的の交通手段、オンラインショッピングの利用頻度について、4断面での変化を示している。この分析結果として、今後も在宅勤務が選択肢となり得るのは回答者の48%であること、自動車の利用による通勤が9%増える一方で、公共交通の利用による通勤は31%減ることが予想されることなどを挙げている。同様に、Currieら⁷⁷⁾は、メルボルンを対象地としたオンライン調査により、COVID-19収束後には流行前と比べ、メルボルンにおける全ての通勤目的

の需要量は 6%の減少、その中でも特に公共交通の需要量は 20%の減少が想定されること、一方で、それからの転換も含めて、自動車や自転車の需要量はむしろ増加し、とりわけ自動車の分担率については、9%の増加が想定されることを示している。そして、Abdullah ら⁷⁸⁾は、2020 年 5 月にパキスタンで行った、671 人の Web 調査データを用いている。その分析から、コロナ禍での代表的なトリップ目的が、通勤や通学から買い物に変わったこと、5km を超える長距離のトリップについては、公共交通から自家用車への利用の転換が統計的に有意に確認されたことを明らかにしている。

ところで、Downey ら⁷⁹⁾は、スコットランドにおける将来の公共交通利用の変化に関する要因を特定するために、994 人を対象とした Web アンケート調査を行った。調査結果の集計から、1/3 を超えるサンプルの利用が減少する一方で、1/4 程度のサンプルは自動車利用が増加することが予測されるものと指摘している。同時に、random parameter bivariate probit model による分析から、COVID-19 流行前の手段選択や COVID-19 感染のリスク認知、世帯人員、居住地域といった要因が、将来の公共交通利用の意図に対して、有意に影響を及ぼすことを明らかにしている。

2.1.5. 交通関連のビッグデータを用いた研究

ビッグデータを交通行動分析に応用した初期の事例は、PHS や携帯電話、それに GPS による位置情報の利用である。例えば、朝倉ら⁸⁰⁾は、1998 年に大阪市周辺でモニター調査を行い、携帯電話や PHS といった移動体通信の技術を応用した交通行動調査の可能性について検討している。その中で、PHS による位置の特定だけでは交通計画に用いる情報としては不十分であるとし、移動点と滞在点の識別や経路の特定化の手法を示した上で、将来的には PT 調査のような大規模な交通行動調査を補完し得るものであるとしている。

また、大森ら⁸¹⁾は、GPS と PHS を用いた交通行動時空間データ収集・分析システムを構築し、詳細で精度の高い、連続した複数日の交通行動データの収集を行っている。GPS を用いた自動車ダイアリー調査では、トリップ数以外にも、移動距離や旅行時間、経路、速度の日変動まで分析が可能となることを示しており、非常に有望なツールであるとしている。一方で、PHS を用いた行動調査では、同時に行った活動日誌調査で抜け落ちたトリップを回復できることが分かったものの、外出場所が自宅から近いときに、PHS データでは自宅か外出場所かを判別できない場合があること、短時間の活動時間だったときに、その場所は立ち寄ったのか単なる通過点だったのかを特定できない場合があることといった、技術的な課題も示している。

こうした研究は、後に今井ら⁸²⁾が、都市交通計画や道路行政に適用し得る多様な動線データについて体系的に整理する中で、パーソントリップ調査の補完・効率化・高度化のために活用が想定されるデータとして、携帯電話（基地局・GPS）のデータや交通系 IC カードのデータは必須であると述べている。

海外でも同時期に行われた研究として、Murakami and Wagner⁸³⁾は、1996 年秋にケンタッ

キー州レキシントンで、6日間100世帯を対象に、GPSとコンピュータを組み合わせた車上装置を用いて、自動車トリップの調査を行った。機械が自動的に収集したデータと、電話インタビューによる自己申告のトリップを比較したところ、10マイルと記憶し回答したトリップ距離は、実際には平均で6.5マイルだったこと、想起して回答した時間は、測定値よりもやや上回ることを示している。さらには、Pendyala⁸⁴⁾は1日の交通行動調査のデータを基に交通需要のモデルは推計されるが、それによって業務、買物、社交、通院など多様な活動を満たせるかは懐疑的であるとしている。そのため、ケンタッキー州レキシントンにて、100世帯を対象にGPSを用いた1週間の交通行動調査を行い、頻度や所要時間、行動距離、出発・到着時間について日ごとの変動を定量的に分析している。

ところで、近年わが国では、ドコモの携帯電話ネットワークの仕組みを使用して作成される、モバイル空間統計⁸⁵⁾が学術研究に取り入れられている。川上ら⁸⁶⁾は、京都市を中心としたエリアを対象に、モバイル空間統計データの欠損トリップを認めた上で、それを補正して観光地間の流動に関するOD推計の手法に適用している他、佐野・金子⁸⁷⁾は、2019年9月、10月における台風接近に伴う東京圏での鉄道の計画運休を対象に、運転再開時の駅周辺の滞在人口の推移を把握する時空間分析に適用している。さらには、COVID-19の流行による影響に関する分析にも適用されており、西堀ら⁸⁸⁾は、政府や県から発出された緊急事態宣言という介入の影響を、豊田市の中心市街地における滞留人口の変化から読み取っている他、森ら⁸⁹⁾は、集団の外出自粛状況に関する指標として用い、別途行ったWebアンケート調査による個人レベルの変数と組み合わせて、集団の傾向に対する個人の行動変化について、モデリングを行っている。

GPSデータを活用した近年の研究事例としては、松島ら⁹⁰⁾の行ったように、スマートフォンに内蔵されているGPSを利用し、調査用のスマートフォンのアプリケーションをインターネット上で配布した上で、緯度・経度のデータや加速度のデータと併せて、自動的に移動履歴データを収集する手法も開発されている。これにより、専用の機器を被験者に配布することなくできるため、調査実施主体にとっては被験者数に物理的な制約という負担が無く、かつ被験者にとっても自身の手元でアプリケーションを操作することで、手軽に調査に参加できるメリットも期待されている。この他にも、寺山ら⁹¹⁾は、個々のGPS座標点から交通手段を判別する多項ロジットモデルを構築し、アンケート調査とモデルによる補正結果を組み合わせることで、神戸市における個人・トリップ属性別の回遊行動特性を明らかにしている。また、鎌田ら⁹²⁾は、スマートウォッチを富山市の高齢者に配布し、1か月間位置情報データと歩数データを取得することで、中心市街地への来訪に関する高齢者の行動を把握し、行動と歩行量の関係性を明らかにしている。

個人所有の携帯機器以外にも、山村ら⁹³⁾は、金沢市のシェアサイクル1台ずつに登載されている端末により自動で取得されるGPSデータを、マップマッチングの手法を用いて可視化することで、利用者の移動行動や通行経路、速度といった詳細な移動の把握が可能であることを示している。

Wi-Fi パケットセンサを用いた研究については、寺部ら⁹⁴⁾によるレビューにあるように、1 か所に設置したセンサによって、来訪あるいは滞在する人数を計測する研究が 2010 年代半ばに始まった。そして、センサの設置を複数地点とし、その地点間の人の動きを計測する方向に発展していった。その後、数百から十数 km の間隔でセンサを設置し、地域内の人々の流動、とりわけ観光客の流動を把握する研究が多くなされている。

例えば、末木・佐々木⁹⁵⁾は、1974 年以来歩行者交通量調査が行われている甲府市の中心市街地において、観測された実際のデータと Wi-Fi パケットセンサにより収集されたデータを用いることで、Wi-Fi パケットセンサによるゾーン間の歩行者 OD 交通量の推計を行っている。低コストに収集される Wi-Fi パケットセンサのデータを活用することで、回遊性の向上を検討するための歩行者の移動の把握に寄与するとしている。また、壇辻ら⁹⁶⁾は、奈良県長谷寺において、7 か所に Wi-Fi パケットセンサを設置し、来訪のための交通手段をアンケート調査にて補完した上で、来訪交通手段ごとに観光客の滞在時間を示している他、中西ら⁹⁷⁾は、沖縄県の本部半島において、13 か所に Wi-Fi パケットセンサを設置し、得られたデータから OD 交通量やトリップチェーンの推定を行い、観光周遊パターンの把握を行っている。さらには、吉田ら⁹⁸⁾は、都市内の地下街である西武新宿駅周辺において、カウント調査による断面交通量や統計データから推定される OD 交通量との比較、天候・曜日等による経路選択等の差異に関する分析を行っている。

このような人々の流動を把握する研究以外にも、海外での研究事例として、Singh ら⁹⁹⁾は、幹線道路における旅行時間のばらつきや信頼性を検証するために、道路上に 3 か所の Wi-Fi パケットセンサを設置し、4 週間の旅行時間データを収集している。これによって、信頼できるサービス水準の閾値を求められ、技術者は旅行時間の変動や信頼性に基づいて幹線道路の性能を評価できるとしている。また、Hidayat¹⁰⁰⁾らは、バスの乗客数を推定するために Wi-Fi パケットセンサを用いている。将来的には、OD 間の乗客の流れも推計できることが期待され、混雑時間帯や閑散時間帯での需要管理に寄与するとしている。

IC カードデータを用いた研究としては、前項で述べた改札通過データによる研究以外にも、西内・轟¹⁰¹⁾は、高知市における 1 か月間の IC カードデータを用いて、路面電車や路線バスの利用者の時空間的なトリップパターンを集計し、日々同じ時間帯に同じ電停・バス停を繰り返し利用する人は少なく、多くの利用者は日々異なる行動をしていることを明らかにしている。このような変動に関連して、嶋本ら¹⁰²⁾は、ロンドンで導入されている 4 週間の IC カードデータを用いて、券種に応じた利用属性により 1 人あたりの公共交通の利用回数の変動の 4 割以上を説明できることを示している。これより、事業者にとっては、利用回数の点で変動が大きい利用属性の動向も把握できることや、料金支払い形態ごとに利用者の交通行動を把握する有効性が示されたとしている。

このような長期間の大量なデータを収集できることは、IC カードの特性であり、海外でもこの特性を活かした研究事例として、Egu and Bonnel¹⁰³⁾は、リヨンにおける 6 か月間のスマートカードのデータを用いて、利用頻度からクラスター分析による利用者の分類を行う

ことで、その各々について日ごと、時間帯ごと、トリップ数ごとの利用状況を集計している。また、Ma ら¹⁰⁴⁾は、北京におけるスマートカードのデータに加えて、公共交通の運行のデータを組み合わせることで、個々のトリップを地図上で時空間的に表現し、トリップの時間帯や回数、距離の点で、通勤者・非通勤者の間に明確な差異があることを示している。さらに、Bagchi and White¹⁰⁵⁾は、イギリスのマージーサイド州やブラッドフォードにおける 2000 年前後のスマートカードのデータを用いて、7 日間のサンプリングの方が、35 日間のそれよりも、1 日当たりのトリップ割合が高く算出されることを示している。これは、サンプリングの期間が短ければ利用頻度の低い人が捕捉されにくいこと、交通行動の変動が大きいことが原因であると考察している。

より長期間の分析を行っている宮崎・溝上¹⁰⁶⁾は、2014 年から 4 年半分の交通系 IC カードの利用履歴データを用いて、利用者個人の長期的な意識の変動を分析することを目的に、状態空間モデルを構築している。これにより、曜日や天気、定期使用などといった変数に対する、利用者ごとのパラメータ値の推定により選好異質性を示すとともに、状態推定値の変動パターンをデータとしてクラスター分析を行い、類似した利用者特性のマーケットセグメントを明らかにしている。また、細江ら¹⁰⁷⁾は、2016 年 4 月から 2019 年 9 月までの 3 年半分の交通系 IC カードのデータを用いて、この期間内のいつ利用者数の増減があるのかという時間的特徴と、どの駅間の利用者数が多いのかという空間的特徴に着目し、利用実態やその変動の把握するための方法論を提案している。

IC カードのデータを用いて人の行動を分析することの実務的な展開としては、森田ら¹⁰⁸⁾は、クラスター分析によって利用者の行動特性を 6 つに分類し、それと路面電車の運行ダイヤを照合することで、現行ダイヤの評価や問題点の発見、それらを基にした新たなダイヤ編成への活用方法を示唆している。

但し、Pelletier ら¹⁰⁹⁾がまとめているように、スマートカードから収集するデータの性質は、一部の利用者にとって、プライバシーの懸念となっているのも事実である。それ故、データを活用する研究者の多くは、利用者情報の詳細を扱えないものであり、スマートカードの利用と、人口統計や社会経済に関する個人の情報とを結びつけることの利用者からの受容性は、今のところ無さそうである。

以下、昨今の国際的な動向として、近年発表された IC カード（スマートカード）データの利用に特化して列挙すると、Deng ら¹¹⁰⁾は、中国での地理的特徴の異なる 2 都市（上海と重慶）を比較し、人々の移動の時空間的な分析を通して、類似の移動パターンが存在することを確認しており、このような理解は鉄道の輸送サービスや運行計画の改善に資するとしている。

Zhang ら¹¹¹⁾は、中国・蕪湖市において、低所得者、障がい者、高齢者向けのスマートカードのデータを分析しており、こうした社会的弱者の移動や活動パターンを理解することは、社会的公平性に取り組む上で重要であると同時に、交通に関する不利な状況を理解するために、そうしたデータは十分に活用されていないとしている。このケーススタディから、

方法論的には、社会的弱者の不便さを理解するための、空間ベースのアプローチの欠点を克服しうるものであること、経験的には、弱者にとって時空間的に不便になる影響を特定し、公共交通の計画やサービス設計に寄与するものであることを、研究の貢献として挙げている。

Lee ら¹¹²⁾は、韓国・大田広域市における、COVID-19 の流行が個人の行動に及ぼす影響を調査するため、スマートカードと自家用車の記録を用いて、パンデミック初期を含む3か月の週ごとの比較を行っている。これより、平日のピーク時間帯外や週末におけるトリップ頻度の有意な減少は、通勤目的というよりも私用目的のトリップの減少を意味すること、感染者数の増加に伴って、24時間単位での移動の規則性は強まること、人々の行動範囲の広さは維持していたものの、1日の移動距離は減少したこと、自家用車の利用は、移動距離が短いほど増加した一方で、路線バスの利用は、移動距離に関わらず減少したことを示している。この結果は、パンデミック時における交通の不平等性を示すものであり、将来のパンデミックに対する予防的な政策立案に役立つものとしている。

Chen ら¹¹³⁾は、スマートカードの記録と運行ダイヤから得られる選好データに基づいて、待ち時間や変動する混雑度、各駅での空席状況を考慮した選択モデルを構築している。そして、成都地下鉄を事例として、乗車を積極的に遅らせることによって生じる、余計な待ち時間の増加は、座るあるいは立つ時間を増やすよりも、乗客にとっては受け入れやすいことを明らかにした上で、能動的な乗車の遅れと受動的な乗車の遅れによるそれぞれの待ち時間は、明確に区別することを提案している。

Shang ら¹¹⁴⁾は、二酸化炭素の排出量削減に対して、公共交通機関が重要な役割を果たす可能性があるにも関わらず、カーボンフットプリント分析が比較的少ないことを指摘している。そこで、北京でのCOVID-19パンデミック時の公共交通機関について分析を行っており、この計算過程において、人々の移動の軌跡ならびに鉄道や路線バスの利用者数を推定する必要のあることから、スマートカードのデータを使っている。

Gutiérrez ら¹¹⁵⁾は、公共交通の需要が観光目的の活動に大きく影響を受ける状況では、スマートカードによって収集されたデータの利用はほとんど行われてこなかったと指摘している。そこで、夏に多くの観光客が訪れるスペイン・コスタドラダでの、スマートカードによる2018年の料金徴収システムを用いて、カードが使われた日数や連続的な徴収回数といった行動に関する変数、また、訪問したエリアや多く訪れた停留所といった空間に関する変数を基に、クラスター分析を行っている。これにより、どれだけ滞在したか、どこを訪問したかの傾向をそれぞれ関連付けて観光客の特性を表しており、用いた分析手法は公共交通の政策やマネジメントに、有用な情報を提供するものであると述べている。

Lei ら¹¹⁶⁾は、異なる公共交通機関の乗降客の移動パターンを抽出する新しい手法を提案し、2つのスマートカードのデータセットから抽出される日々のトリップから時系列を把握するための、拡張可能なアルゴリズムを開発している。これにより、通勤や異なる手段の乗り換えといった行動の特定の他、GISデータに土地利用情報を組み込むことで、トリップチ

ェインとそれに対応する時系列を識別することができ、異なるデータソースによる行動パターン分析への展開可能性を示唆している。

Tang ら¹¹⁷⁾は、non-negative CANDECOMP/PARAFAC (NCP)分解という時間的に変化するリンクを予想するための手法を適用し、2017年4月のスマートカードの交通行動データを対象に、中国・深センの地下鉄ネットワークにおける時空間的な移動パターンの特徴を明らかにしている。これには、深セン市の Point of Interest (POI)データに基づいた駅の属性を特定しており、安定した移動パターンごとに利用時刻や移動時間の分布を探索している。

Shi ら¹¹⁸⁾は、路線バスを利用して移動する高齢者の動的な移動特性を分析するために、2017年4月の北京でのスマートカードデータを扱っている。特性としては、時間的分布、移動距離、移動時間、移動頻度、旅行者の空間的分布が含まれており、高齢者と平均的な成人を比較し、両グループの特性の類似点と相違点を明らかにしている。

Pieronni ら¹¹⁹⁾は、ブラジル・サンパウロにおける不安定な居住地域の住民の時空間的な移動パターンを分析し、低所得者層の住民と中・高所得者層の住民との類似点や相違点を比較するために、スマートカードデータを用いている。これは、交通計画のモデリングで扱いきれていない低所得者層の住民から、低賃金の雇用の移動パターンを特性することに関心を置いており、k平均法のクラスター分析により分類を行っている。この結果、低所得者層の住民は、移動の開始時間が中・高所得者層の住民よりも2時間程度早いこと、不安定な居住地域からの通勤者のうち、少なくとも2つのクラスターでは低賃金雇用であり、活動場所は中・高所得者層の居住地域であることを明らかにしている。

Liu and Shi¹²⁰⁾は、異なる2つの政治体制の国境を跨いだ流動が行われている場合には、信頼できる調査データが使うことができず、国境を越えた移動の研究が不足していると指摘している。そして、香港の越境旅行者の一部は、深センの地下鉄のスマートカードを所持していると仮定した上で、2017年の1月から2月にかけての35日間の深センでのスマートカードデータを用いて、香港の越境旅行者の、深センにおける移動パターンを明らかにすることを研究目的としている。この分析より、時間帯や旅行頻度、滞在時間といった時間的特徴や、移動範囲や滞在場所といった空間的特徴がそれぞれ示された。

Zhang ら¹²¹⁾は、2013年にロンドンで行われた世帯調査によって得られたスマートカードデータを用いて、年齢や所得水準、自動車保有などのデモグラフィックデータ（人口統計学的属性）と居住地域を推定するフレームワークを開発している。手順としては、まず決定木により居住地域を特定し、次に数週間分のスマートカードデータから、各個人の時空間的な行動パターンを表現することで、個人の属性を複数予測する。これとデモグラフィックデータと居住地域を組み合わせることで、ジオデモグラフィックデータを推定している。

Zhao ら¹²²⁾は、ロンドンでのスマートカードによる個人ごとの時空間データから、教師データ無しで代表的な活動分類を発見している。具体的には、潜在的ディリクレ配分法を応用し、活動場所や開始時刻、曜日、継続時間を基に、自宅、仕事、その他に活動を分類する確率モデルを提案しており、これによって人間のモビリティデータを充実することが可能に

なるとしている。

Basso ら¹²³⁾は、チリ・サンディアゴにおけるバスシステムのスマートカードデータを用いて、COVID-19 流行中の 3 時点（ロックダウン前の 2020 年 3 月、ロックダウン中の同年 7 月、ロックダウン後の同年 11 月）の朝 7 時から 8 時で、混雑対策を計算した。そして、ロックダウンによって、ウイルスの平均曝露時間や平均接触者数は大きく減少したことを定量的に示した他、貧しい自治体ほど、COVID-19 流行前と同水準の混雑レベルに早く戻ることを示した。

Dixit ら¹²⁴⁾は、需要推定モデルの検証は重要であると認識されているものの、殆ど行われてこなかったとし、オランダ・アムステルダムスマートカードデータを用いて、マルチモーダルな経路選択モデルの検証を行っている。地下鉄の新路線が開通する前後のデータから、それぞれの期間でモデルを推定し、それらの誤差を調べている。

Deschaintres ら¹²⁵⁾は、カナダ・モントリオールで行われた最新の OD 調査の代表性を、秋の 4 か月間のデータ収集期間に拡張するため、自動車、地下鉄、自転車の 3 つの手段に関するスマートカードデータやカウントデータを用いて検証した。すなわち、独自に推定した交通手段の利用の変動を、秋の数か月間および平均的な 1 週間と比較した。その結果、大規模な 1 日単位の調査データから、移動の日々の変動を正確に推定可能であることが示され、さらには、従来の調査と新たなデータの補完性や両者を組み合わせる可能性も示されている。

Wei¹²⁶⁾は、オーストラリア・ブリスベンにおける、12 か月間のスマートカードデータと、気象観測所の記録を関連付け、天候が公共交通の利用状況にどのような影響を与えるかを調べている。回帰モデルにより、子供が天候の変化に最も寛容であり、午前のピーク時間帯には、通常の移動パターンに固執さえしていたことが示された。また、午後のピーク時間帯には、乗り継ぎを要する利用者は、天候不良に反応して、帰宅を前倒しする傾向にあることも示された。このような移動と天候の関係を理解する知見は、より天候に強い交通システムを構築する上で、交通事業者にとって重要な示唆であるとしている。

2.2. 本研究の位置付け

前節で整理した既往研究から、人々の交通行動には変動や習慣性、異質性といった、長年積み重ねられてきた研究で示され続けてきた古典的な概念に加えて、近年では COVID-19 という社会的に大きなインパクトのある事象が生じたことにより、個人間で決して一様なものではない、不安定性のある人々の交通行動は、より一層多様で異質なものになったといえる。そして、その現象分析として、変化した結果としての総量を示すに留まらず、何故その変化が起こったのかの因果を明らかにしており、今後も移り変わりゆく人々の交通行動の把握や、それに対応した交通計画の策定に対して、非常に有意義な知見である。

しかしながら、阿久津ら⁶⁹⁾も同様の事項を指摘しているように、COVID-19 が人々の移動、とりわけ公共交通の需要に与えた影響について、集計的な分析や報告は多くなされているものの、実行動に基づく詳細かつ定量的な分析は少ない他、ビッグデータを用いながら、

そうした変化について個人に着目した分析は非常に少ないといえる。そして、既往研究と比較して、取り組む余地がある具体的な事項として、以下のような理解を深めることが挙げられる。

- どういった個人が、どの程度変化する傾向にあるのかという全体的な理解。
- より細分化した観点で、どういった属性の人のうち、どの程度の人がどのような特性を持って変化したのか、あるいは変化しなかったのかという変化の詳細の理解。
- データの蓄積が進んだ中で、個人がどういった変化をし続けたのかという経年的な理解。

これに加えて、多くの研究ではアンケート調査によって行われており、例えば交通行動の状態を問うたとしても、それによって必ずしも多様で異質な人々の状態が全て抽出されるとは限らないこと、そこに回答誤差が含まれてしまうことは課題として挙げられる。もちろん、このようなサンプリング調査では、統計学的には大数の法則や中心極限定理から、母集団の状態を表現できていると一般的には考えられているが、真値からの種々の誤差は無いに越したことはない。この点から、COVID-19の流行を契機とした、昨今の急激な社会情勢の変化に対応する交通計画については交通行動分析の文脈において、大量性や精確性といった性質を持ったビッグデータの利活用は、依然として可能性を秘めているものであり、様々な切り口で分析を行っていくことに、研究の余地があると考えられる。

以上より、改札通過データを用いて、COVID-19の流行を契機とした個人ごとの利用頻度や利用時刻の変化に着目し、そうした交通行動の変化の事例分析をいくつか行うこと、また、そうした分析を通して、改札通過データの利活用に関する成果と課題をまとめ、今後のビッグデータの利活用の可能性を示すことは、既往研究と比較した際の新規性であるといえる。同時に、これが本研究と既往研究との関係性であり、本研究の位置付けである。

さらに、取得する交通行動データとその分析という点では、従来では1日という断面的なデータを基にして、交通行動の平均的な関係性に着目してきた。そうではなく、長期間の膨大な量の交通行動データを活用し、COVID-19の流行によって一層多様になったとみられる個人の交通行動の変化を可視化することに、本研究の意義があるものと考えられ、従来手法からのアップデートやそれとの連携を図ることが期待できる。こうした活用によって、総務省²⁸⁾が言及したビッグデータの活用の方向性として挙げられている、「既存の公的統計では捉えることのできなかつた新たな指標の作成」として、例えば特定のエリアにおける個人ごとの交通行動の多様性指標を作ることができれば、個人の交通行動の変化の把握だけでなく、中長期的な駅の開発や中心市街地の活性化などへの応用も、インパクトとして考えられるだろう。

3. 習慣的な鉄道利用減少の特性に関する分析

3.1. 概説

本章では、改札通過データを用いることで、社会情勢の変化に伴う鉄道駅の利用状況の変化のうち、習慣的な鉄道利用が減少したと考えられる個人ごとの利用頻度や利用時刻の変化に着目する。そして、何人の利用者数が減ったという量的な事実だけでなく、利用者に関する質的な理解を得ることを想定した、習慣的な鉄道利用減少の特性を明らかにすることを目的とする。ここでの質的な理解とは、本来利用パターンや個人属性が多様かつ異質であるはずの利用者特性を利用頻度や利用時刻の変化の要因とすることで、どういった特性を持つ人ほどどの程度利用が変わる傾向にあったのかという結果を得ることを意図している。

3.2. 駅利用者全体の変化の把握

本章では、鉄道事業者から提供していただいた、都心部と郊外部を結ぶ路線の中の、A 駅における改札通過データを用いる。昨今ではその普及が進み、ほぼ全ての利用者が使用していることから、日々蓄積される膨大な利用履歴を分析することにより、利用実態やその変化の全容を把握できることが期待される。なお、A 駅は都心部からおよそ 20km の郊外部に位置し、他の鉄道事業者との乗り換え駅となっている他、付近の住宅地との結節点として、多数の路線バスが発着している。

3.2.1. 使用データの概要

本章で使用する A 駅の改札通過データの概要を表 3-1 にまとめる。提供いただいた改札通過データは、2019 年 10 月 1 日から 31 日間（平日 21 日，土曜日 4 日，休日（日曜日・祝日）6 日）および 2020 年 10 月 1 日から 31 日間（平日 22 日，土曜日 5 日，休日 4 日）に記録されたものである。A 駅における期間中の延べ乗降客数は、前者が 2,898,429 人，後者が 2,348,715 人であった。

表 3-1 使用する改札通過データの概要

記録項目	内容
日付	2019年10月1日～31日 (平日21日, 土曜日4日, 休日(日曜日・祝日)6日) 2020年10月1日～31日 (平日22日, 土曜日5日, 休日4日)
利用パターン	入場, 出場
利用券種	通勤定期, 通学定期, 定期外
利用時間帯	終日

本章では、券種を「通勤定期」、「通学定期」、「定期外」の3つの区分により集計を行う。このうち「定期外」の利用とは、カードに入金し運賃として使用している利用をはじめ、定期券の区分に該当しない乗車券のことである。

記録されている項目から、それぞれの期間中に利用された、全ての券種ごとの延べ乗降客数の割合を図 3-1 に示す。これより、両年とも定期外の割合が最も高く、次いで通勤定期、通学定期の順に利用されていることが分かる。

また、2019 年と 2020 年で各々の利用割合が変化していることも見て取れる。そこで、券種ごとに両年で利用割合が変化しているかを調べるために、母比率の差の検定を行ったところ、全ての券種で統計的に有意（1%有意）であった。すなわち、各券種が利用される割合は、2019 年 10 月と 2020 年 10 月で異なっていると見える。これは、2020 年には新型コロナウイルス感染症の流行の影響により、外出回数や移動自体を控えるよう呼びかけられ、同時にテレワークやオンライン授業が広く行われたことにより、利用の構造が大きく変化したことに起因すると考えられる。

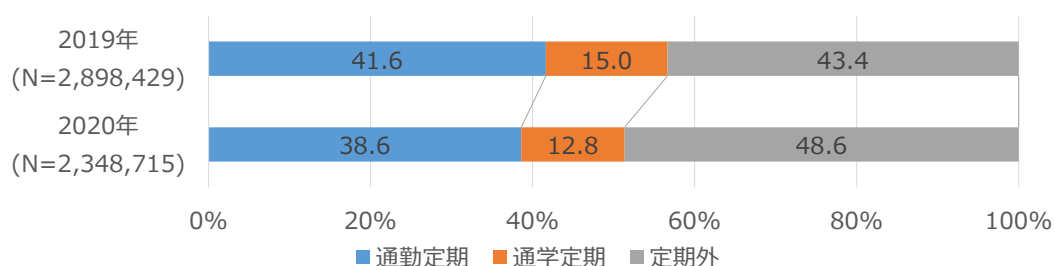


図 3-1 2019 年 10 月と 2020 年 10 月に利用された券種の割合

3.2.2. 券種別の延べ乗降客数の集計

はじめに、数ある変動のうち、経日変動が券種別に存在しているか、そしてそれが社会情勢に合わせて変化しているかという点に着目し、日ごとの券種別延べ乗降客数を集計した。2019 年 10 月の集計を図 3-2 に、2020 年 10 月の集計を図 3-3 に示す。なお、図 3-2 の第 2 土曜日の延べ乗降客数が極端に落ち込んでいるのは、令和元年東日本台風の接近が影響しているものと推察される。

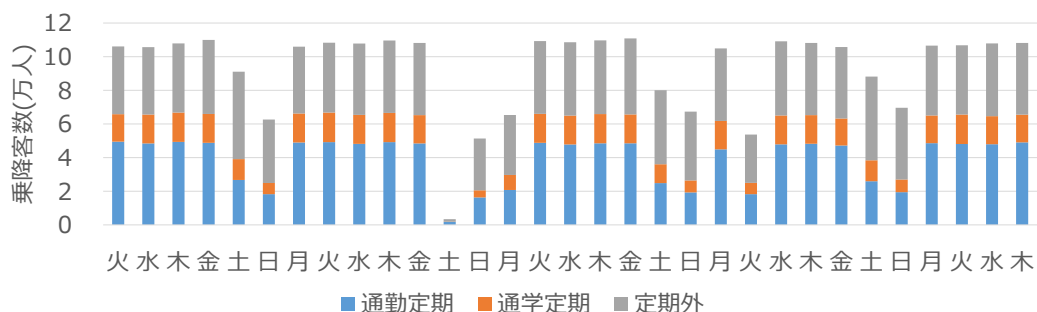


図 3-2 2019 年 10 月における日ごとの券種別延べ乗降客数

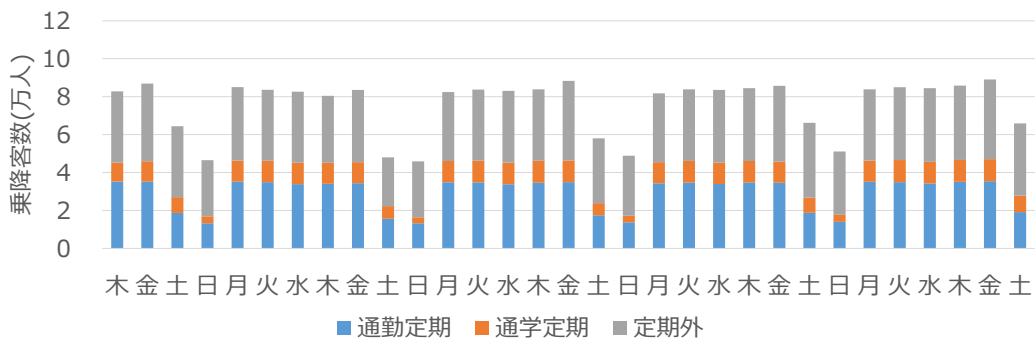


図 3-3 2020 年 10 月における日ごとの券種別延べ乗降客数

図 3-2 から、土曜日や休日については延べ乗降客数の総量や券種の利用割合に変動がみられるものの、平日の利用についてはいずれも集計結果が安定していることが見て取れる。また、図 3-3 を図 3-2 と比較すると、およそ 2 割の減少幅である延べ乗降客数の総量自体の減少がみられるものの、前年と同様に券種別延べ乗降客数の利用傾向は、概ね集計結果が安定していることが見て取れる。

すなわち、新しい生活様式が求められた中で、2020 年 10 月での平日での定期利用延べ乗降客数について、集計結果では日ごとの変動を確認できなかった。その要因について、例えば 2019 年 10 月には週 5 回の鉄道利用頻度で通勤していた人が 100 人いたとすると、次のような可能性が考えられる。

- 100 人のうち、20 人の鉄道利用頻度が 0 になった一方で、残りの 80 人は変わらず週 5 回で通勤している可能性。
- 100 人とも週 4 回の鉄道利用頻度となり、相殺し合って集計結果としては安定している状態になっている可能性。
- どちらも起こっている可能性。

次に、時間帯ごとに 2 時点間の変化がどの程度あるのかという点に着目し、時間帯ごとの券種別平均延べ乗降客数を平日、土曜日、休日に分けて集計した。このうち、集計結果から交通行動の変化のパターンが考えられ得る、平日の延べ乗降客数について整理する。

まず、それぞれの期間中の平日に通勤定期を利用した全ての延べ乗降客数を平日の日数で除し、時間帯ごとに集計したものを図 3-4 に示す。同様に、通学定期利用と定期外利用について集計したものを図 3-5、図 3-6 にそれぞれ示す。

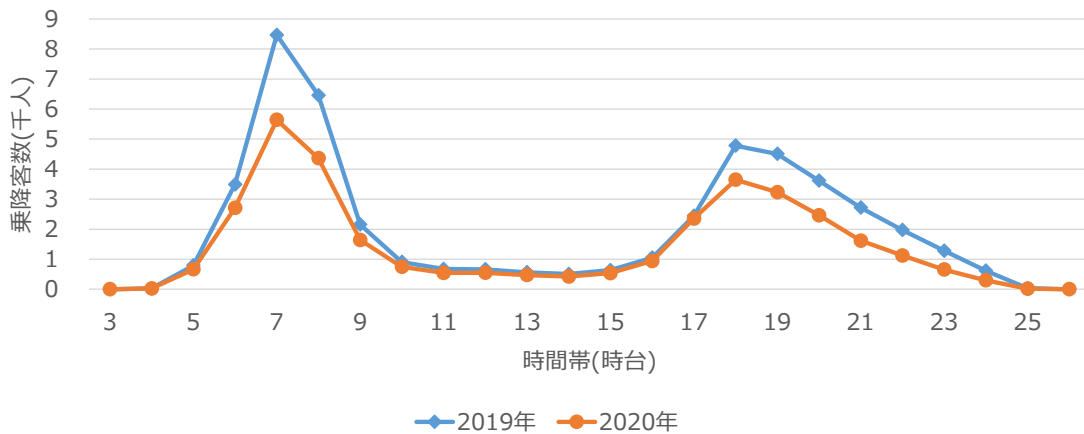


図 3-4 時間帯ごとの通勤定期利用の平均延べ乗降客数 (平日)

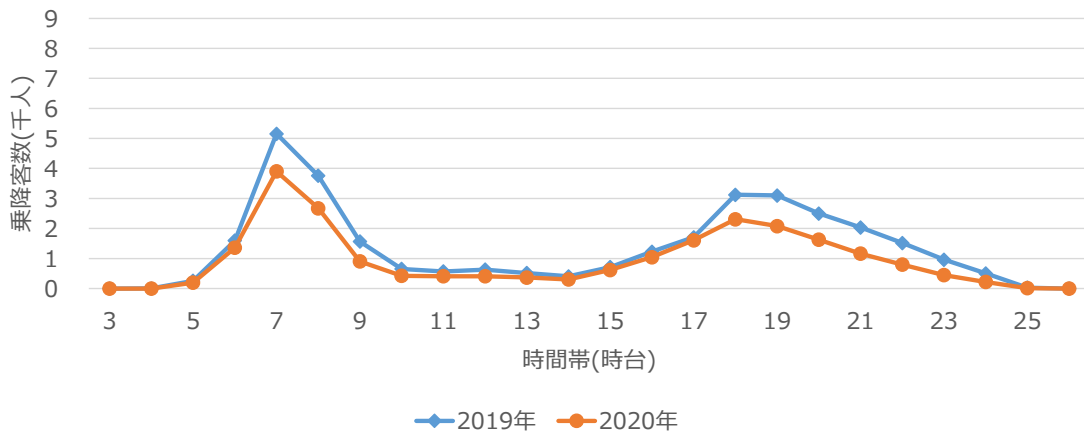


図 3-5 時間帯ごとの通学定期利用の平均延べ乗降客数 (平日)

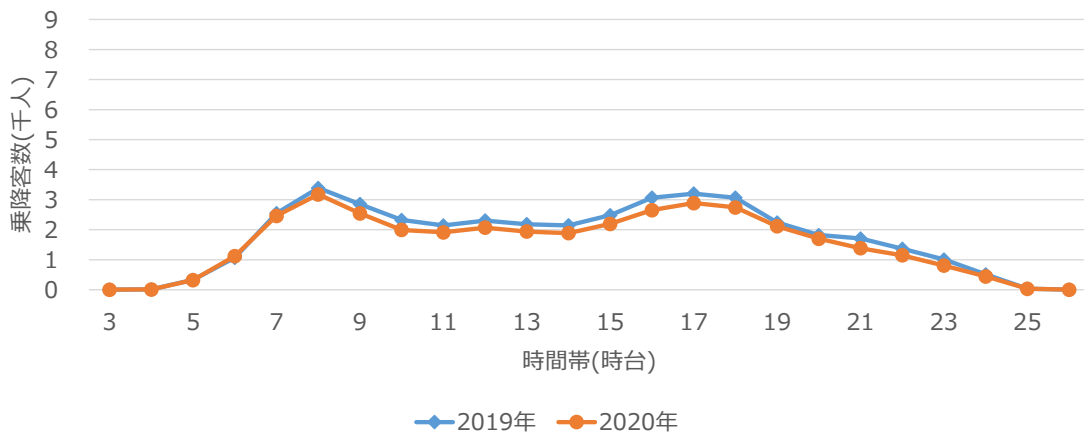


図 3-6 時間帯ごとの定期外利用の平均延べ乗降客数 (平日)

図 3-4 および図 3-5 から、通勤・通学定期利用については、7～8 時台の朝時間帯や、17 時以降の夕～夜間時間帯の延べ乗降客数の減少が顕著に表れており、およそ 1,000～3,000 人の減少幅である。この点で、テレワークやオンライン授業の拡大が、定期利用については交通行動に与えた影響が確認できる。しかし、図 3-6 から、定期外利用の延べ乗降客数の減少は終日に渡って小さく、顕著な落ち込みはないことが見て取れる。したがって、平日における券種の利用の変化について、以下のような可能性が考えられる。

- 通勤・通学定期利用者の交通行動のみが変化し、定期外利用者の交通行動は変わらなかった可能性。
- 元々定期外利用だった人も交通行動が変化し、その延べ乗降客数も減少したものの、通勤・通学定期利用だった人から一定数の転換があり、集計結果としては相殺された可能性。

3.3. 定期利用者個人に着目したデータの集計

3.3.1. 対象サンプルの設定と概要

習慣的な鉄道利用の変化として、以降の集計・分析では 2019 年に定期利用で 1 回以上の利用かつ 2020 年に 1 回以上の利用（定期利用・非定期利用は不問）だった人を対象サンプルに設定する。そして、そうした人が、2020 年にはどのような利用に変化したのか、あるいは変化しなかったのかを分類する。なお、定期券を保有しているということは、週 1 回や月 1～2 回など低頻度の利用ではなく、週 3～5 回など一定回数の利用を繰り返しているものと考えられるため、本研究においては、COVID-19 の流行を契機とする社会構造や生活様式の大きな変化の前である 2019 年に定期利用である人は、習慣的に鉄道を利用していた人とする。また、対象サンプルとして両年とも利用した人を抽出しており、阿久津らによる先行研究⁶⁹⁾で考慮されているような、転入・転出といった影響による変化は排除されると考えられるため、本章では 2019 年と 2020 年の 2 時点間の変化に焦点を当てる。

ここで、対象サンプルの抽出方法について述べる。2019 年 10 月に A 駅を利用した人は 417,148 人、2020 年 10 月に A 駅を利用した人は 327,525 人であり、これら両方に共通して含まれる人は 133,409 人であった。さらにこの中で、2019 年に定期利用または非定期利用、2020 年に定期利用または非定期利用が内在しているが、本節の冒頭で述べた条件に合致する人は、38,298 人であった。

この利用者について、通勤や通学といった習慣的な利用が行われると考えられる平日での利用頻度の変化量を調べる。本研究においては、利用頻度の変化を、2020 年での利用頻度から 2019 年での利用頻度を引いたときの個人ごとの差とするが、2019 年 10 月と 2020 年 10 月では平日の日数がそれぞれ 21 日、22 日と異なるため、ひと月を週 5 日の平日が 4 週分あるものと捉え、両年とも 20 日あたりの回数に換算した利用頻度を用いる。また、1 回の乗車あるいは降車につき、利用頻度を 1 回と数えるため、例えば A 駅で週 5 日乗車も降車もする人の利用頻度は 40 回である。また、この換算で月に 100 回前後の乗降を繰り返す

ているといった特異値が存在したものの、全ての対象サンプルに対して10サンプル未満と限りなく少ないため、本章では特段の処理は行っていない。

2019年10月の全ての定期利用者について、上述の換算を行った利用頻度の変化量の分布をまとめたものを、図3-7に示す。これより、変化量が-1~0回という定期利用者が最も多いが、正の方向と負の方向に対照的に分布しているわけではなく、変化量が負である、すなわち、2020年10月には前年同月に比べて利用頻度が減ったという人の方が多いことが分かる。但し、A駅が定期券区間の途中に位置し、不定期に途中下車するような利用者も考えられる（例えば、自宅最寄りのB駅と勤務地最寄りのC駅を定期券区間とし、両駅の間にはA駅がある場合）。したがって、図3-7に示すように、両年ともに月換算利用頻度が8回未満、すなわち2019年10月でも2020年10月でも、A駅の利用頻度が週1回未満であった人が一定数存在するため、変化の小さい人の中でも一概に解釈できない点には注意が必要である。

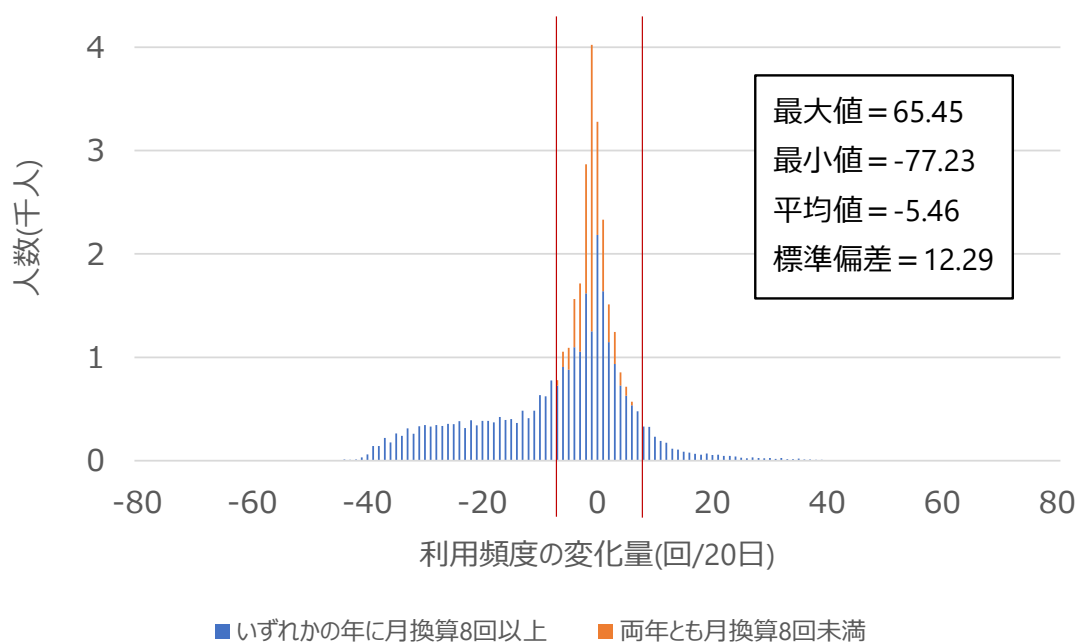


図3-7 2019年10月と2020年10月における月換算利用頻度の変化量の分布と分類

以上の事項を踏まえ、利用頻度の変化として、本研究では、2019年10月に定期利用だった人のうち、週1回以上の変化があったものと考えられる月換算利用頻度±8回を基準とする。そして、変化量が8以上である人たちを「増加」、変化量が-8より大きく8より小さい人たちを「変化なし」、変化量が-8以下である人たちを「減少」に分類するものとする。各々の分類には、「増加」は2,358人、「変化なし」は24,854人、「減少」は11,086人が該当した。

2019年10月の定期利用者のうち、この3つの分類の内訳を図3-8から図3-11までに集

計する。まず、2019年10月での券種に対する各分類の構成を、図3-8に示す。これより、2019年10月に通勤定期、あるいは通学定期であった人のうち、およそ6割程度は「変化なし」に、およそ3割程度は「減少」に分類され、2019年10月で通勤定期か通学定期かによる翌年の利用頻度の変化に違いはあまりみられないようである。

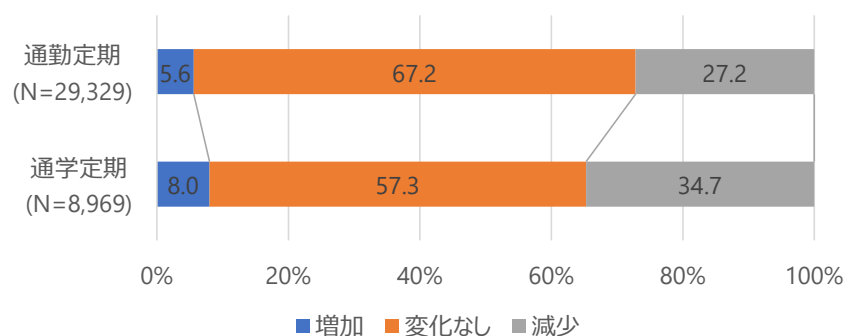


図 3-8 各分類と 2019 年での券種の関係

次に、2020年10月での券種に対する各分類の構成を、図3-9に示す。これより、2020年10月に通勤定期と通学定期を合わせた定期利用と定期外利用である人の間で、「変化なし」と「減少」の割合にそれぞれ明確な差があることが窺え、2019年には定期利用かつ2020年には定期外利用になった人のうち、およそ6割の利用頻度が大きく減少したといえる。

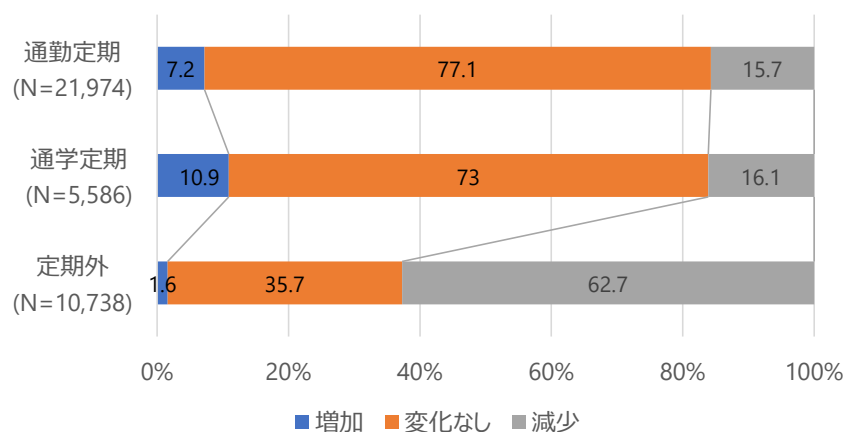


図 3-9 各分類と 2020 年での券種の関係

さらに、勤務体系や育児などといったライフスタイルの違いを鑑み、性別に対する各分類の構成を、図3-10に示す。しかし、男女の違いによって分類の違いは特段生じていないことがいえ、利用頻度の変化に性別は関係ないことが窺える。

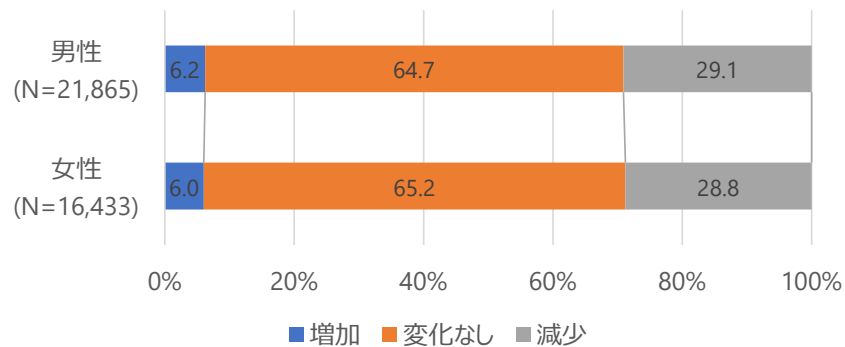


図 3-10 各分類と性別の関係

最後に、年齢に対する各分類の構成を、図 3-11 に示す。なお、ここで用いる年齢は、2019 年 10 月での情報を用いている。これより、15~24 歳を中心として、生産年齢人口の若年層であるほど、利用頻度が大きく減少する割合が大きいといえ、学校のリモート授業・講義の継続や、テレワークへの意識の違いによる影響が考えられる。

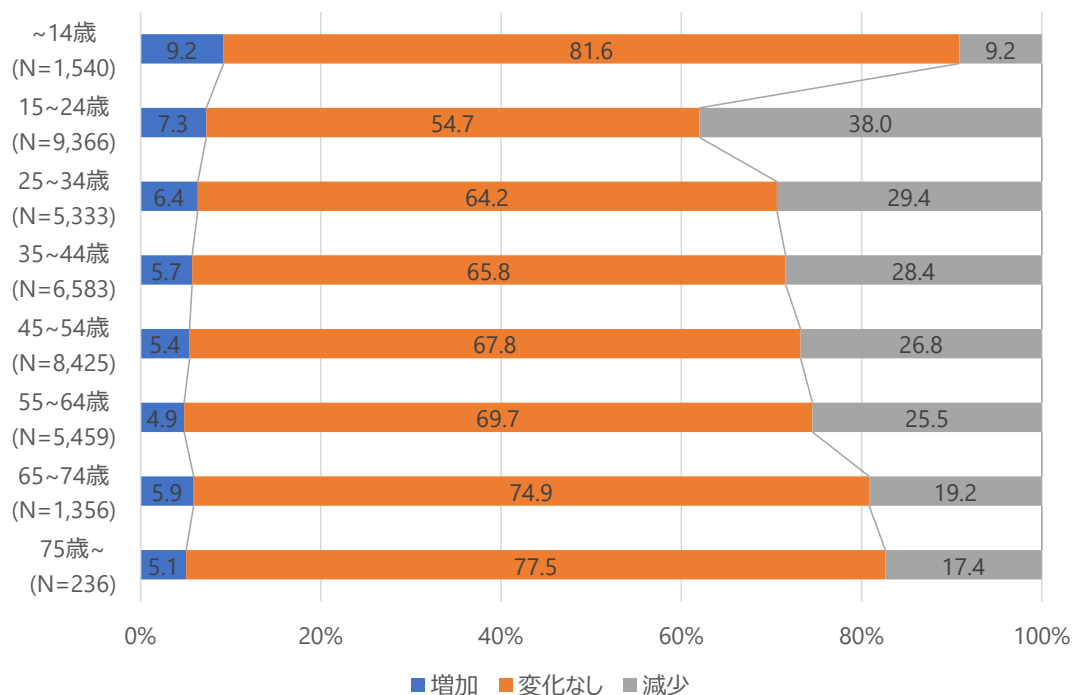


図 3-11 各分類と年齢層の関係

こうした分類や集計の中には、とりわけ「変化なし」を中心に、エッセンシャルワーカーをはじめとする行動変容が難しい人や、学校の対面授業・講義が再開されている学生が含ま

れ、こうした人たちについては、これまでと同様の鉄道利用が見込まれるものと考えられる。しかし、社会情勢の変化がある程度収まって以降も、企業では週1回以上のテレワークの継続や通勤定期代の支給の減少、オフィスの移転・縮小などの意向が明らかにされており¹²⁷⁾、これまであった鉄道需要の総量の完全な回復は難しいものと考えられる。すなわち、これまでの運営や経営のアプローチのままでは、都市交通システムとして、あるいは公共交通機関として、今後の事業継続の環境が厳しくなることが懸念される。そこで、以降の集計・分析では、習慣的な鉄道利用が無くなった人がどういう個人なのかという点に着目するために、3つの分類のうち「減少」に該当する11,086人を対象として扱う。同時に、以降の文脈では、利用頻度の変化量を利用頻度の減少量と言い換え、それが負に大きいということは、より大きな利用の減少であることを意味する。

3.3.2. 利用頻度の変化に関する集計

本項では、2019年10月に比べて、2020年10月に利用頻度が週1回以上減少したと考えられる人たちの、利用頻度と属性の関係を整理する。

まず、利用頻度の減少量と2020年10月での券種の間を、図3-12に示す。これより、2020年10月でも通勤定期や通学定期を利用する人に比べて、定期外利用となった人の方が減少量は負に大きい、すなわち利用頻度が極端に少なくなったことが分かる。本章で用いているデータの鉄道事業者の場合、通勤定期であればひと月に往復で16~19回が、定期代の元が取れる利用である。そのため、例えばそれを下回らない程度の利用回数に変化した場合や、通勤定期でそれを大きく下回る利用でも、企業側の補助によって継続的に購入している場合が考えられる。逆に、それ以上に通勤・通学の回数が減った場合や、通勤定期の補助が打ち切られた場合には定期外利用に変更となり、明確な差となって利用回数が減少しているものと想定される。

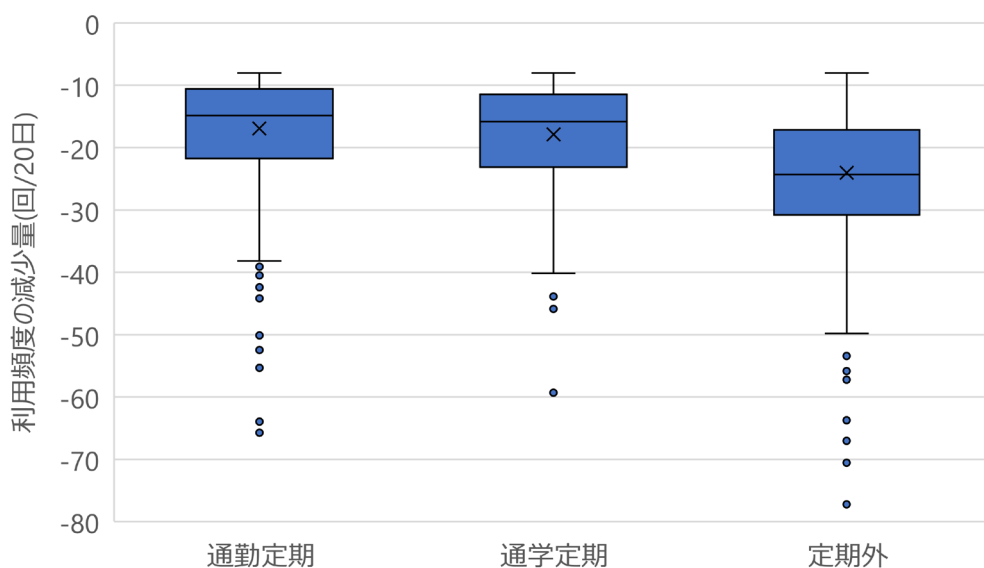


図 3-12 利用頻度の減少量と 2020 年での券種の関係

次に、利用頻度の減少量と性・年齢層の関係を、図 3-13 に示す。これより、前節での傾向と同様に、「減少」の分類の中であっても、年齢層によって利用頻度の減少量に差があることが窺え、若い年代の人であるほど、負にやや大きい、すなわち利用頻度が若干少なくなったことが分かる。これについても、学校のリモート授業・講義の継続や、テレワークへの意識の違いによる影響が背景要因として考えられる。また、そこに性別の違いはあまりみられないことが分かる。

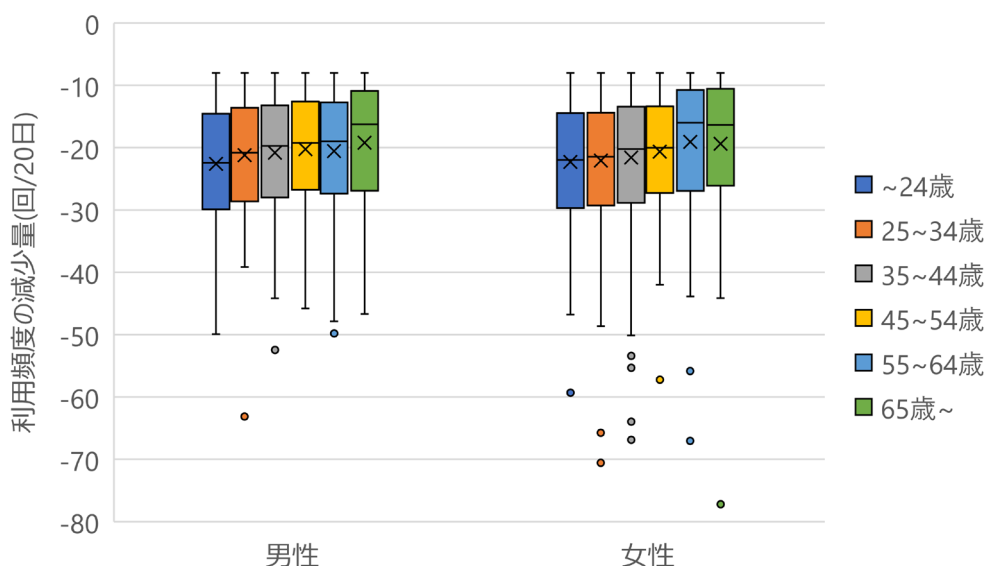


図 3-13 利用頻度の減少量と性・年齢層の関係

3.3.3. 平均入場時刻の変化に関する集計

利用頻度以外にも変化する事項として、「減少」に分類される人たちの入場時刻の変化に着目し、入場時刻と属性の関係を整理する。平均入場時刻の算出方法は、改札外から A 駅の改札内に入るために、改札を通過する時刻の記録を全て抽出し、個人ごとにその平均値を取っている。

まず、2020年10月での券種別に、2019年10月と2020年10月それぞれの平均入場時刻を個人ごとにプロットしたものを、図3-14から図3-16に示す。これらの散布図は、斜めの直線上に個人がプロットされているほど、両期間での平均入場時刻に変化が無く、左上にプロットされているほど、2020年10月には平均入場時刻が遅くなった、逆に右下にプロットされているほど、2020年10月には平均入場時刻が早くなったという解釈ができる。いずれの券種においても、両期間中とも朝ラッシュ時間帯や夕ラッシュ～夜時間帯に入場時刻が集中している。しかし、定期外利用者については、2019年10月には朝ラッシュ時間帯を平均的に使っていた人が、2020年10月にはそれよりも遅い時間帯に入場している場合が多々見て取れる。これは、鉄道利用が減少した人にとって、時々利用する際の特徴であると考えられる。

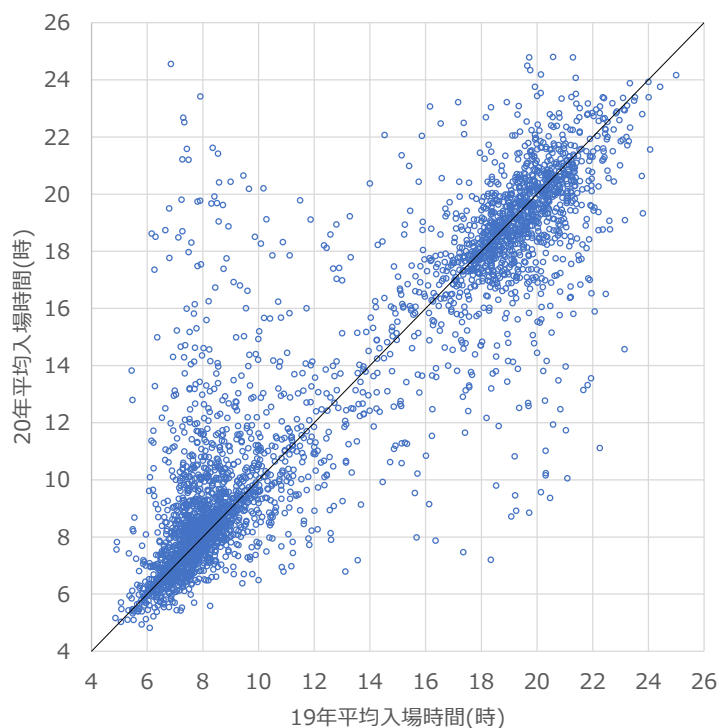


図3-14 2020年に通勤定期利用のサンプル (N = 3,452) の平均入場時刻の変化

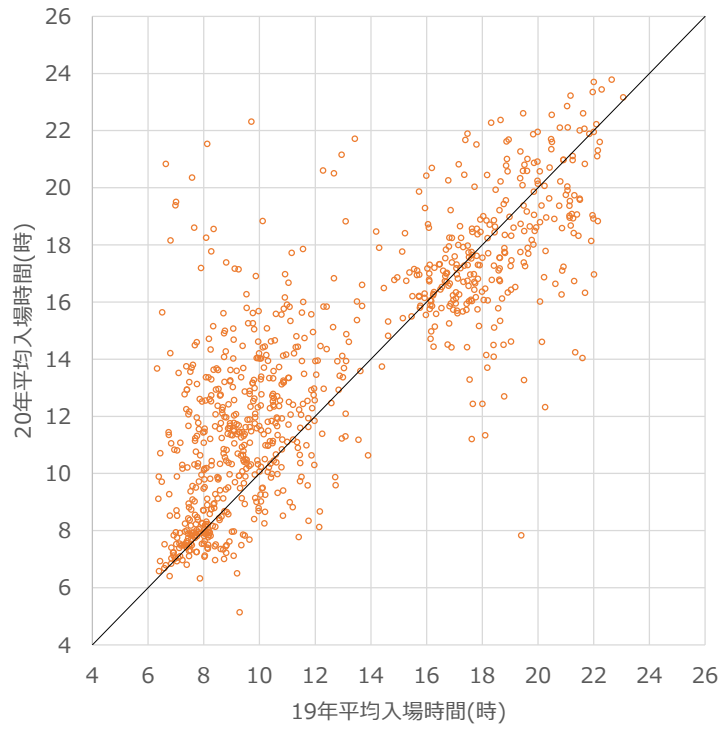


図 3-15 2020 年に通学定期利用のサンプル ($N = 902$) の平均入場時刻の変化

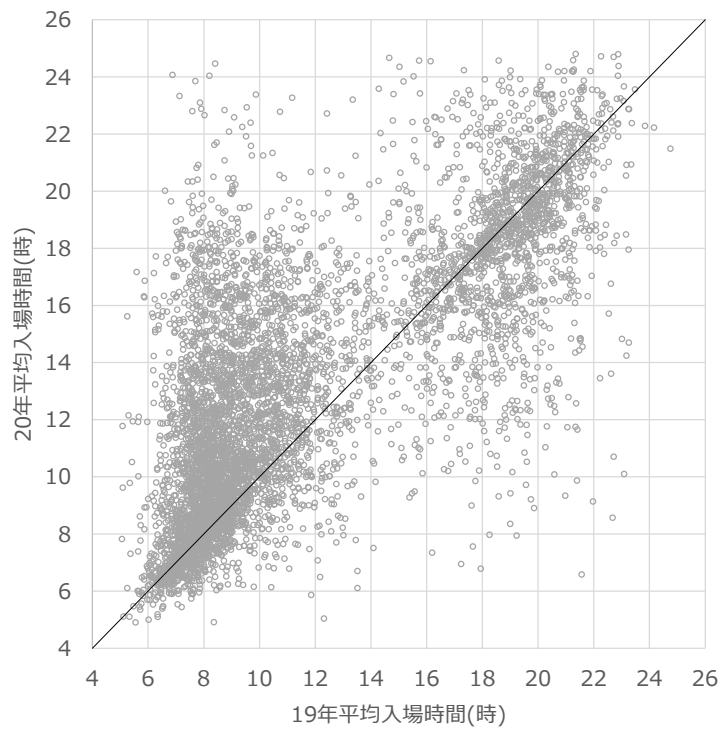


図 3-16 2020 年に定期外利用のサンプル ($N = 6,732$) の平均入場時刻の変化

次に、性・年齢層別に、同様のプロットを行ったものを図 3-17 から図 3-22 に示す。なお、24 歳以下に多く含まれる通学定期利用者は別途図 3-15 に示したため、このプロットからは除外している。これより、とりわけ 24 歳以下を中心に朝ラッシュ時間帯から他の時間帯に入場時刻の移行があったことが窺える。逆に、35 歳以上のサンプルであれば、両期間中とも朝ラッシュ時間帯や夕ラッシュ～夜時間帯に入場時刻が集中していることが見て取れ、利用頻度は減少したものの、例えば出社する際にはその時間帯は変わっていないといった理由から、入場時刻については習慣的な利用状況が継続して存在しているものと考えられる。

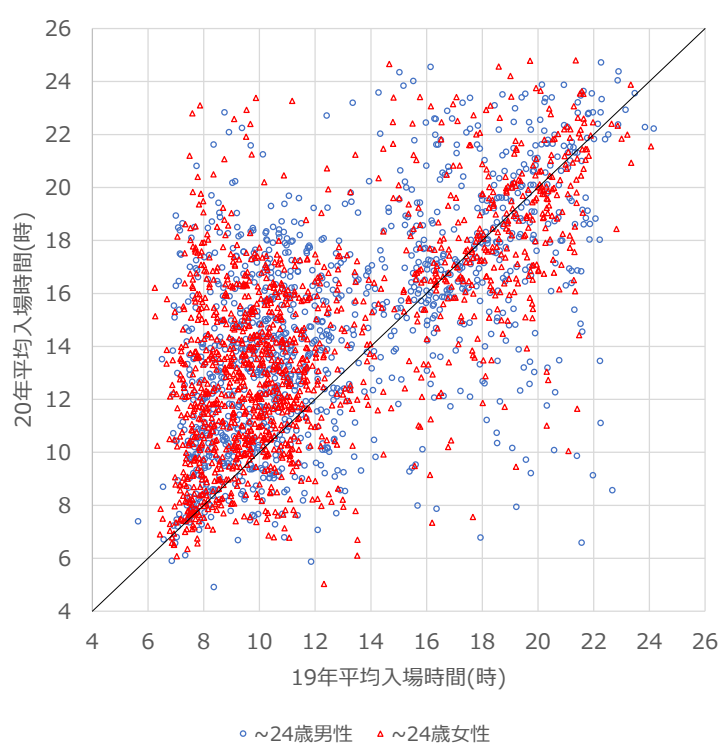


図 3-17 24 歳以下のサンプル ($N = 2,810$) の 2020 年での平均入場時刻の変化

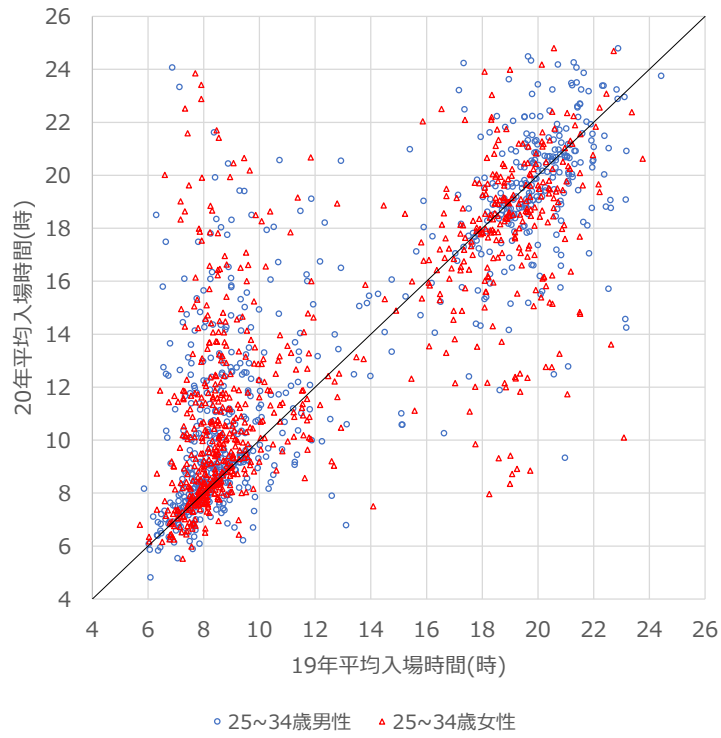


図 3-18 25~34 歳のサンプル ($N = 1,559$) の 2020 年での平均入場時刻の変化

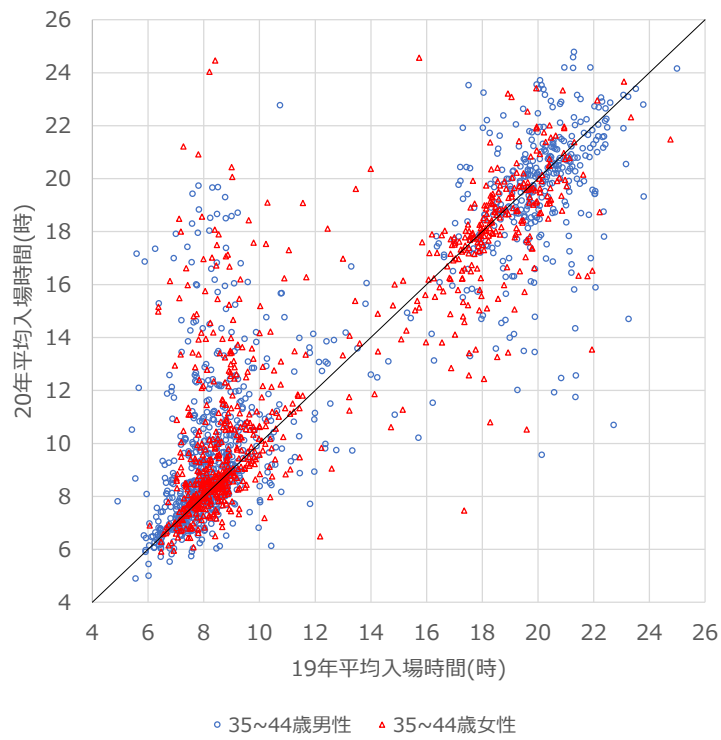


図 3-19 35~44 歳のサンプル ($N = 1,870$) の 2020 年での平均入場時刻の変化

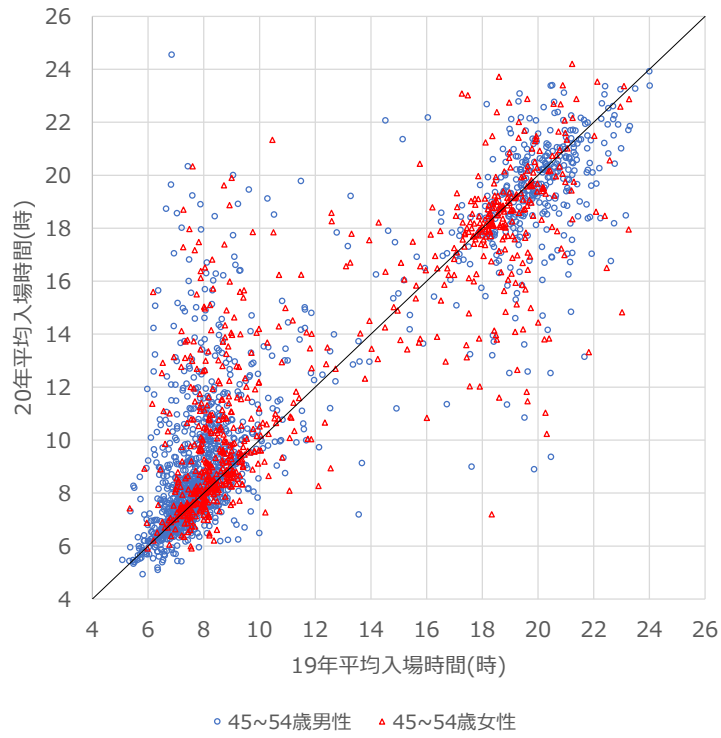


図 3-20 45～54 歳のサンプル ($N = 2,255$) の 2020 年での平均入場時刻の変化

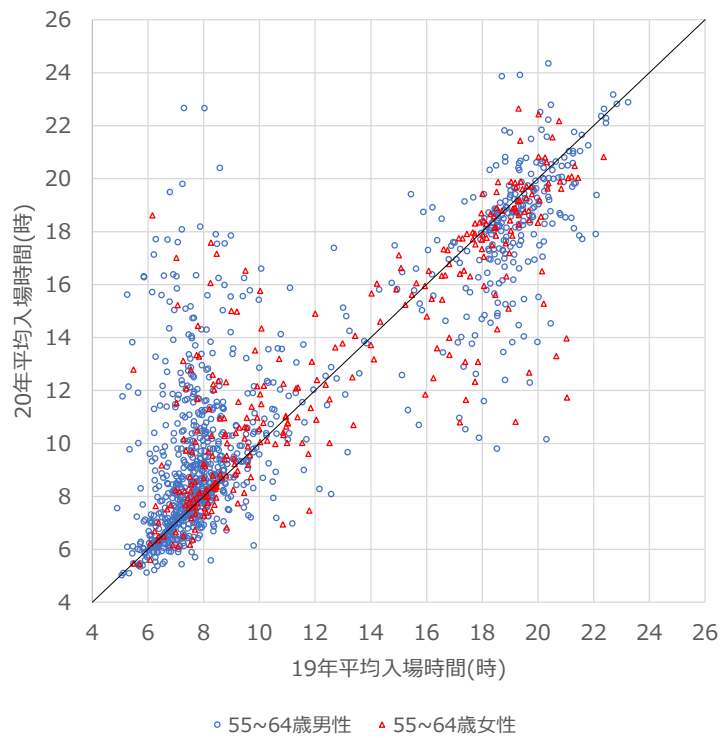


図 3-21 55～64 歳のサンプル ($N = 1,389$) の 2020 年での平均入場時刻の変化

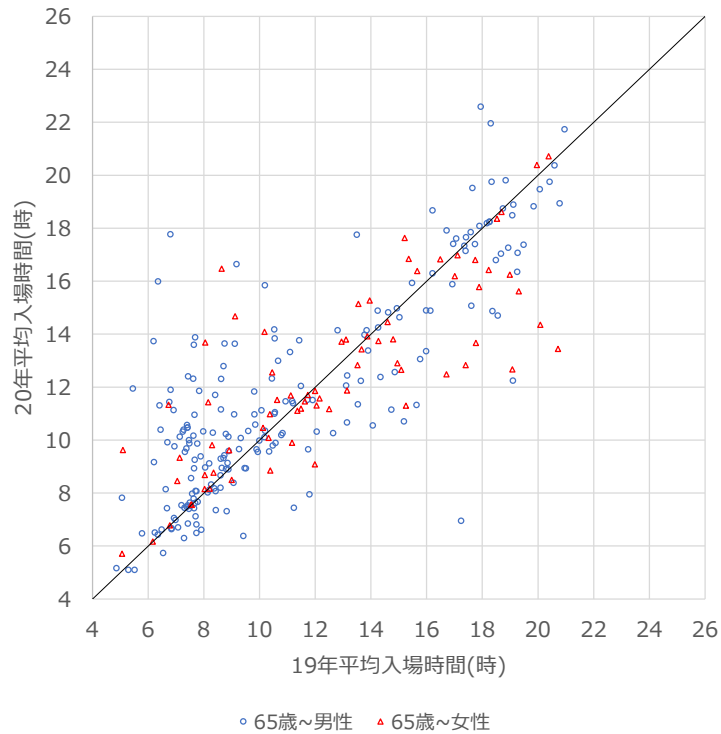


図 3-22 65 歳以上のサンプル (N = 301) の 2020 年での平均入場時刻の変化

3.4. 変化の要因の分析

前節での集計では、利用頻度や平均入場時刻の変化に対して、いくつかの個人ごとの属性との関係を整理した。それらの属性が、どの程度各々の変化量に影響を及ぼしているかを検証的に明らかにするために、重回帰分析を行う。すなわち、本章で構築する重回帰モデルは、以下に取り上げる説明変数が、目的変数に対して統計的に有意な要因であるかを調べるためのモデルである。目的変数は、「利用頻度の減少量」あるいは「平均入場時刻の変化量」と設定した。そして、説明変数は、改札通過データから抽出される個人に関する情報として、2019 年 10 月時点の情報から「年齢」、同様にして得た「女性ダミー」、2020 年 10 月での券種から「20 年定期保有ダミー」と設定した。分析には R4.0.5 を用いている。

これらの変数間の相関関係について、質的変数同士の関係にはポリコリック相関係数を、量的変数と質的変数の関係にはポリシリアル相関係数を算出した。相関行列は表 3-2 に示すようになっており、多重共線性の問題は無いことを確認した。なお、定期保有に関するダミー変数の設定について、通勤定期と通学定期を分けた上で説明変数間の相関を調べたが、通学定期保有ダミーと年齢、通学定期保有ダミーと通勤定期保有ダミーとの間にそれぞれ強い相関がみられた。これは、通学定期の保有者のほとんどは高校生や大学生などの 24 歳以下に限られること、ダミー変数として通学定期の保有と通勤定期の保有は互いに裏の関係にあることが考えられる。したがって、ダミー変数として通勤定期の保有と通学定期の保有を分けずに、「20 年定期保有ダミー」と設定した。

表 3-2 用いる説明変数についての相関行列

	年齢(歳)	女性ダミー	20年定期保有ダミー
年齢(歳)	1	-0.276	0.093
女性ダミー	-0.276	1	-0.033
20年定期保有ダミー	0.093	-0.033	1

3.4.1. 利用頻度の減少に関する分析

はじめに、「利用頻度の減少量」を目的変数とした重回帰分析による回帰係数を表 3-3 に、分散分析表を表 3-4 にそれぞれ示す。分析は強制投入法により行い、分析における調整済み決定係数は、 $R^2 = 0.146$ であった。表 3-3 から、「利用頻度の減少量」に対して、「年齢」や「20年定期保有ダミー」は有意な影響があるといえる一方で、「女性ダミー」は有意な影響があるとはいえなかった。また、表 3-4 から、回帰の有意性に関する検定、すなわち目的変数と説明変数全体に何らかの関係性があるか否かという検定から、この回帰は意味を持っているといえる。

表 3-3 利用頻度の減少についての重回帰分析で得られた回帰係数

	非標準化		標準化	t値
	推定値	標準誤差	推定値	
年齢(歳)	0.043***	0.005	0.074***	8.188
女性ダミー	-0.059	0.163	-0.003	-0.358
20年定期保有ダミー	6.795***	0.162	0.370***	41.992
定数項	-25.529***	0.236		-108.185

*** 0.1%有意

表 3-4 利用頻度の減少についての重回帰分析で得られた分散分析表

	自由度	平方和	不偏分散	F値	P値
回帰	3	130720.8	43573.6	632.8	0
残差	11082	763046.9			
計	11085	893767.7			

有意である変数のうち、偏回帰係数の値から、「年齢」が大きいほど「利用頻度の減少量」は正に大きくなる、すなわち利用の減少幅としては小さくなり、「20年定期保有ダミー」に該当すれば「利用頻度の減少量」は正に大きくなる、すなわち利用の減少幅としては小さくなるのが分かる。したがって、定数項の数値も鑑みると、年齢が高いほど、2019年10月

と2020年10月の利用頻度に差は無くなり、2020年10月も通勤・通学定期を継続して持つていれば、同様に利用頻度に差は無くなる傾向にあると解釈できる。

加えて、標準偏回帰係数の値から、年齢が10歳分高いことは、2020年10月に定期保有であることの2倍の影響を及ぼすといえる（ $\because 0.074 \times 10 \div 0.370$ ）。

以上の事項から、解釈できる範囲での鉄道利用減少の特性として、定期利用でなくなった若年層の利用習慣の変化の影響が、利用の減少により大きく作用していることが可能性として挙げられる。これらの解釈は、前節における、2020年10月でも定期利用の人に比べて、定期外利用となった人の方が、利用頻度は極端に少なくなったという図3-12の傾向や、若い年代の人であるほど、利用頻度が若干少なくなったという図3-13の傾向に一致している。

3.4.2. 平均入場時刻の変化に関する分析

次に、同じサンプルデータを用いて、「平均入場時刻の変化量」を目的変数とした、強制投入法による重回帰分析を行った。この変化量は、利用頻度の変化と同様に、個人ごとに2020年10月の平均入場時刻から、2019年10月の平均入場時刻を引いたものである。こうした時刻の代表値同士の差を調べることで、個人ごとのおおよその利用時間帯の変化を簡易的に見ることができると考えられる。分析の結果、「女性ダミー」以外の説明変数は有意な影響があった他、回帰の有意性に関する検定から、この回帰は意味を持っているといえた。しかし、分析における調整済み決定係数は、 $R^2 = 0.046$ であった。

そこで、前節の図3-14から図3-22までについて、朝時間帯を中心とした集中的な利用を念頭に置き、2019年10月平均入場時刻が午前中のサンプルにのみ着目すると、全サンプルに比べて、変化の傾向がより顕著であると考えられる。そのため、本項での分析では、2019年10月平均入場時刻が午前中だったサンプル7,216人に限定し、同様の分析を行う。このサンプルでの変数間の相関関係は、表3-5に示す相関行列のようになっており、変数間に強い相関は無いといえる。

表 3-5 サンプルを限定した上で用いる説明変数についての相関行列

	年齢(歳)	女性ダミー	20年定期保有ダミー
年齢(歳)	1	-0.349	0.090
女性ダミー	-0.349	1	-0.040
20年定期保有ダミー	0.090	-0.040	1

そして、重回帰分析による回帰係数を表3-6に、分散分析表を表3-7にそれぞれ示す。分析における調整済み決定係数は $R^2 = 0.088$ であり、改札通過データから容易に取得可能な個人属性から、平均入場時刻の変化の1割弱を説明するモデルとなった。表3-6から、「平均入場時刻の変化量」に対して、「年齢」や「20年定期保有ダミー」は有意な影響があるとい

える一方で、「女性ダミー」は有意な影響があるとはいえなかった。また、表 3-7 から、回帰の有意性に関する検定から、この回帰は意味を持っているといえる。

表 3-6 平均入場時刻の変化についての重回帰分析で得られた回帰係数

	非標準化		標準化	t値
	推定値	標準誤差	推定値	
年齢(歳)	-2.330***	0.139	-0.203***	-16.744
女性ダミー	4.965	4.361	0.014	1.139
20年定期保有ダミー	-73.839***	4.293	-0.199***	-17.201
定数項	224.685***	6.422		34.987

*** 0.1%有意

表 3-7 平均入場時刻の変化についての重回帰分析で得られた分散分析表

	自由度	平方和	不偏分散	F値	P値
回帰	3	19118132.1	6372710.7	220.7	0
残差	11082	195985060.7			
計	11085	215103192.8			

有意である変数のうち、偏回帰係数の値から、「年齢」が大きいほど「平均入場時刻の変化量」は負の方向に影響を受け、「20年定期保有ダミー」に該当すれば「平均入場時刻の変化量」は負の方向に受けることが分かる。したがって、定数項の数値も鑑みると、年齢が大きいほど、2019年10月と2020年10月の平均入場時刻に差は無くなる、すなわち年齢が比較的高い人ほど2019年10月と比べて鉄道に乗る時刻に変化は小さく、2020年10月も通勤・通学定期を継続して持っていれば、同様に平均入場時刻に差は無くなる傾向にあると解釈できる。

加えて、標準偏回帰係数の値から、年齢が1歳低いことと、2020年10月に定期保有であることは、おおよそ同等の影響を及ぼすといえる。

以上の事項から、2019年10月で平均的には午前中にA駅に入場する人のうち、解釈できる範囲での平均入場時刻の変化の特性として、定期利用でなくなった若年層ほどより乗車時刻が変化した一方で、定期を持ち続けており年齢の高い層ほど乗車時刻が変化していなかったことが可能性として挙げられる。これらの解釈は、前節における、2019年10月には朝ラッシュ時間帯を平均的に使っていた人が、2020年10月には定期外利用でそれよりも遅い時間帯に入場しているという図 3-14 から図 3-16 までの傾向や、24歳以下を中心に入場時刻の移行があった一方で、35歳以上のサンプルは両期間とも朝ラッシュ時間帯に集中しているという図 3-17 から図 3-22 までの傾向に一致している。

但し、本章のように入場時刻の平均を取った上で変化を調べることは、個人の中での入場時刻の大きなばらつきや特異な利用といった情報が落ちてしまう危険性がある。また、2019年には学生だった人が2020年には就職して社会人になる、あるいは逆にリタイアするといった、それまでのライフスタイル自体が大きく変わる人の捕捉も見落とししてしまうことが想定される。そうした点は、本章における分析の限界であるとともに、今後取り組むべき課題である。

3.5. 小括

本章では、2019年10月と2020年10月における改札通過データを用いて、習慣的な鉄道利用が減少したと考えられる個人ごとの利用頻度や利用時刻の変化に着目した。そして、何人の利用者数が減ったという量的な事実だけでなく、利用者に関する質的な理解を得ることを想定した、習慣的な鉄道利用減少の特性を明らかにすることを目的とした。対象サンプルは、2019年に定期利用かつ2020年に1回以上の利用（定期利用・非定期利用は不問）だった人とした。

個人ごとの利用頻度の変化として、週1回以上の変化があったものと考えられる月換算利用頻度 ± 8 回を基準とし、変化量が8以上である人たちを「増加」、変化量が-8より大きく8より小さい人たちを「変化なし」、変化量が-8以下である人たちを「減少」に分類した。そして、利用頻度や平均入場時刻の変化量と、年齢や性別、券種といった個人単位での属性との関係性を整理した。

それに基づいて行った重回帰分析から、利用頻度の変化について、以下の事項が定量的に示された。

- 「年齢」や「20年定期保有ダミー」は有意な影響がある一方で、「女性ダミー」は有意な影響があるとはいえないこと。
- 年齢が高いほど、2019年10月と2020年10月の利用頻度に差は無くなり、2020年10月も通勤・通学定期を継続して持っていれば、同様に利用頻度に差は無くなる傾向にあること。
- 年齢が10歳分高いことは、2020年10月に定期保有であることのおよそ2倍の影響を及ぼすといえ、解釈できる範囲での鉄道利用減少の特性として、定期利用でなくなった若年層の利用習慣の変化による影響がより大きい可能性があること。

また、同様の重回帰分析から、鉄道利用が減少した人のうち、2019年10月平均入場時刻が午前中だったサンプルの平均入場時刻の変化について、以下の事項が定量的に示された。

- 「年齢」や「20年定期保有ダミー」は有意な影響がある一方で、「女性ダミー」は有意な影響があるとはいえないこと。
- 年齢が高い人ほど2019年10月と比べて鉄道に乗る時刻に変化は小さく、2020年10月も通勤・通学定期を継続して持っていれば、同様に平均入場時刻に差は無くなる傾向にあること。

- 年齢が1歳低いことと、2020年10月に定期保有であることはおよそ同等の影響を及ぼすといえ、解釈できる範囲での鉄道利用減少の特性として、定期利用でなくなった若年層ほどより鉄道に乗車する時刻が変化した一方で、定期を持ち続けており年齢の高い層ほど鉄道に乗車する時刻が変化していなかった可能性があること。

但し、重回帰分析の決定係数が示しているように、本章で用いた2019年と2020年の改札通過データ以外にも、習慣的な鉄道利用減少の要因は考えられるため、これらが全ての特性であるとは言いきれない点には、注意が必要である。例えば、改札通過データのみでは分からない個人の職業や家庭状況などの状況、就職や離職などのライフスタイルに関する定常的な変化も、要因となるかもしれない。それらを含めたあらゆる事項を勘案した要因の深度化は課題として残るものの、改札通過データという大量の長期的な交通行動データから個人ごとの変化を捉え、習慣的な鉄道利用減少の特性を一部でも明らかにしたことは、一定の成果であるといえる。

そのような課題について、本来的には多様で異質と想定される、駅の全ての利用者を対象にして、平均的な関係性を調べる分析には限界があるため、次章以降では以下の方針に則り、分析を進める。

- より個人を細分化した視点で、利用の質的な変化を可視化する分析を行うこと（第4・5章）。
- 職業や生活様式など、個人に尋ねないと分からない情報も取り入れた分析を、補完的に行うこと（第6章）。

4. 鉄道駅の改札通過時刻に着目した鉄道利用の変化に関する分析

4.1. 概説

前章では、年齢や性別、定期利用の継続という改札通過データから把握可能な情報を基に、重回帰分析を用いて、どの要因が利用の変化に作用するのかを調べた。しかし、これによってサンプル全体の傾向を明らかにできたものの、分析の性質上、サンプル間の平均的な関係に基づく傾向を示すに留まり、個人ごとの変化に差し迫った分析には取り組むべき余地があると考えられる。また、前章の分析では、入出場の平均時刻のみを変化量として扱っており、本来的にはばらつきを持った利用がなされているにも関わらず、その情報が落ちてしまっている点についても、課題として挙げられる。

そこで、本章では、性・年齢層別に大局的な鉄道利用の変化を調べた後、COVID-19の影響があったにも関わらず高い利用頻度が変化しなかった人に着目した上で、利用時刻という点での利用形態の変化の詳細をいくつかのグループに分類し、変化の特性とその総量を明らかにすることを目的とした分析を行う。具体的には、前章と同様のデータおよびサンプルについて、利用の平均時刻のみならず、そのばらつき、すなわち標準偏差を用いた分析を行う。但し、利用頻度が大きく減少してしまった人の時刻の平均値や標準偏差は、利用の回数が少なくなったが故に、それらの値は不確かであることが懸念されるため、本章ではCOVID-19の影響があったにも関わらず、高い利用頻度が変化しなかった人に限定して、分析を行う。

以上の分析とその目的を達成することにより、鉄道利用が何割減ったという平均的な変化の中でも、個人によって変化の仕方は多様であること、そのうち高頻度の利用を継続した人であっても、鉄道の利用形態が多かれ少なかれ変化したことが、大量に蓄積されるデータを分析することによって理解できると考えられる。

4.2. 分析手法

はじめに、本研究で用いる改札通過データの集計を行う。具体的には、用いるデータとサンプリングの概要を述べ、本研究における変化の定義を行った後、対象サンプルを性・年齢層別に利用頻度の変化を調べる。

次に、高頻度の鉄道利用を継続した人を対象として、利用形態の変化を分類する。特に、そうした利用者の平均利用時刻とその標準偏差を変数として、クラスター分析を行うことで、利用頻度はあまり変化しなかったものの、利用時刻が変わったかどうかという詳細が明らかになると想定される。昨今では、人々の行動変容に伴い、交通機関の運賃値上げやピーク時間帯以外への混雑の平準化といった課題が議論されており、鉄道利用の変化の詳細を描写することは、一定の意義があるものと考えられる。

4.3. 改札通過データの集計

本章で用いるデータと集計・分析のためのサンプリングは、第3章で用いたものと同一で

ある。すなわち、2019年10月1日から31日間（平日21日、土曜日4日、休日（日曜日・祝日）6日）と、2020年10月1日から31日間（平日22日、土曜日5日、休日4日）に記録されたデータで、2019年に定期利用だった人、かつ2020年にも1回以上利用していた人を、分析対象のサンプルとする。そして、これに該当するサンプルは、38,298人である。

4.3.1. 対象サンプルの分類

前章と同様に、2019年での通勤や通学といった定期利用の状態を鑑みて、平日での利用頻度の変化量を調べる。但し、2019年10月と2020年10月では、平日の日数がそれぞれ21日、22日と異なるため、本章においても、ひと月を週5日の平日が4週分あるものと捉え、両年とも20日あたりの回数に換算した利用頻度を用いる。加えて、両年ともに月換算利用頻度が8回未満、すなわち2019年10月でも2020年10月でも、A駅の利用頻度が週あたり1回未満であった人が一定数存在している。こうした利用者は、A駅が定期券区間の途中に位置し、不定期に途中下車するような利用者であることが考えられるため、以降の集計からは除外する。

データの集計に際して、利用頻度を各年でカテゴリーとして表すために、階級値と階級を求める。例えば、週5回の利用であれば、月に $2(\text{回/日}) \times 5(\text{日/週}) \times 4(\text{週}) = 40(\text{回})$ の利用、週4回の利用であれば、月に $2(\text{回/日}) \times 4(\text{日/週}) \times 4(\text{週}) = 32(\text{回})$ の利用となる。したがって、階級値を考慮した上で、月換算利用頻度が36回以上であれば「週5回以上」、28回以上36回未満であれば「週4回程度」、20回以上28回未満であれば「週3回程度」、12回以上20回未満であれば「週2回程度」、4回以上12回未満であれば「週1回程度」、4回未満であれば「週1回未満」と階級を設定する。

4.3.2. 性・年齢層別の利用頻度の変化

大局的な鉄道利用の変化を調べるために、本節では利用頻度の変化に関する集計として、個人属性の違いによる変化の詳細を見ていく。具体的には、2019年10月時点の情報である性別や年齢ごとに集計を行い、各々の性別・年齢層別に利用頻度のカテゴリーの変化を示す。年齢層は10歳刻みとしたが、24歳以下には学生も社会人も両方が含まれているため、2019年10月に通勤定期か通学定期の利用によって分けている。この集計を図4-1から図4-14までのバブルチャートにまとめる。

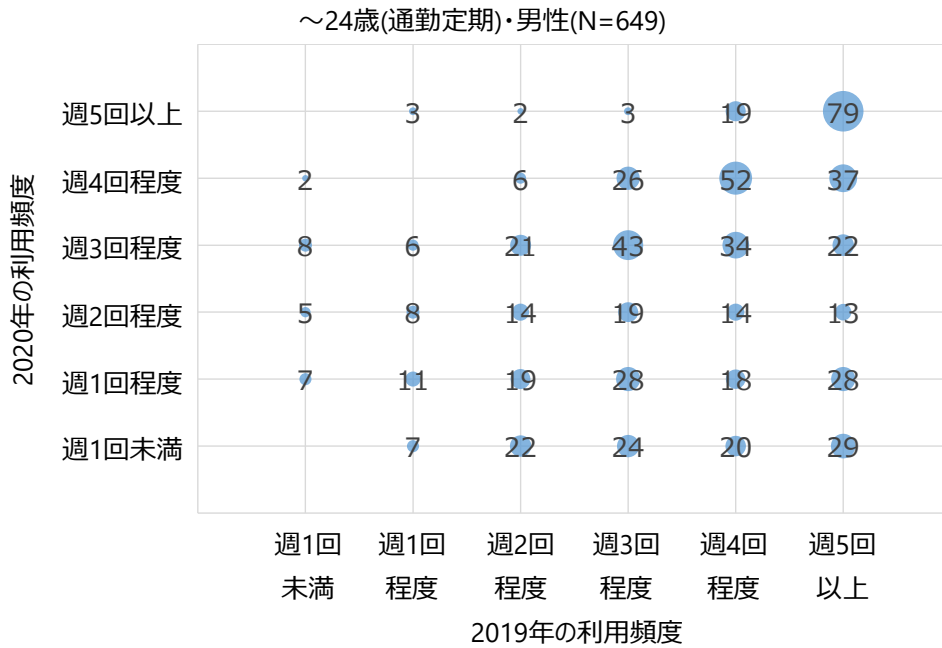


図 4-1 24歳以下（通勤定期利用）かつ男性の利用頻度の変化

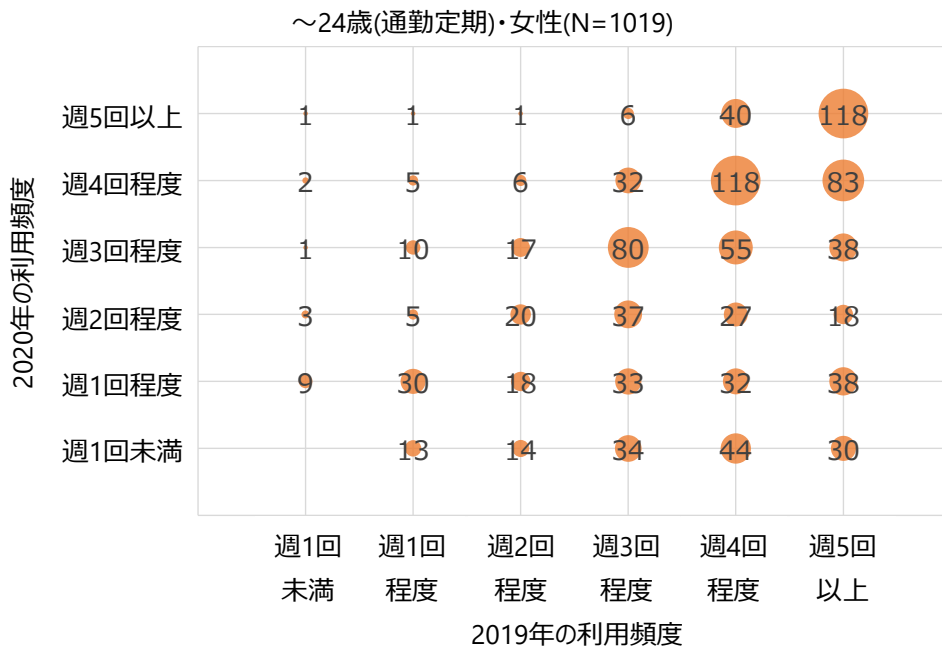


図 4-2 24歳以下（通勤定期利用）かつ女性の利用頻度の変化

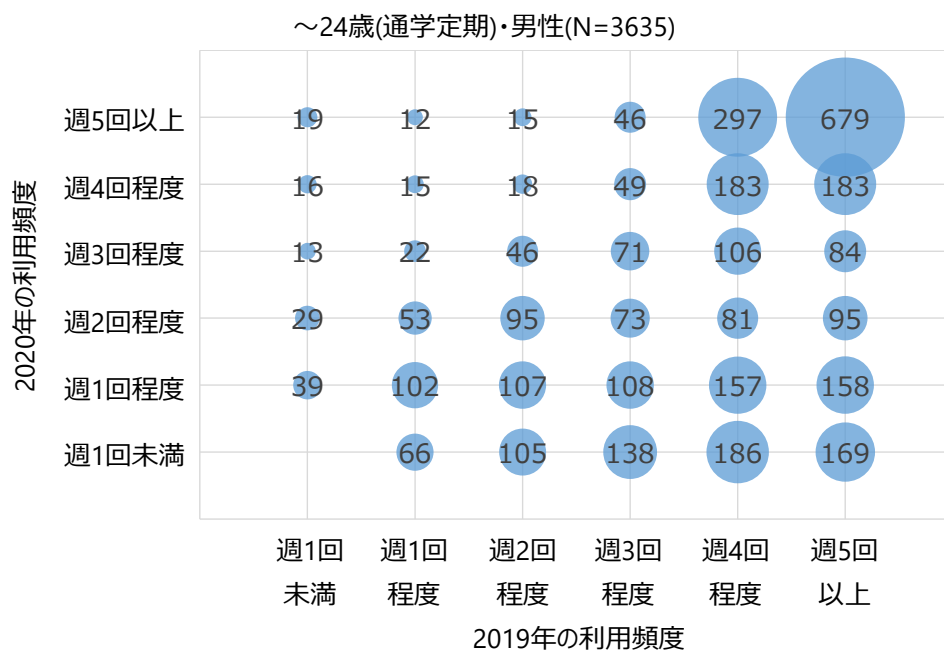


図 4-3 24歳以下（通学定期利用）かつ男性の利用頻度の変化

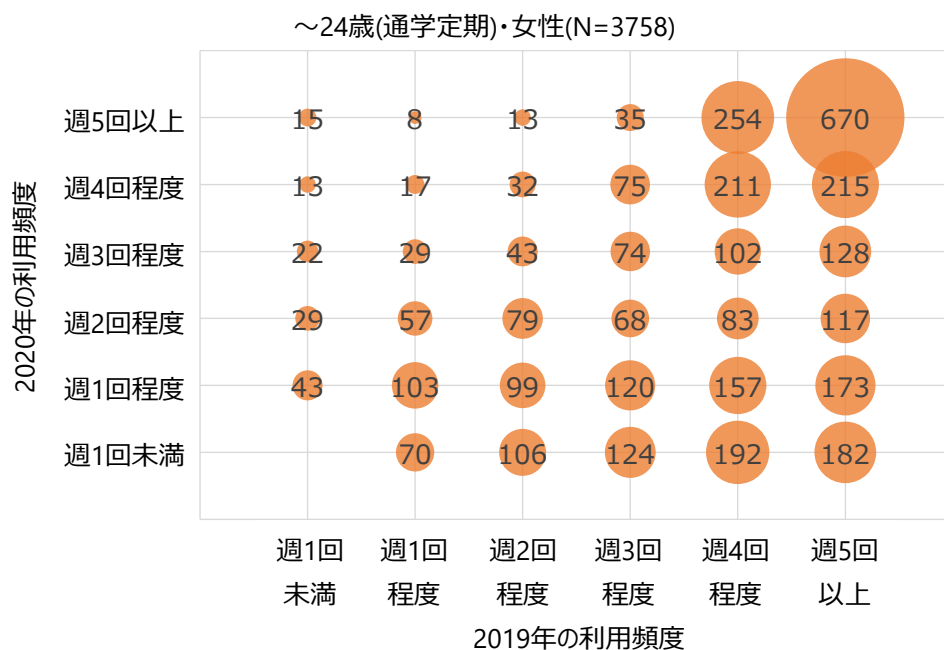


図 4-4 24歳以下（通学定期利用）かつ女性の利用頻度の変化

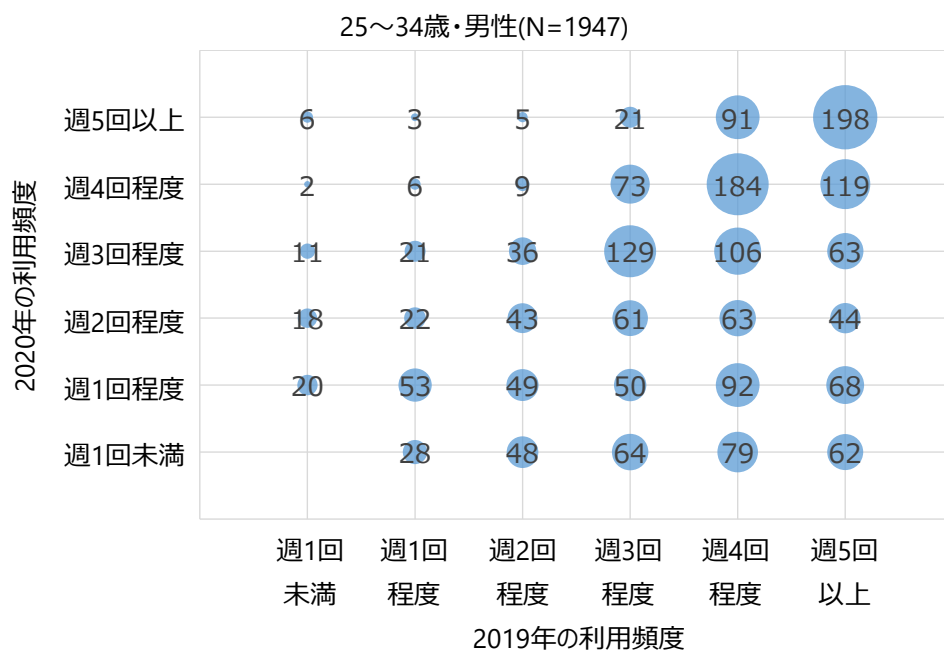


図 4-5 25～34 歳かつ男性の利用頻度の変化

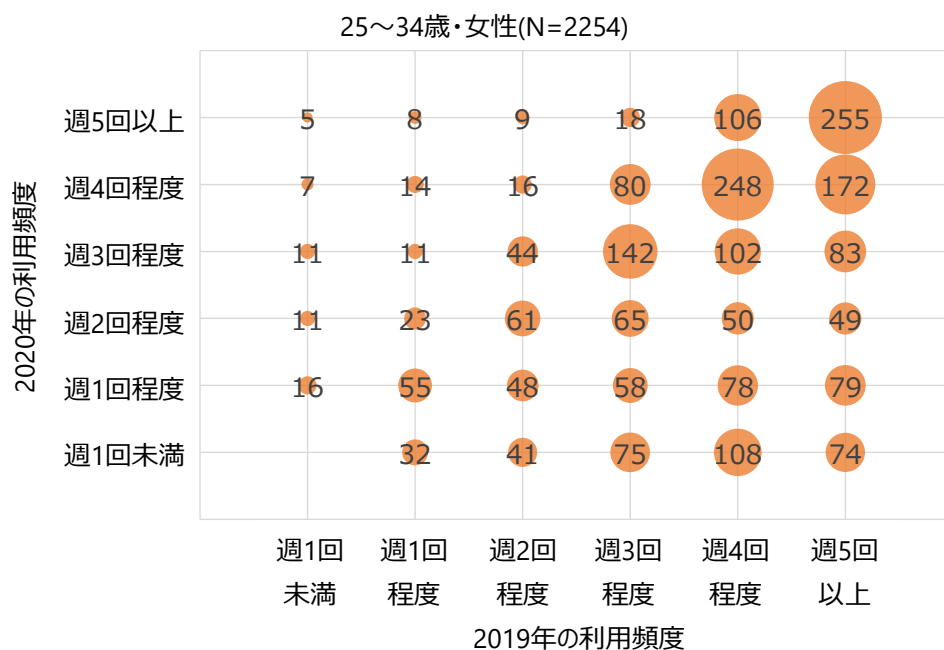


図 4-6 25～34 歳かつ女性の利用頻度の変化

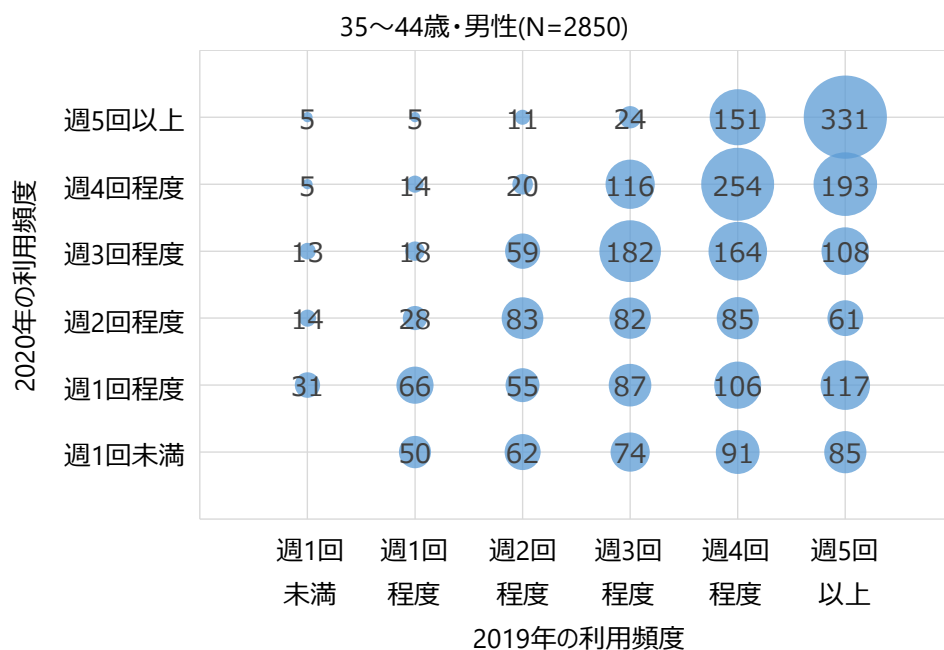


図 4-7 35～44 歳かつ男性の利用頻度の変化

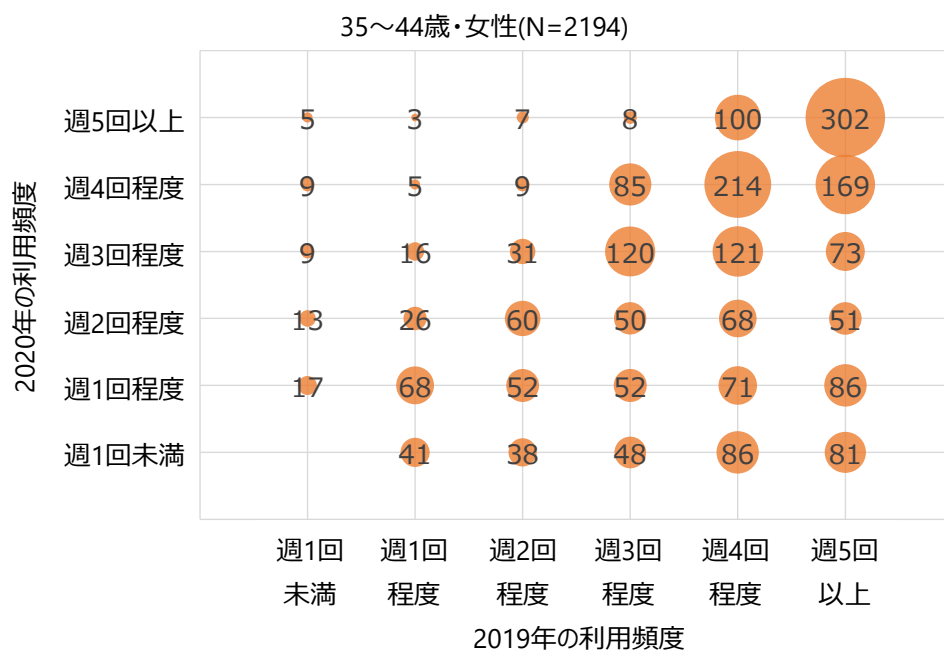


図 4-8 35～44 歳かつ女性の利用頻度の変化

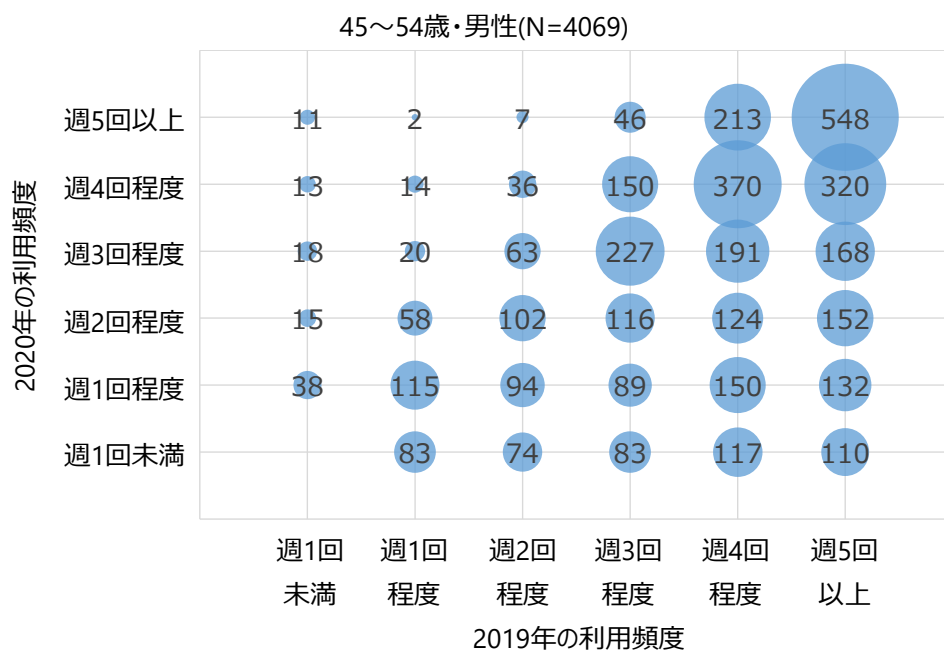


図 4-9 45～54 歳かつ男性の利用頻度の変化

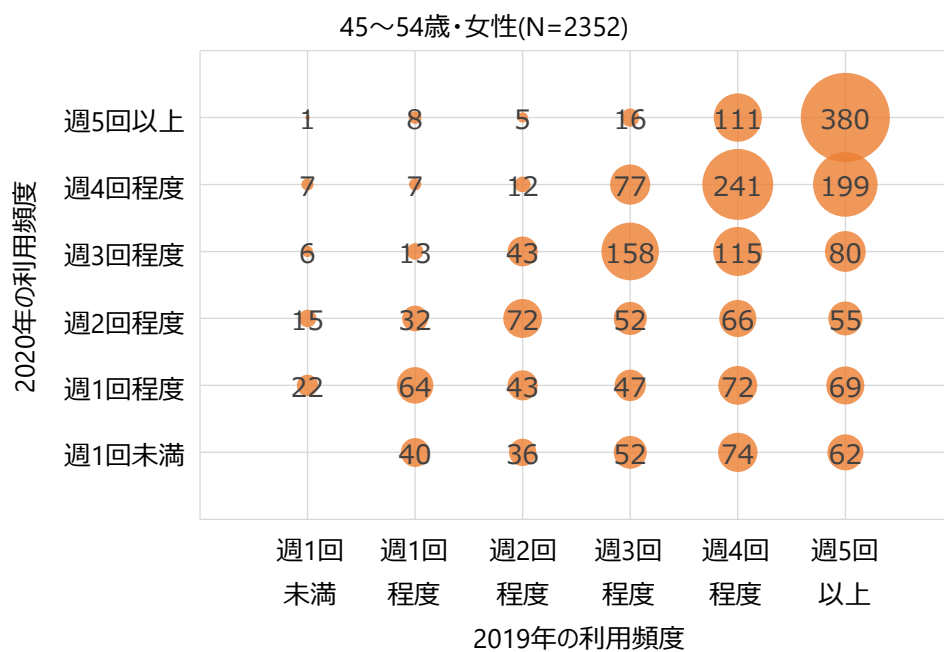


図 4-10 45～54 歳かつ女性の利用頻度の変化

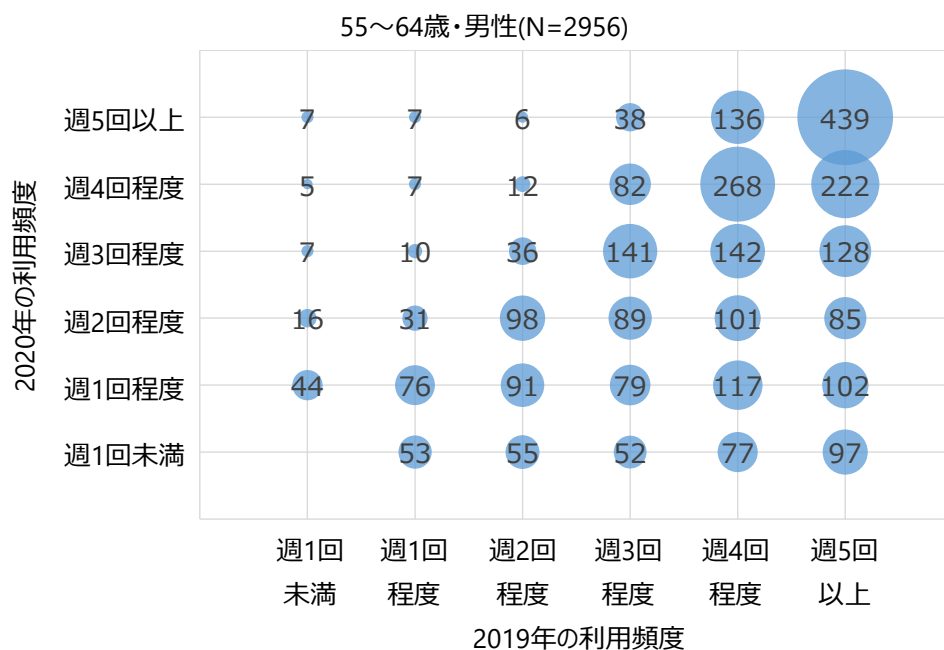


図 4-11 55～64 歳かつ男性の利用頻度の変化

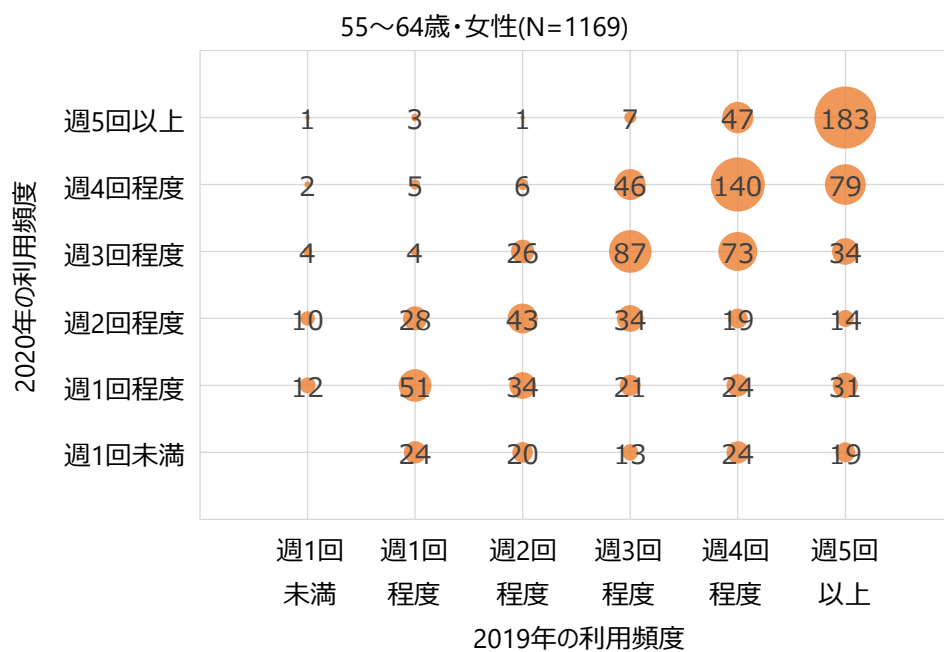


図 4-12 55～64 歳かつ女性の利用頻度の変化

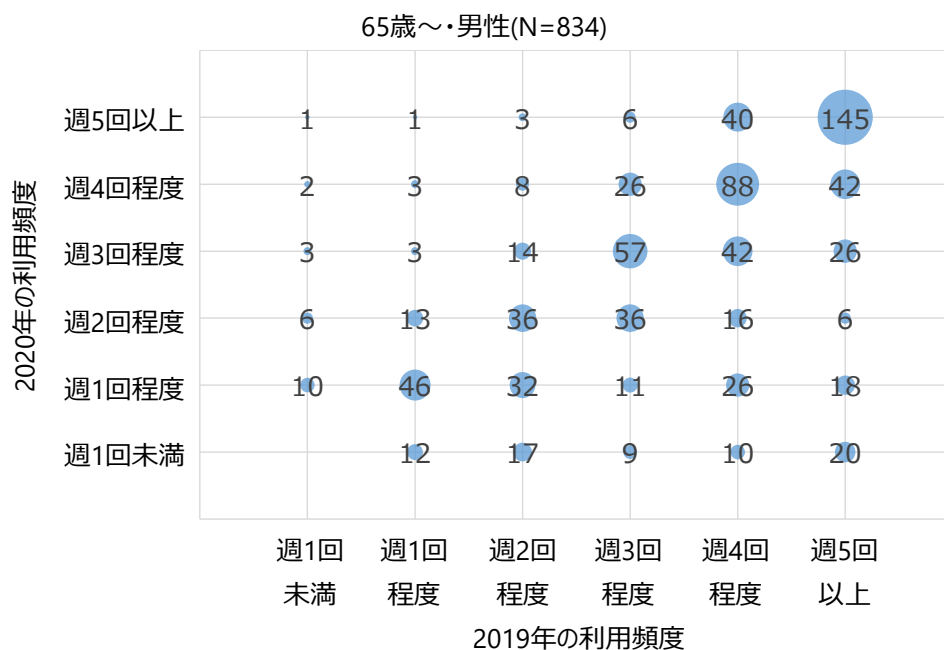


図 4-13 65 歳以上かつ男性の利用頻度の変化

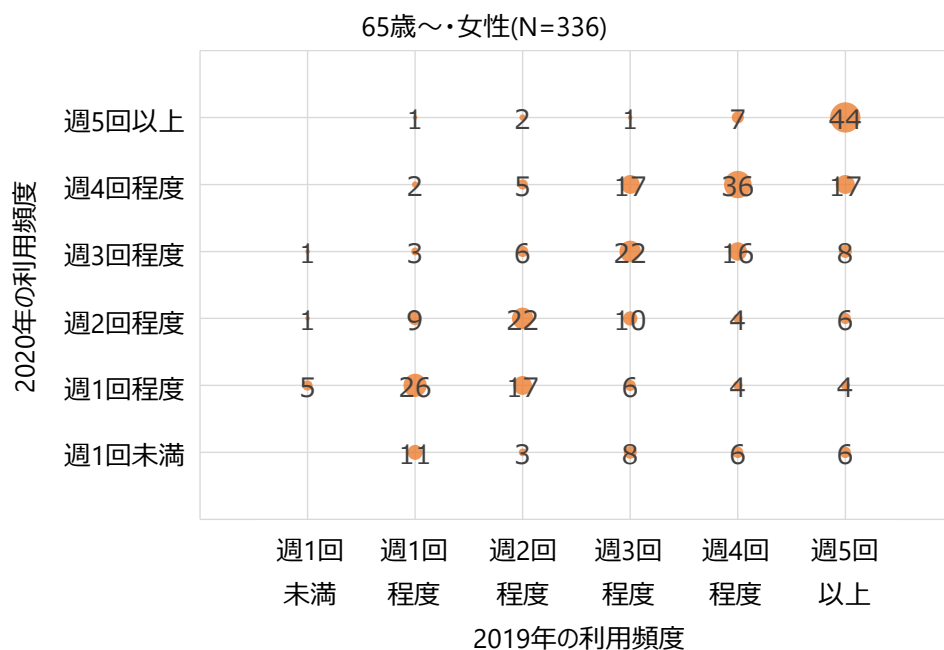


図 4-14 65 歳以上かつ女性の利用頻度の変化

はじめに、図 4-1 から図 4-14 までに示すように、例えば 2019 年の利用頻度が週 5 回以上であった人でも、2020 年においても週 4 回程度や週 5 回以上と同程度使った人がいる一方、週 1 回未満や週 1 回程度と極端に利用頻度が少なくなった人もいる。このように、鉄道利用は一定数減少したと言われているが、個人ごとの利用頻度に着目すると、利用の変化の程

度は多様であることが分かる。したがって、それまで利用していた人の利用全てが一様に変化した、言い換えると平均的な変化がどの個人にも起こったということではなく、人によって変化した、あるいはしなかったという違いがあること、その中でも多様な利用の変化が起こっているということが見て取れる。こうした平均的ではない利用の変化を精緻に捉えることができる点こそが、改札通過データを用いた集計・分析手法として有用であり、特徴である。

次に、社会情勢の急激な変化により利用者数が減少している中でもなお、習慣的な鉄道利用を変わずに行っている人に関する変化の詳細に着目するため、両年とも高頻度である人の利用に着目する。なお、週1回や週2回に比べて高い利用頻度であることを意図して、本章では高頻度であることを、週4回程度または週5回以上の頻度での利用を指すこととする。すなわち、両年とも高頻度である人は、図4-1から図4-14までにおける座標の組み合わせが（週5回以上、週5回以上）、（週5回以上、週4回程度）、（週4回程度、週5回以上）、（週4回程度、週4回程度）という4通りに分布する人のことであり、これに着目する。

各バブルチャートの右上に注目すると、個人属性の違いによって変わらなかった人の割合は異なるように見受けられる。そのため、個人属性ごとに、鉄道利用が高頻度のまま不変だったか、高頻度から変化したかについて集計し、2019年に高頻度利用者のうち、両年とも高頻度利用者の割合を算出した。そして、母比率の差の検定を行うことで、各個人属性で両年とも高頻度利用者の割合が、両年とも高頻度利用者の全ての割合と異なるのかを調べた。これらを表4-1にまとめる。検定の結果、24歳（通勤定期）・男性、25～34歳・男性、35～44歳・男性、45～54歳・女性はいずれも0.1%有意に、55～64歳・女性は5%有意となった。すなわち、これらの属性は、全ての高頻度利用者という平均的な変化とは異なる変化をしたものと考えられ、各々の割合の値から、44歳以下の男性は高頻度利用が不変だった人の割合が低い、言い換えると、高頻度利用者の割合が他の属性と比べて大きく減り、45～64歳の女性は高頻度利用が不変だった人の割合が高い、言い換えると、高頻度利用者の割合が他の属性と比べてそこまで減らなかった属性であるといえる。

こうした差異は、COVID-19の流行に伴い急激に進展したテレワークの有無や、その流行に関係なく、買い物をはじめとした日常生活で必要不可欠な消費行動などといった、属性間でのライフスタイルの違いが影響しているものと考えられる。したがって、どの個人属性でも同様に習慣的な利用が変わった、あるいは変わらなかったということではなく、個人属性間で変化の大きさに違いがあるものと考えられる。

表 4-1 性・年齢層別の高頻度利用継続者の割合

年齢層	性別	高頻度利用 の継続(人)	その他(人)	割合(%)	z値
~24歳 (通勤定期)	男性	187	462	28.8	3.50***
	女性	359	660	35.2	0.14
~24歳 (通学定期)	男性	1,342	2,293	36.9	1.76
	女性	1,350	2,408	35.9	0.58
25~34歳	男性	592	1,355	30.4	4.51***
	女性	781	1,473	34.6	0.76
35~44歳	男性	929	1,921	32.6	3.04**
	女性	785	1,409	35.8	0.32
45~54歳	男性	1,451	2,618	35.7	0.27
	女性	931	1,421	39.6	4.04***
55~64歳	男性	1,065	1,891	36.0	0.64
	女性	449	720	38.4	2.08*
65歳~	男性	315	519	37.8	1.39
	女性	104	232	31.0	1.71
合計人数と平均割合		7,402	13,559	35.4	

* : 5%有意, ** : 1%有意, *** : 0.1%有意

4.4. クラスタ分析の結果とその解釈

前節より、高頻度利用が変わらなかった人について、44歳以下の男性（通学定期を除く）や45~64歳の女性は、他の性・年齢層の平均的な傾向とは異なることが示された。そこで次に、これら2つの性・年齢層の属性について、高頻度の鉄道利用が変わらなかった人は、利用形態、とりわけ駅の利用時刻も変わっていないのかどうかを調べる。これにより、人々の行動や鉄道への需要が変化したといわれる COVID-19 流行後でも、習慣的に鉄道を利用し続けている人の利用の状態を描写し、いくつかのパターンに分類できる状態の総量を知ることができる。そして、得られる定量的な結果から、これまでのピーク時間帯に大量輸送ができる特性を生かした輸送形態を変える必要がないのか、あるいはどのように変えるのが相応しいかという、地域全体にとっての交通計画の策定への寄与や、事業者にとっての経営戦略やそれに係るマーケティングが行えるものと考えられる。

これらを達成するために、利用時刻を変数としてクラスタ分析を行い、2019年も2020年も高頻度利用だった人たちを利用形態のパターンごとに分類する。変数の利用時刻については、駅に入る時刻と駅から出る時刻の2種類が存在する。加えて、1か月の間に多かれ少なかれその時刻は変動すると考えられるため、各年の利用時刻の平均値とその標準偏差から判断する。したがって、用いる変数を「19年入場平均時刻」、「19年入場標準偏差」、「19年出場平均時刻」、「19年出場標準偏差」、「20年入場平均時刻」、「20年入場標準偏差」、「20年出場平均時刻」、「20年出場標準偏差」の8つとして、分析によって形成されたクラスタ

一ごとに入場・出場時刻の変化を考察し、クラスターの解釈を行う。

ところで、標準偏差の値が 0 に近いということは、その人の利用時刻は平均値の時刻通りであることを意味し、逆に標準偏差の値が大きいということは、それだけ利用時刻の平均値からは、早かれ遅かればらついた時刻に利用しているということの意味する。具体的に、例えば、あるサンプルの入場時刻の標準偏差が 120 分であるとすると、正規分布における標準偏差の性質より、およそ 68% の利用は平均的な利用時刻から ± 120 分の範囲に分布すると考えられ、およそ 95% の利用は平均的な利用時刻から ± 240 分の範囲に分布すると考えられる。すなわち、このサンプルは毎日ほぼ同じ時間に A 駅で乗降していたわけではなく、数時間のばらつきを持って A 駅を利用していると解釈できる。本章では、毎日ほぼ同じ時間に乗降するような利用を固定的な利用、そうではなく、時刻に数時間単位の大きなばらつきを持っているような利用を非固定的な利用と、それぞれ表現する。

クラスター分析での個体間の非類似度の計算にあたっては、一般的に用いられるユークリッド距離で表した。そして、凝縮型階層的クラスタリングの手順に従い、クラスターの結合により生じる変動を最小にするように結合する方法であるウォード法を用いた。これらの計算には、R4.0.5 を用いた。

4.4.1. 44 歳以下の男性（通学定期を除く）を対象とした分析とその解釈

探索的にクラスター数を設定し、解釈できるものとして、最終的には 11 個のクラスターを決定した。この分析におけるデンドログラムを、図 4-15 に示す。

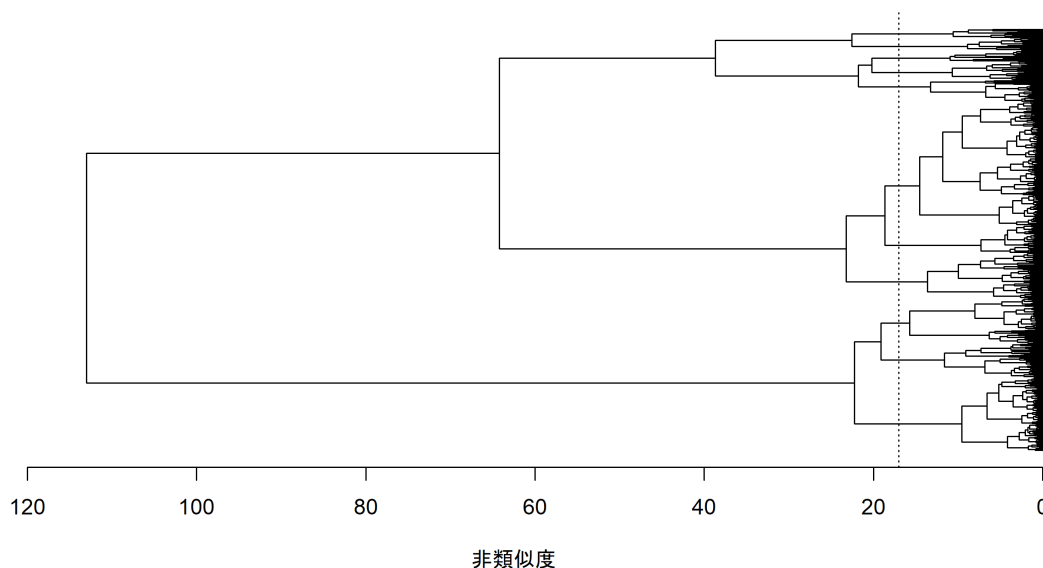


図 4-15 44 歳以下の男性（通学定期を除く）を対象とした分析のデンドログラム

加えて、各クラスターの解釈のために図 4-16 から図 4-37 のような、各年、各クラスター

一で、横軸に利用時刻の平均値、縦軸に標準偏差の値を取った散布図を描画し、各クラスターの特性を把握した。

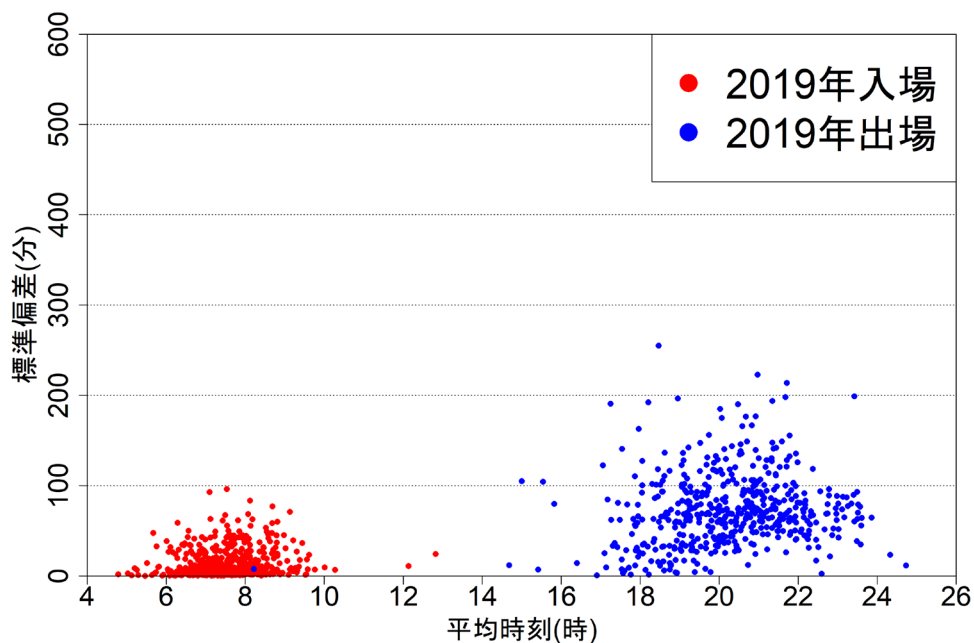


図 4-16 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター1 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

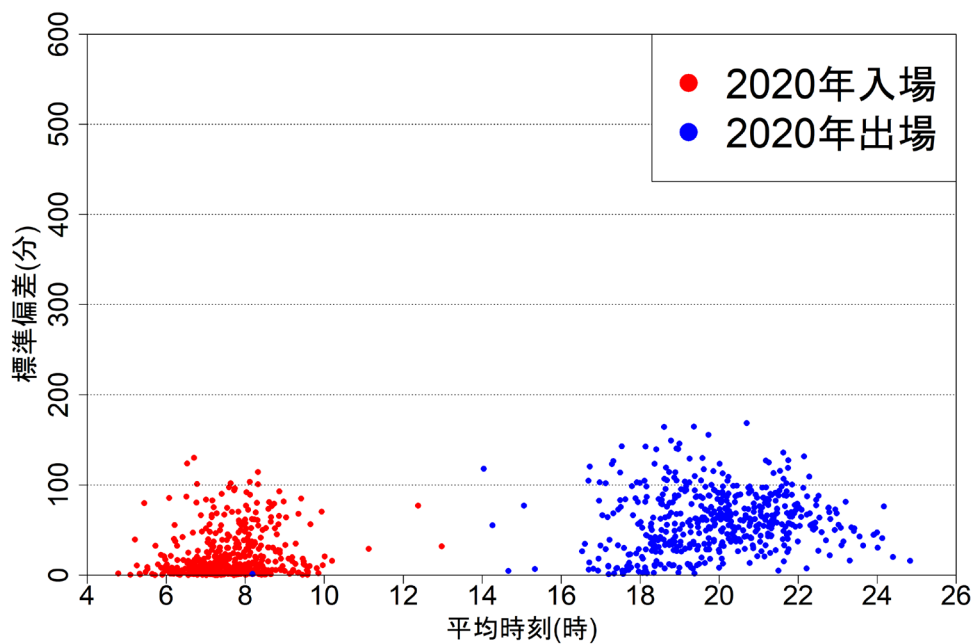


図 4-17 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター1 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

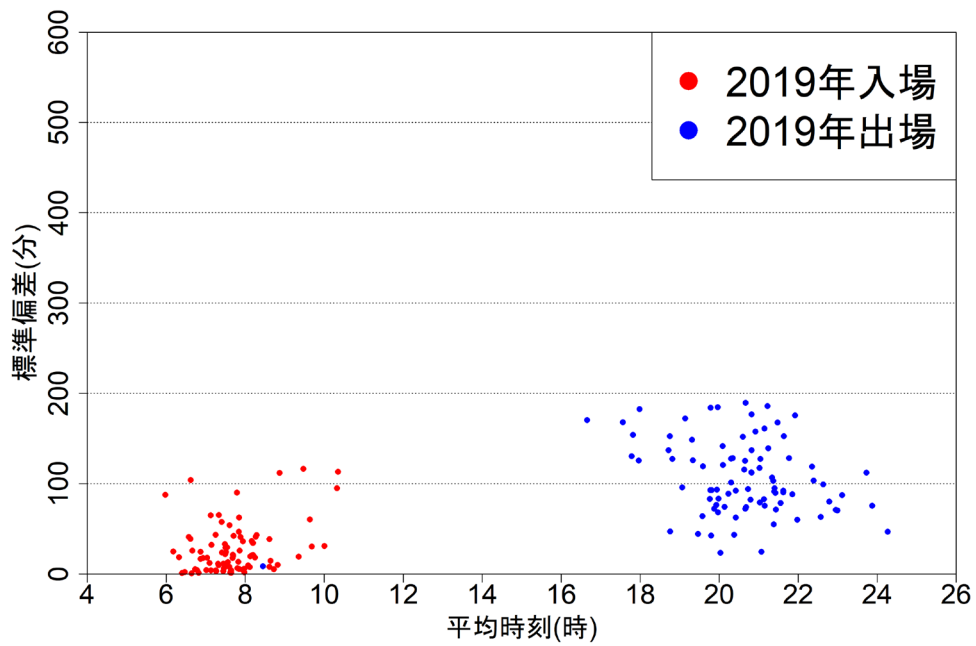


図 4-18 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター2における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

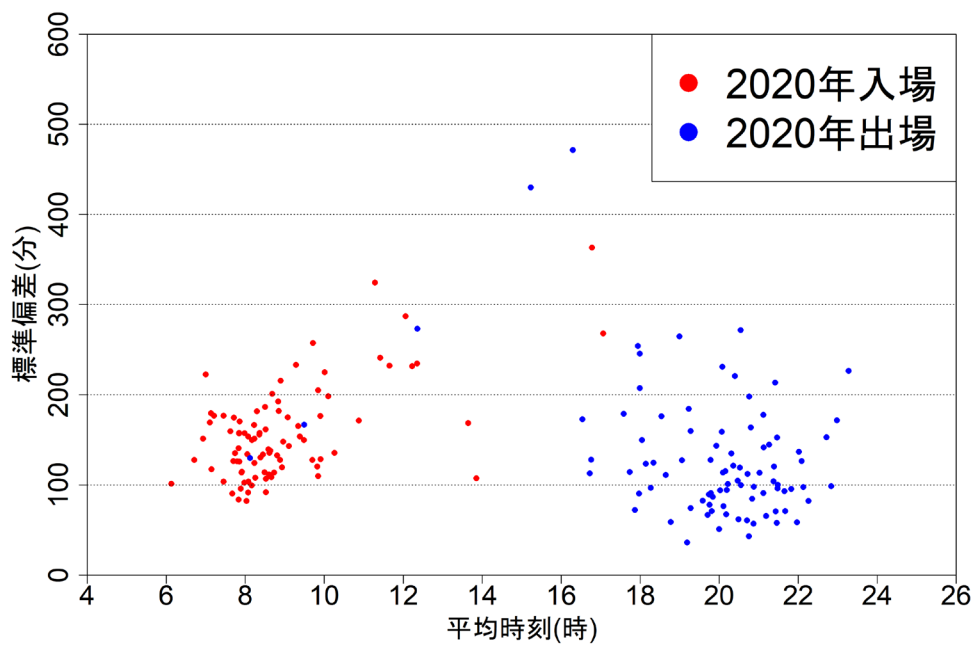


図 4-19 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター2における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

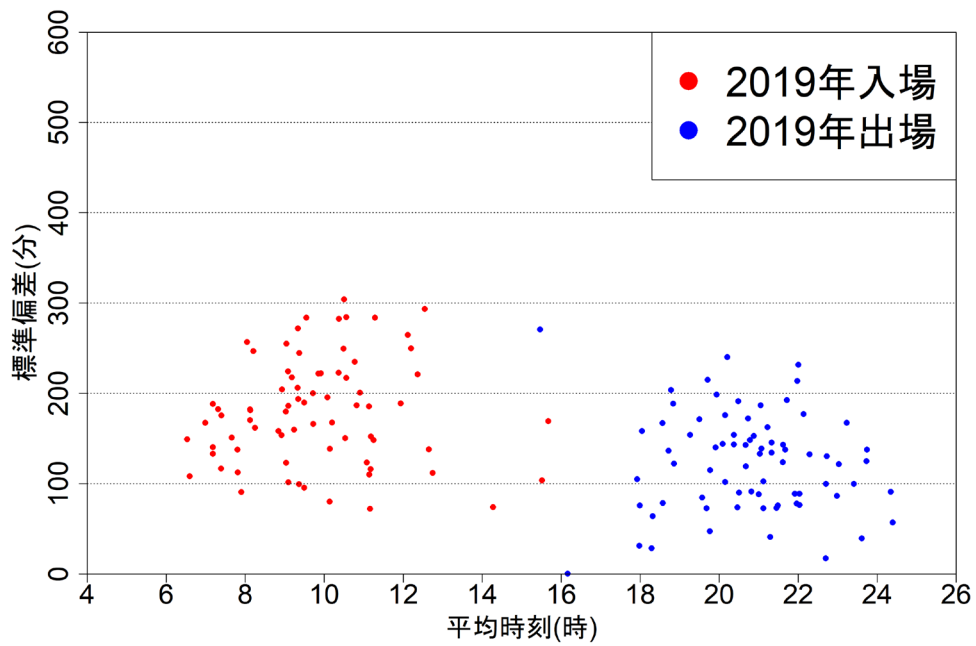


図 4-20 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター3 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

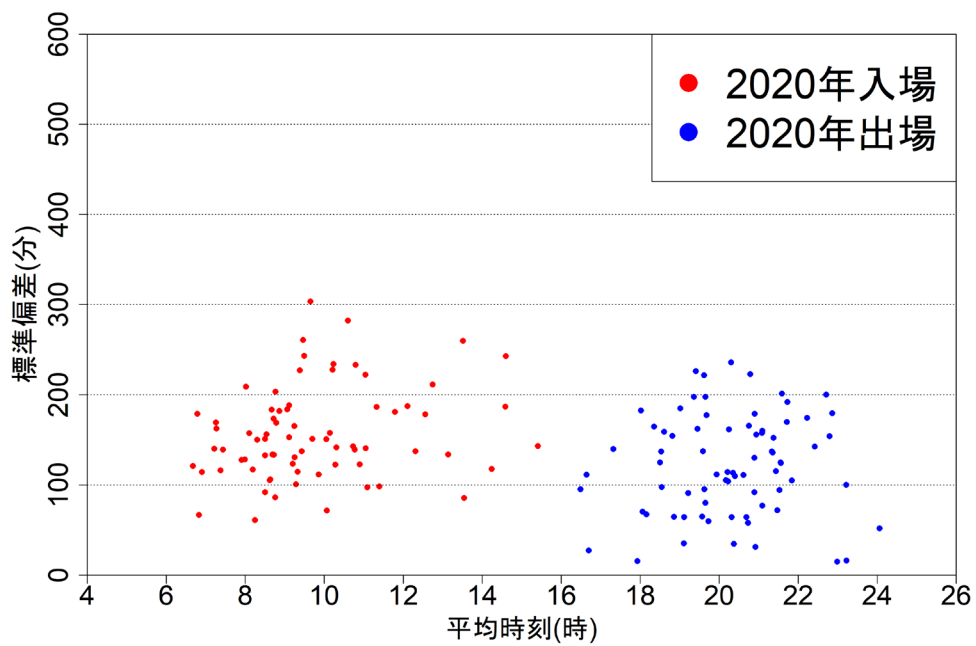


図 4-21 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター3 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

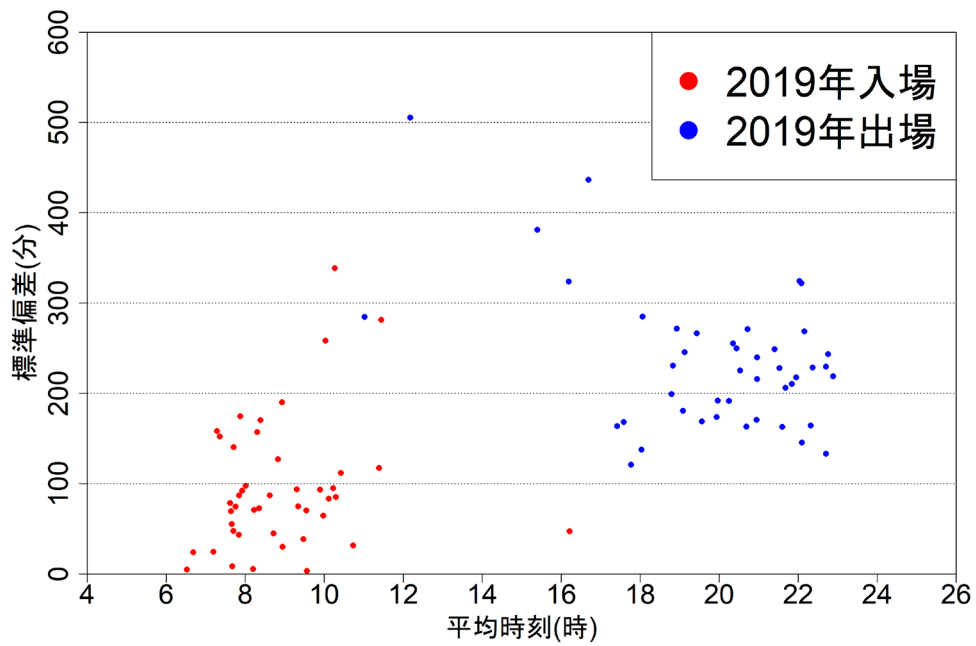


図 4-22 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター4における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

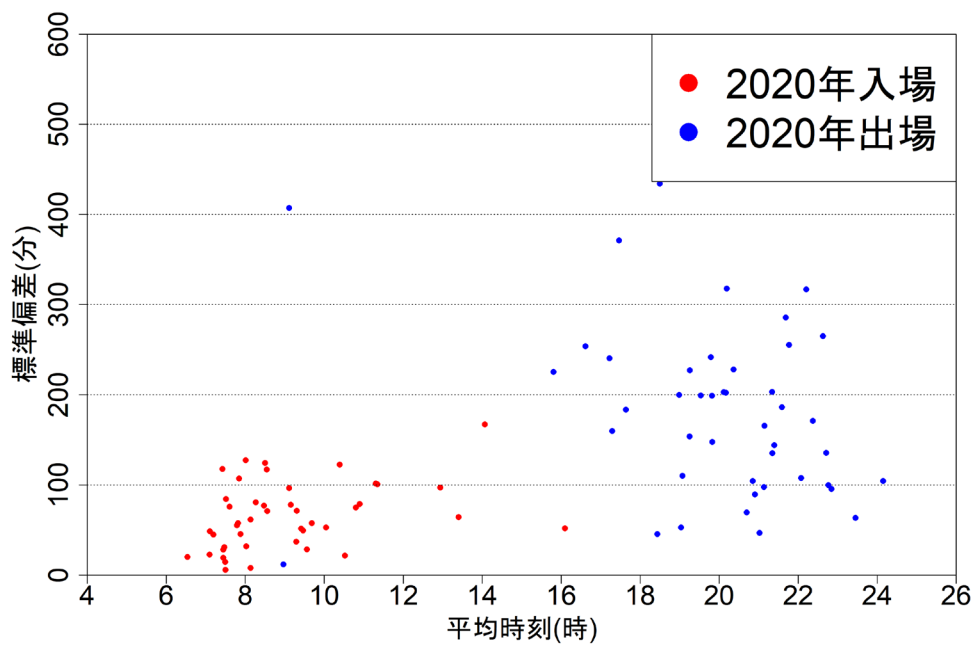


図 4-23 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター4における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

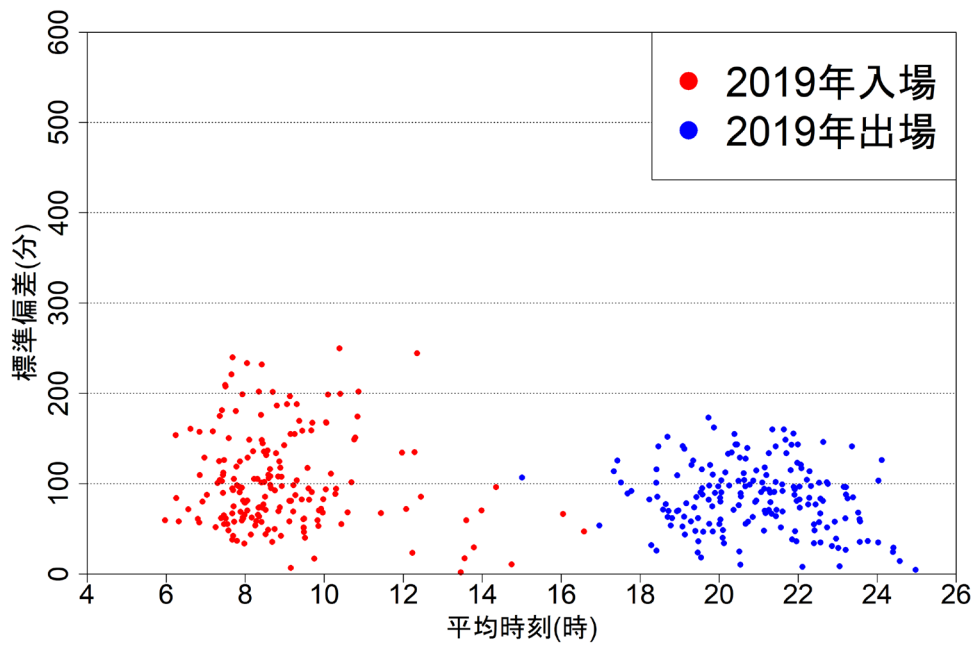


図 4-24 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター5における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

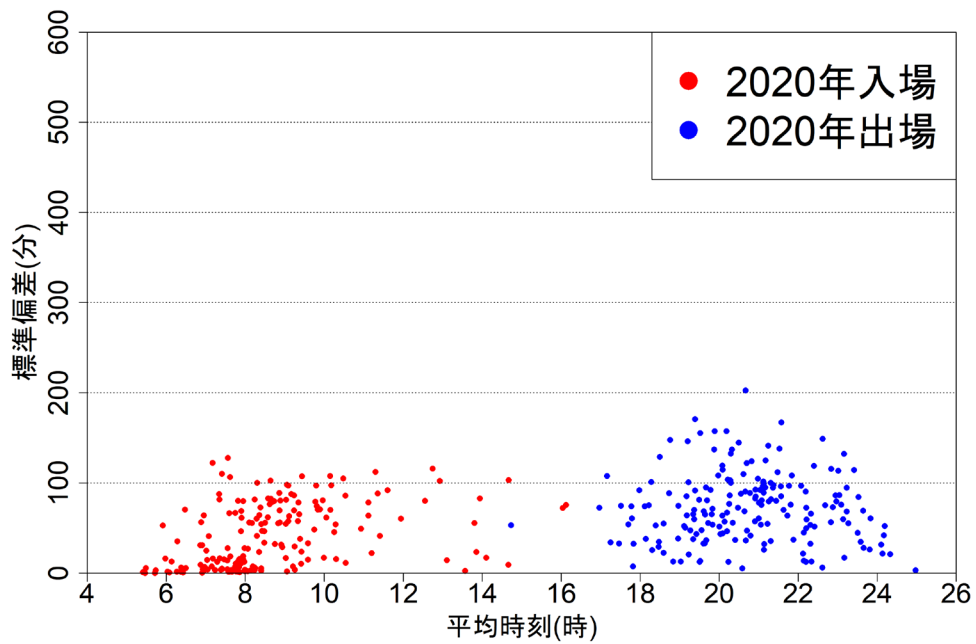


図 4-25 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター5における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

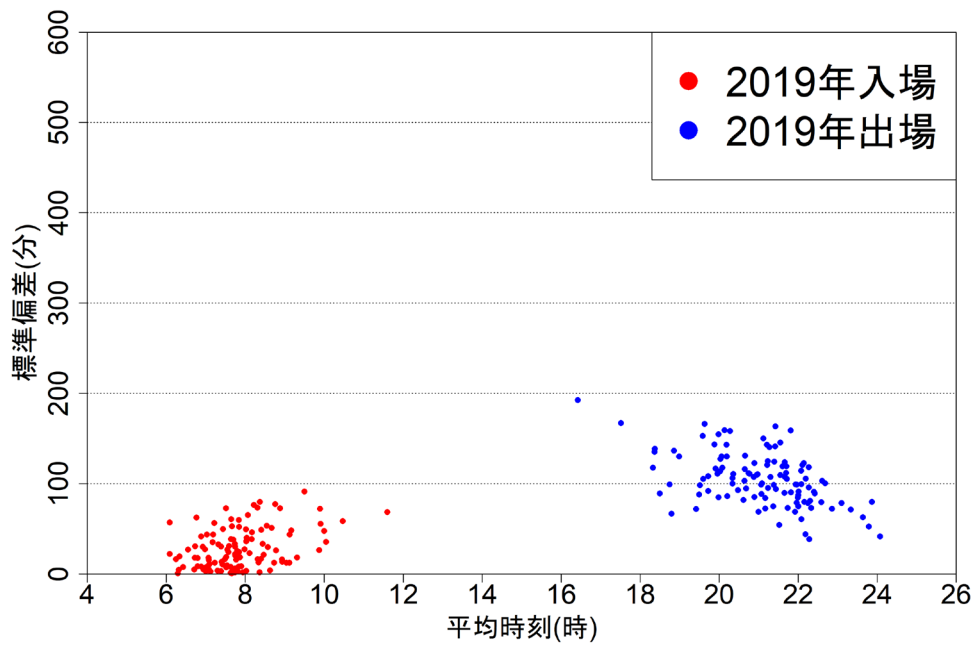


図 4-26 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター6における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

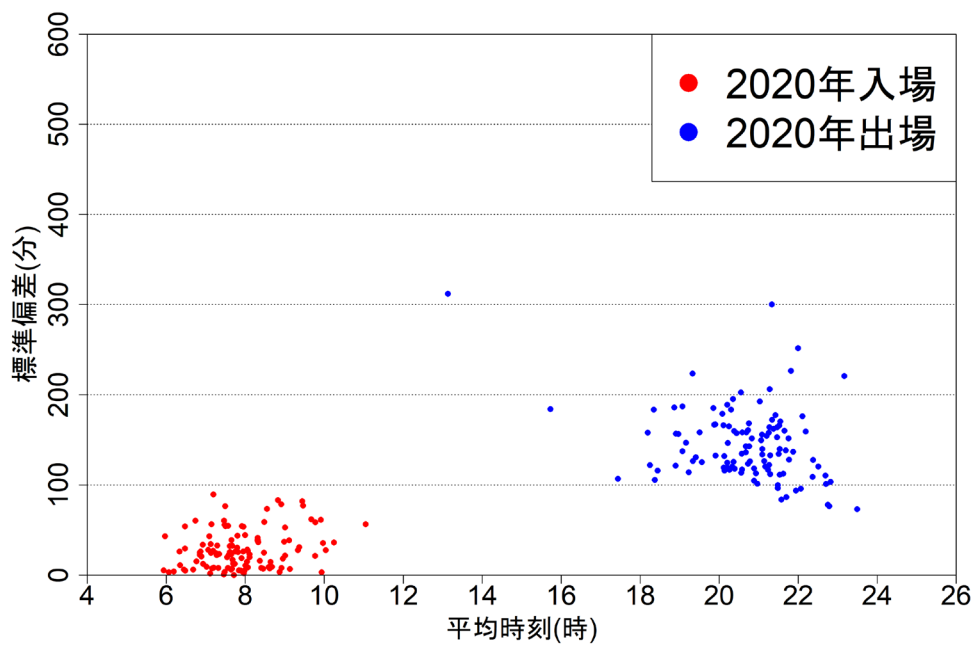


図 4-27 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター6における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

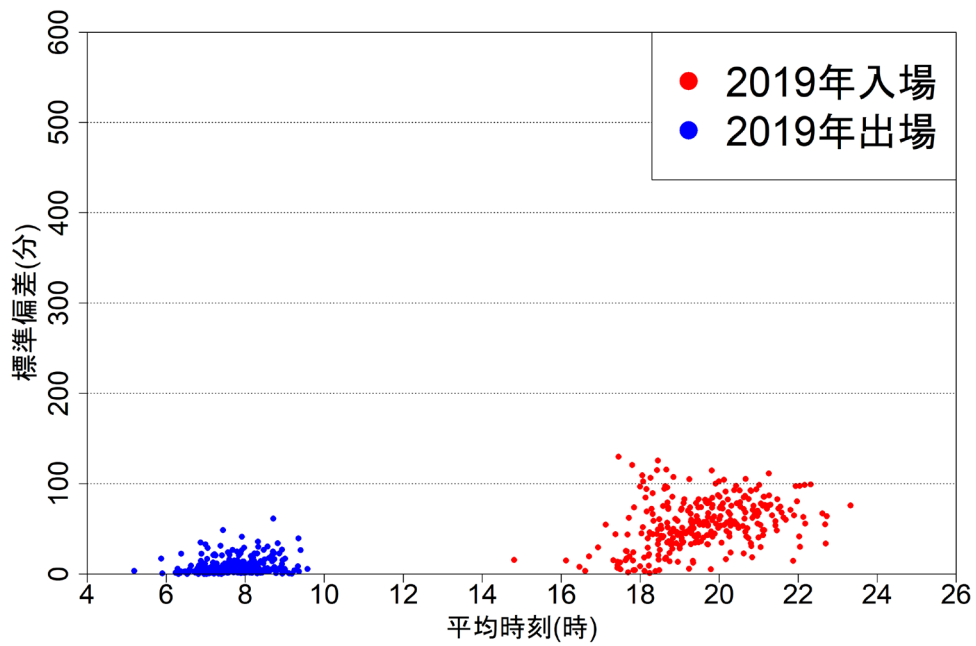


図 4-28 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター7における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

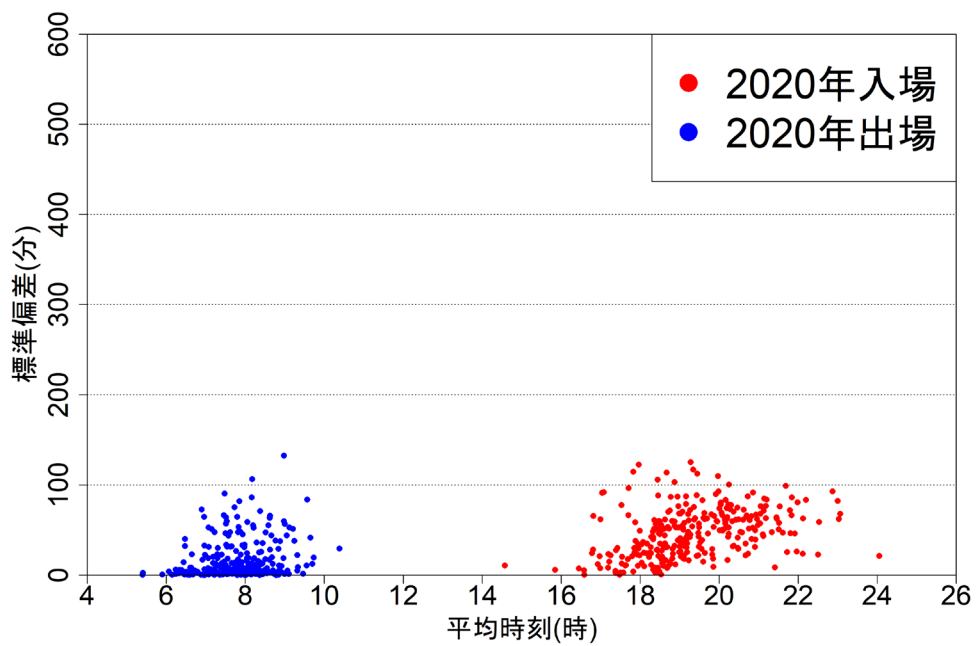


図 4-29 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター7における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

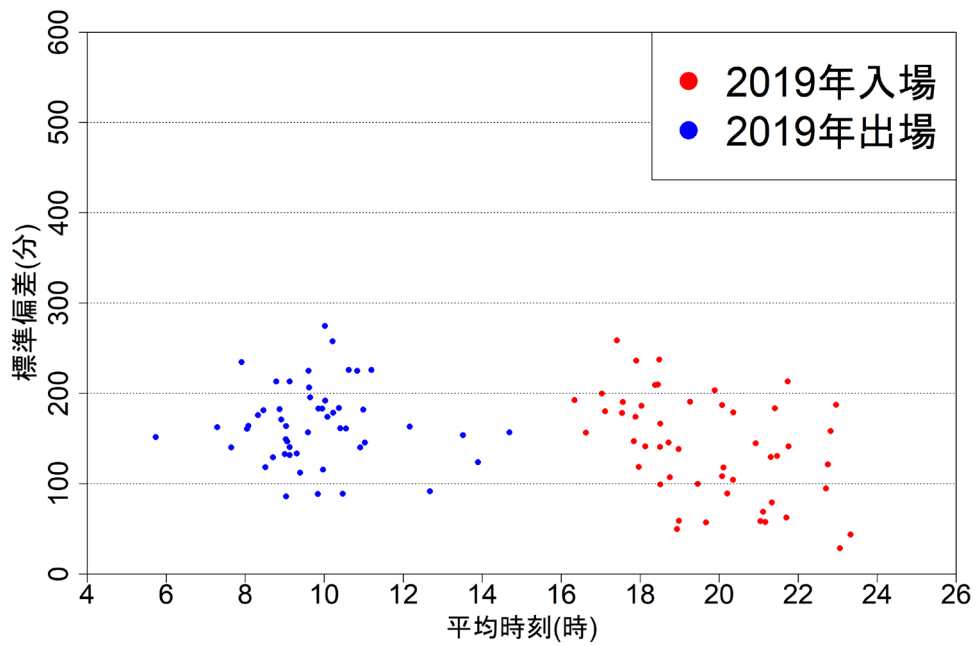


図 4-30 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター8における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

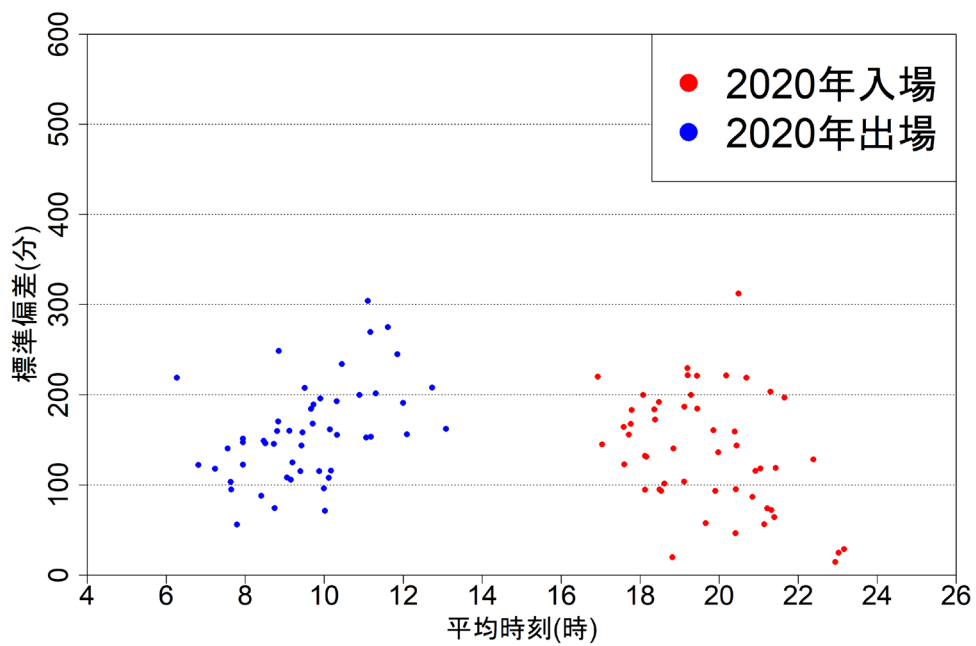


図 4-31 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター8における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

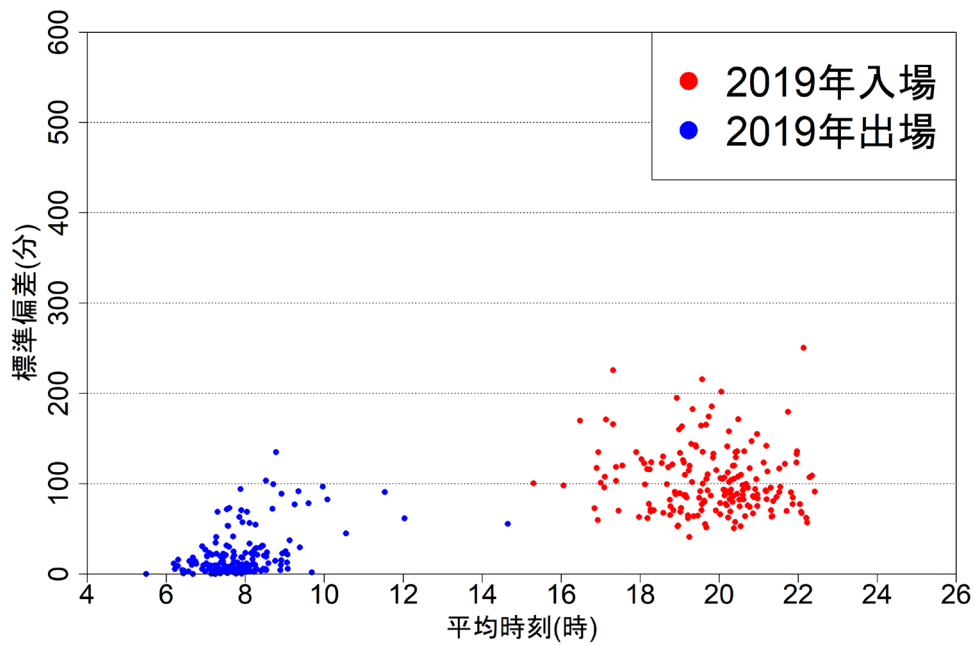


図 4-32 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター9における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

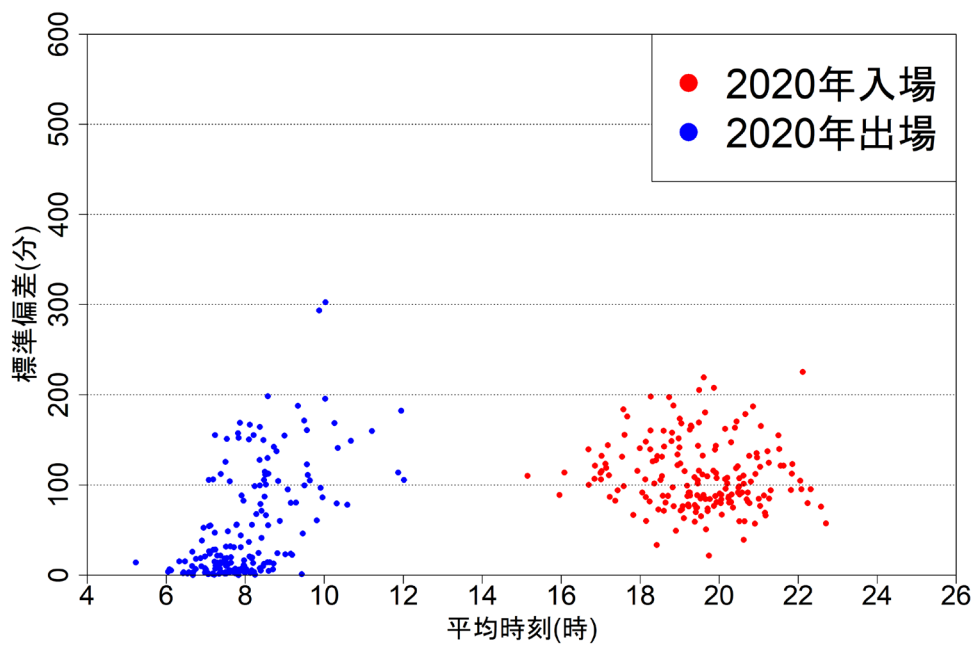


図 4-33 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター9における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

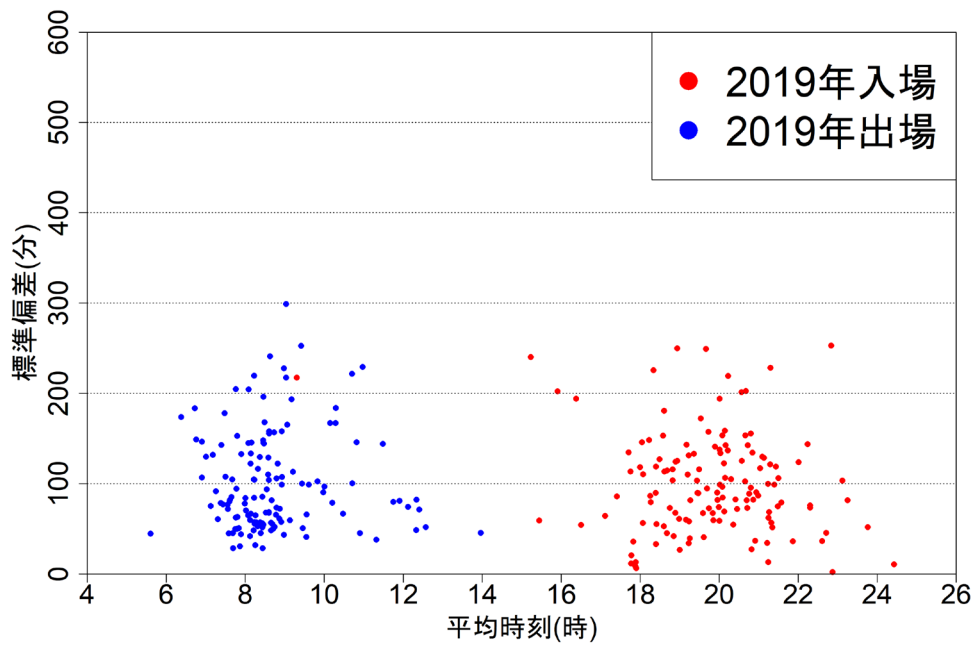


図 4-34 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター10における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

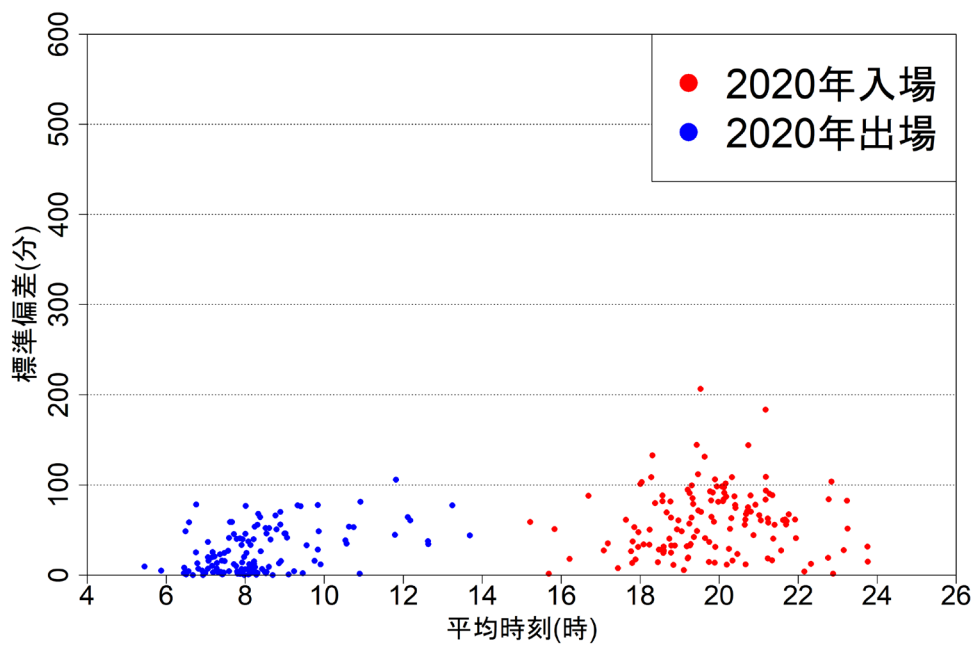


図 4-35 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター10における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

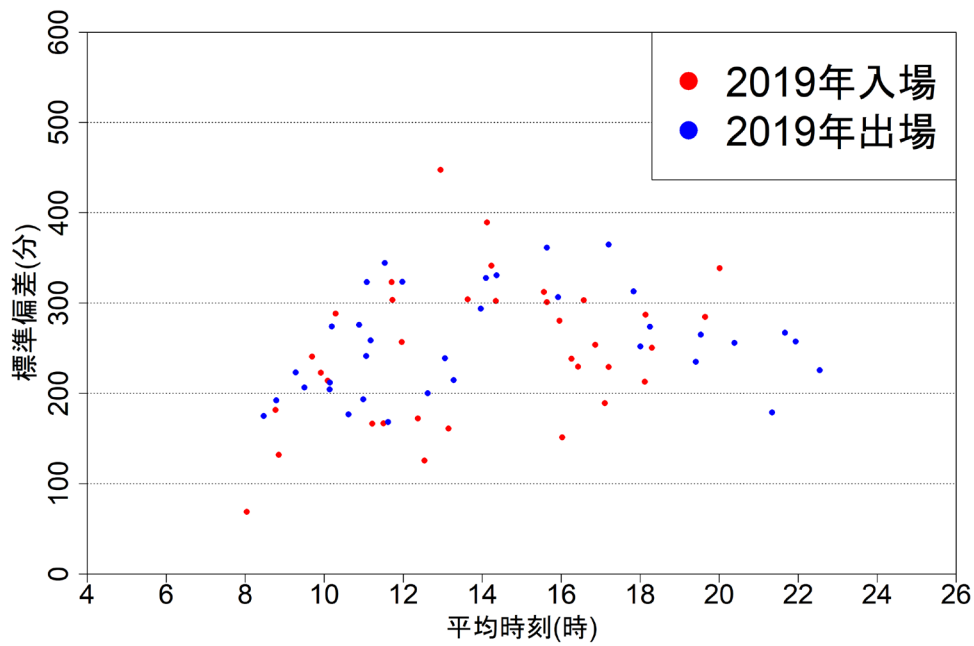


図 4-36 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター11における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

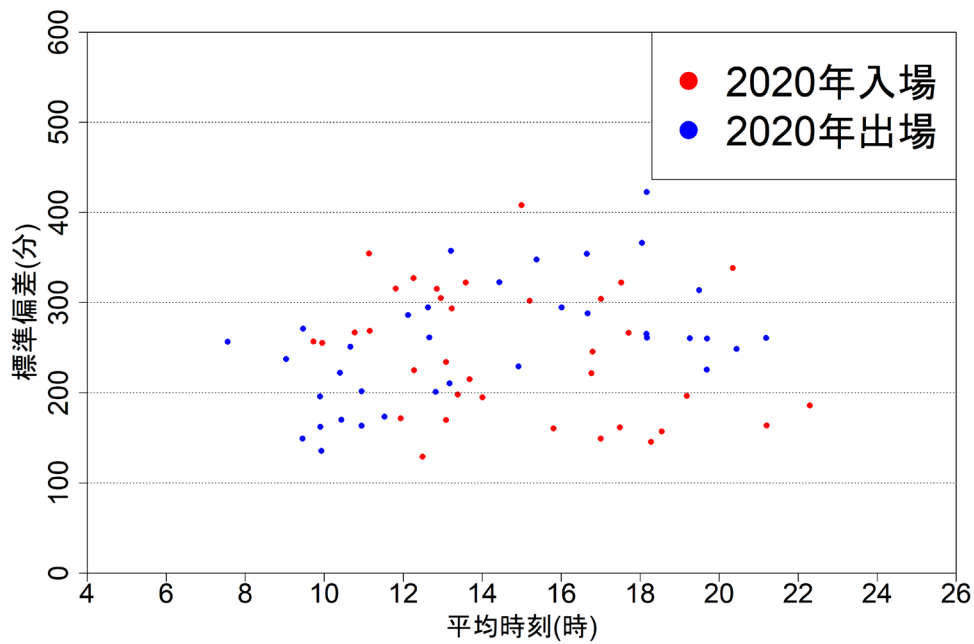


図 4-37 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター11における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

以降の分析に際して、多くの定期利用者は、午前 A 駅（接続路線沿線を含む）の自宅から勤務地に行って午後帰ってくる、あるいは午前 A 駅（接続路線沿線を含む）の勤

務地に来て午後に自宅に帰るというトリップが想定される。そのため、クラスター単位での前者のトリップの型を「行く」、クラスター単位での後者のトリップの型を「来る」とそれぞれ表現する。そして、分析結果の解釈とその考察では、これらのタイプを基に行う。「行く」トリップには6つのクラスターが該当し、「来る」トリップには4つのクラスターが該当し、1つのクラスターはどちらとも判別できなかった。

そして、各クラスターの変化の傾向を考察するため、「行く」トリップと「来る」トリップ別に、クラスターごとにサンプル単位の平均利用時刻や標準偏差の差（2020年での値から2019年での値を引いたもの）を求め、それらが正規分布に従うとしたときの確率密度関数を、図4-38から図4-45までに図示する。

平均利用時刻の差については、その差が0に近いほど、そのサンプルの平均利用時刻に変化がなかったと解釈できる。一方で、その差が正に大きいほど、2020年にはそのサンプルの平均利用時刻が遅くなったと解釈でき、その差が負に大きいほど、2020年にはそのサンプルの平均利用時刻が早くなったと解釈できる。また、標準偏差の差については、その差が0に近いほど、そのサンプルの標準偏差に変化がなかったと解釈できる。一方で、その差が正に大きいほど、2020年にはそのサンプルは非固定的に変化したと解釈でき、その差が負に大きいほど、2020年にはそのサンプルは固定的に変化したと解釈できる。

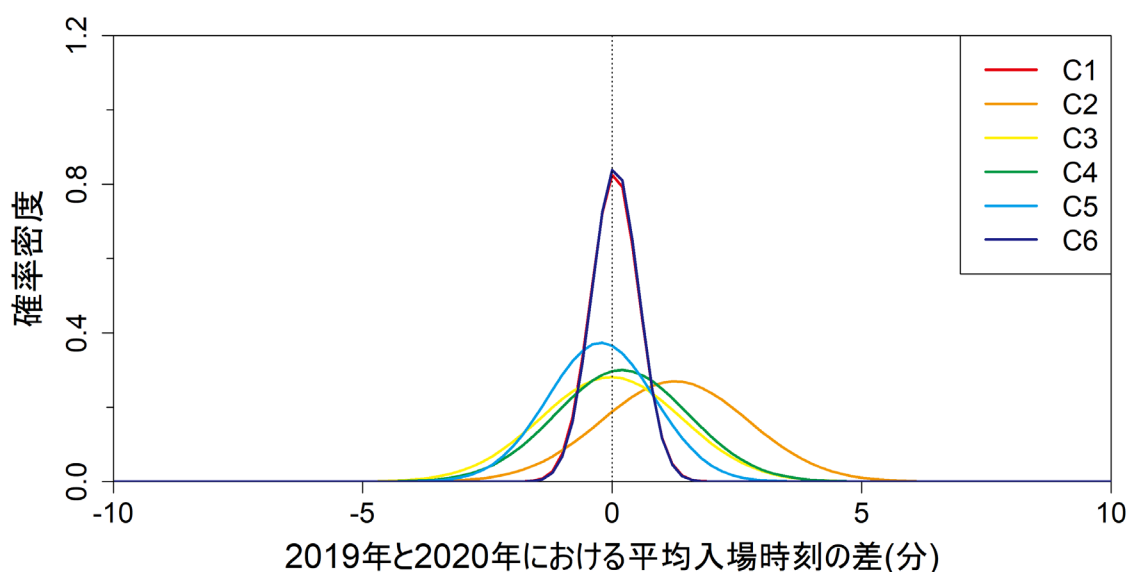


図 4-38 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター1～6の「行く」トリップに関する平均入場時刻の差の確率密度関数

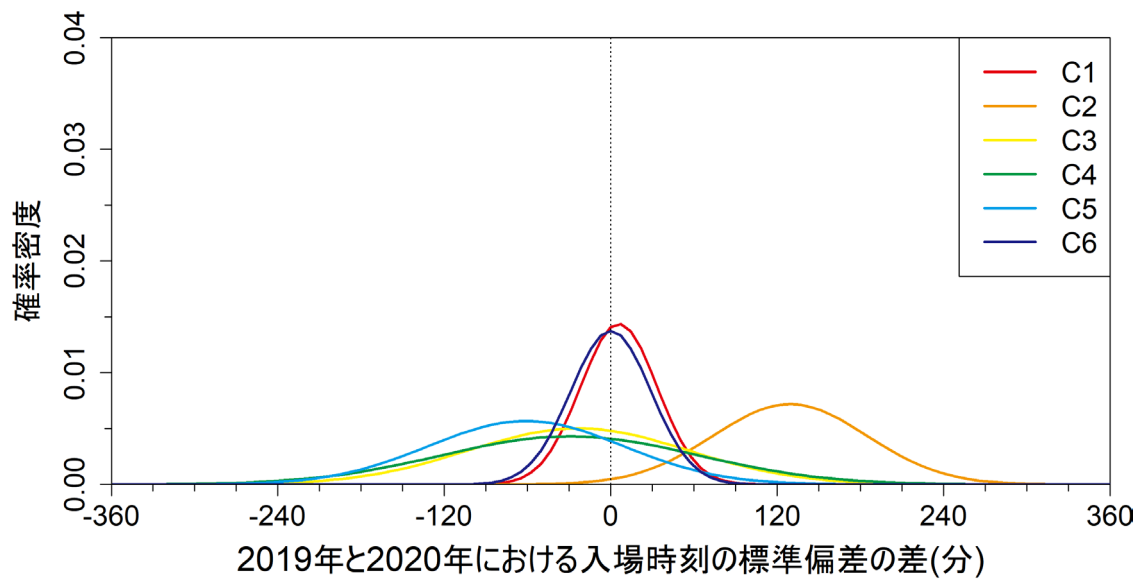


図 4-39 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター1～6の「行く」トリップに関する入場時刻の標準偏差の差の確率密度関数

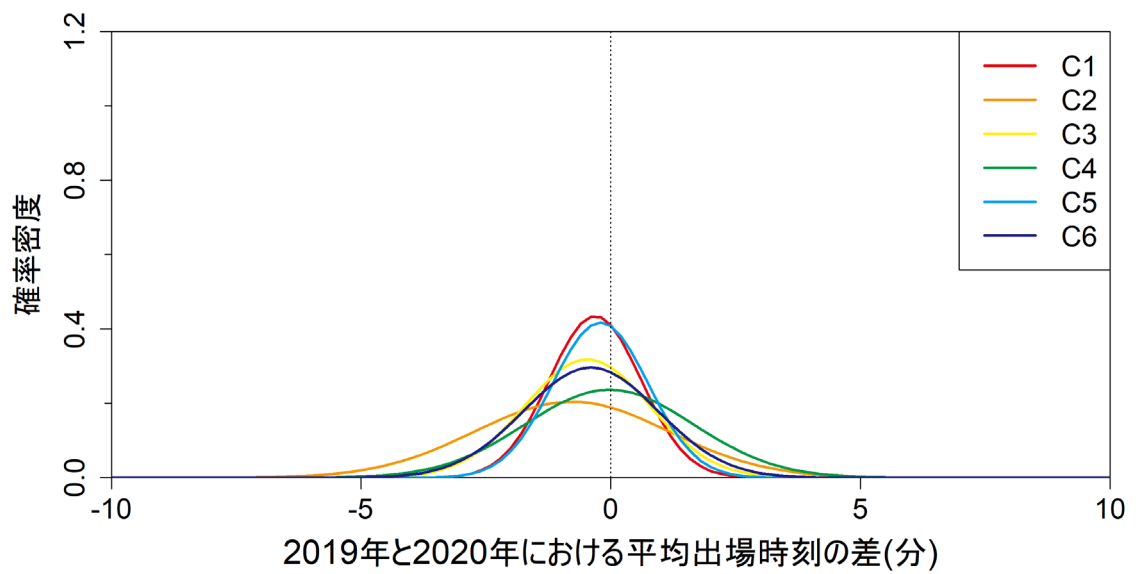


図 4-40 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター1～6の「行く」トリップに関する平均出場時刻の差の確率密度関数

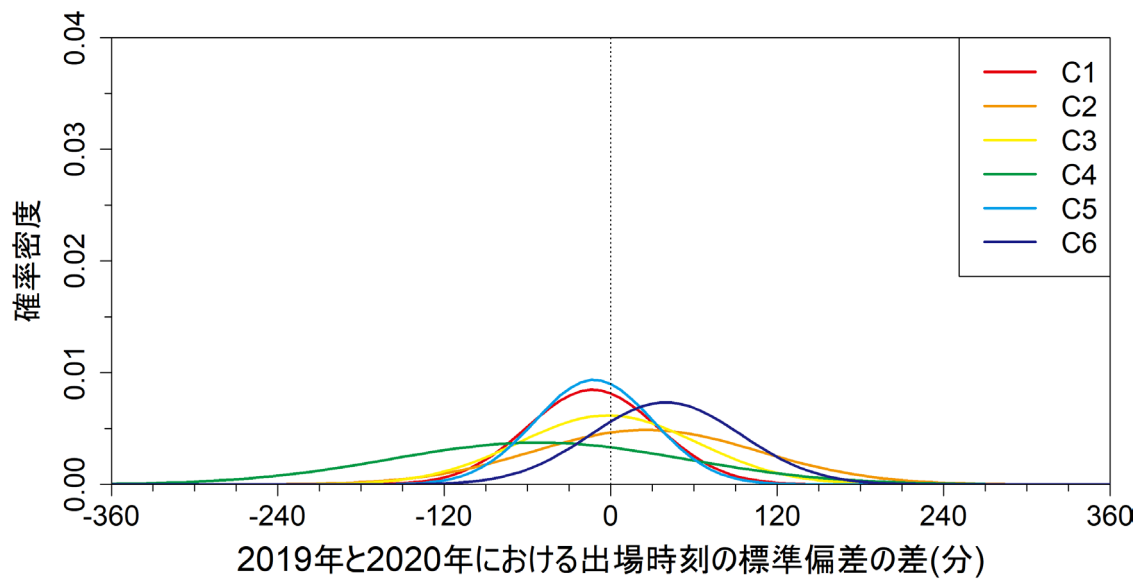


図 4-41 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター1～6の「行く」トリップに関する出場時刻の標準偏差の差の確率密度関数

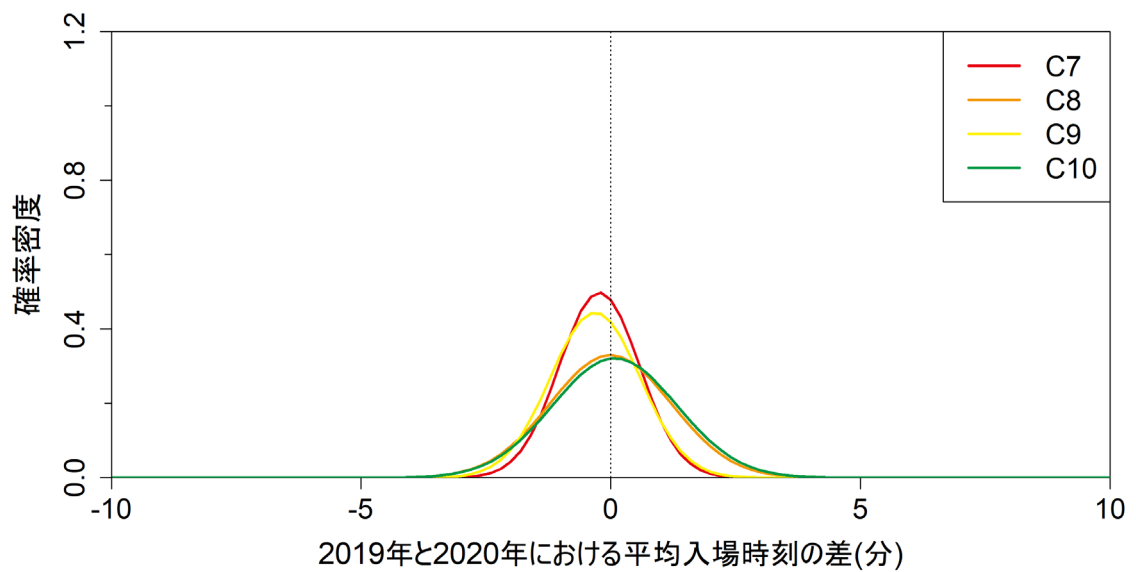


図 4-42 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター7～10の「来る」トリップに関する平均入場時刻の差の確率密度関数

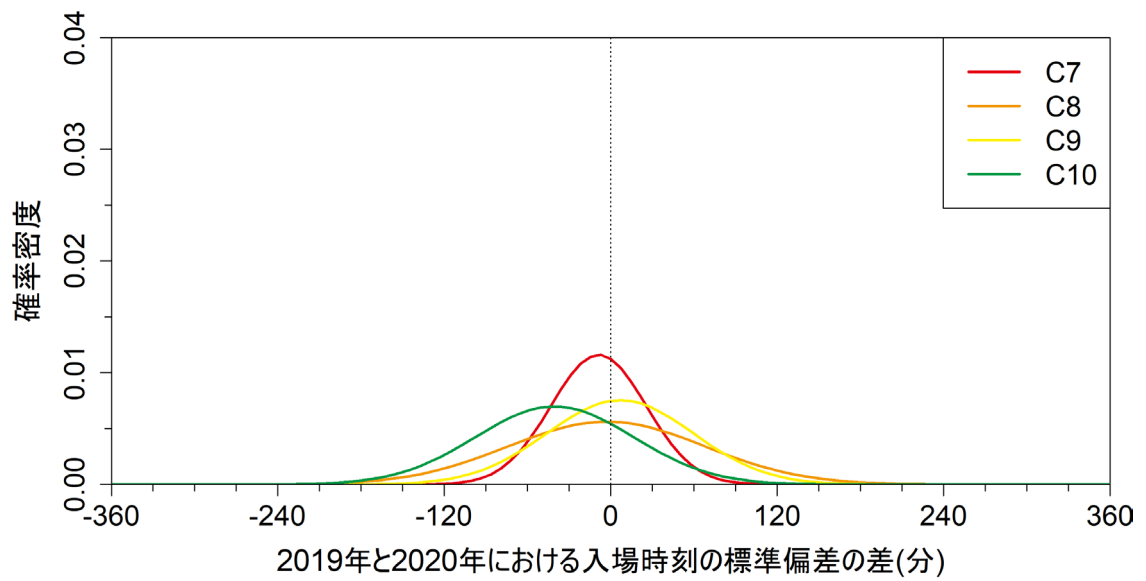


図 4-43 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター7～10の「来る」トリップに関する入場時刻の標準偏差の差の確率密度関数

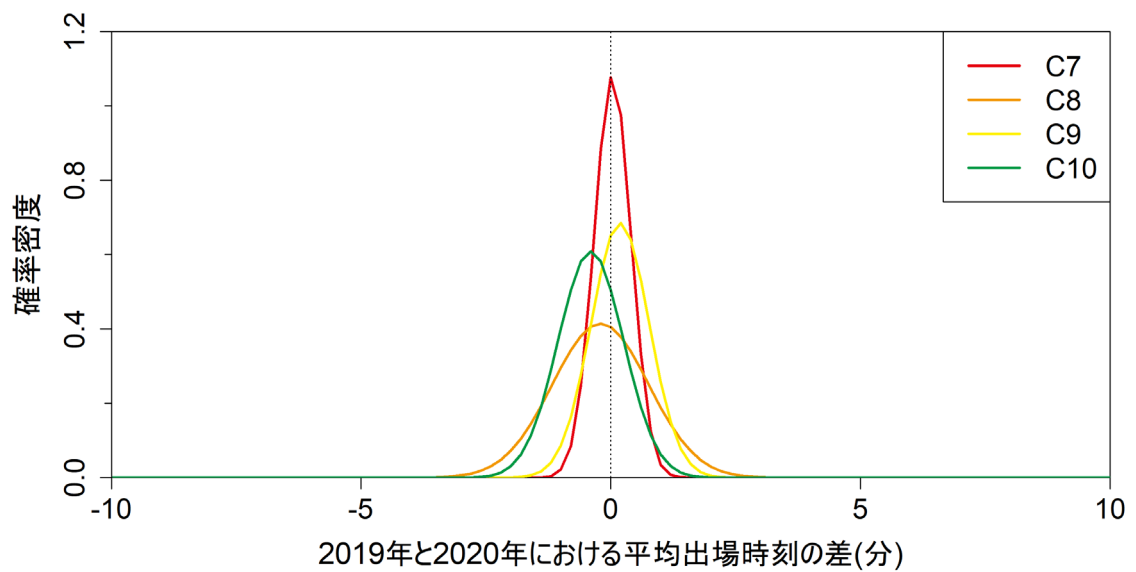


図 4-44 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター7～10の「来る」トリップに関する平均出場時刻の差の確率密度関数

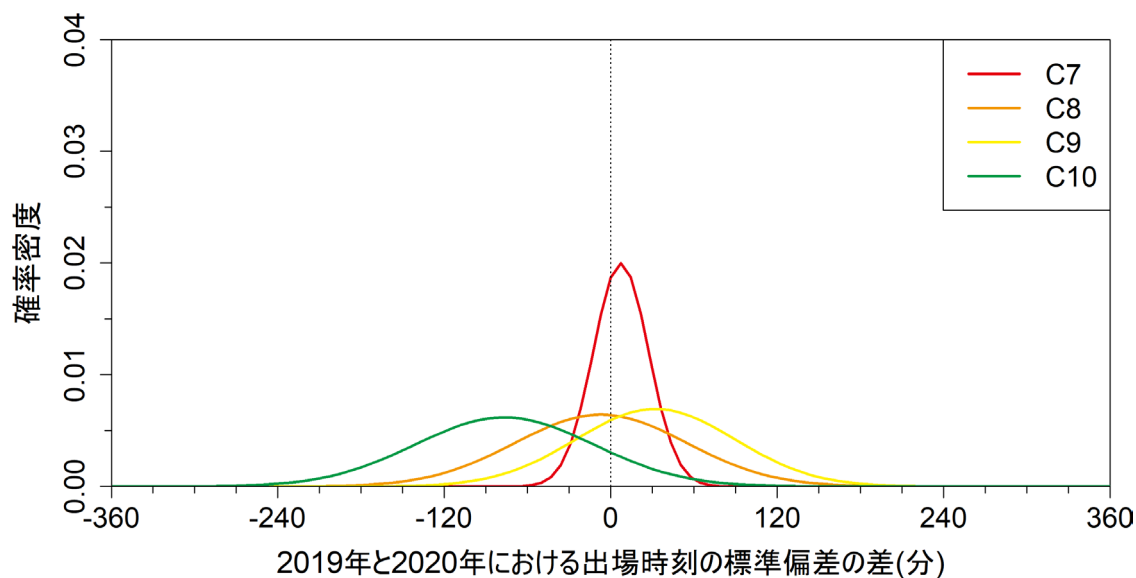


図 4-45 44 歳以下の男性（通学定期を除く）のクラスター7～10 の「来る」トリップに関する出場時刻の標準偏差の差の確率密度関数

いずれの図においても、どのクラスターも平均利用時刻の差は概ね 0 を中心に、分散も非常に小さく分布しており、クラスターによって数時間単位で平均利用時刻が変化したということはないと見られる。とりわけ、「行く」トリップの入場や「来る」トリップの出場は、図 4-16 から図 4-27 までや図 4-28 から図 4-35 までを参照すると、ほとんどが午前中の利用であることが分かり、こうした点は阿久津ら⁶⁹⁾で示された、時差出勤制度やフレックスタイム制度を利用して、大きく乗車時刻を変更している利用者はあまり発生していないという知見に一致するところである。

しかし、標準偏差については、2019 年と 2020 年の間で多かれ少なかれ差がある、すなわち変化のあったクラスターがあることが見て取れる。したがって、利用形態の変化として、各クラスターに含まれるサンプルの標準偏差の変化の傾向に着目し、クラスターとしての解釈および考察を行う。この方針に則り、クラスターの分類とその特性をまとめたものが、表 4-2 である。

表 4-2 44 歳以下の男性（通学定期を除く）の各クラスターでの変化の特性とその総量

トリップの型	クラスター	変化の特性	サンプル数	全体構成比(%)	型別構成比(%)
行く	C1	早朝～朝時間帯の入場は固定的な利用のまま、夕～深夜時間帯の出場はやや非固定的な利用のままで、あまり変化がみられなかった。	499	29.2	49.8
	C2	早朝～朝時間帯の入場は固定的な利用から非固定的な利用に大きく変化し、夕～深夜時間帯の出場は非固定的な利用から一層変化した。	89	5.2	8.9
	C3	朝～昼時間帯の入場も夕～深夜時間帯の出場も、元々非固定的な利用をしており、それが変化しなかった。	74	4.3	7.4
	C4	やや非固定的な利用の朝～昼時間帯の入場も、非常に非固定的な利用の夕～深夜時間帯の出場も、やや固定的な利用に変化した。	44	2.6	4.4
	C5	早朝～昼時間帯の入場は非固定的な利用から固定的な利用に変化し、非固定的だった夕～深夜時間帯の出場はあまり変化しなかった。	183	10.7	18.2
	C6	朝時間帯の入場は固定的な利用のまま変化せず、夕～深夜時間帯の出場は一層非固定的な利用に変化した。	114	6.7	11.4
来る	C7	早朝～朝時間帯の出場は固定的な利用のまま、夕～深夜時間帯の入場はやや固定的な利用のままで、あまり変化しなかった。	297	17.4	44.3
	C8	朝～昼時間帯の出場も夕～深夜時間帯の入場も、元々非固定的な利用をしており、それが変化しなかった。	51	3.0	7.6
	C9	早朝～朝時間帯の出場はやや非固定的な利用に変化し、夕～夜時間帯の入場は非固定的な利用のまま変化しなかった。	185	10.8	27.6
	C10	非固定的だった朝～昼時間帯の出場はかなり固定的な利用に変化し、非固定的だった夕～深夜時間帯の入場はやや固定的に変化した。	137	8.0	20.4
不明	C11	終日に渡って入出場がなされ、かなり非固定的な利用だったのが変化しなかった。	35	2.0	

まず、「行く」トリップについて、そのクラスターで最も属する人数が多かったのは、クラスター1である。これは、「行く」トリップをしている人の49.8%、全体でも29.2%を占めている。クラスター1は、図4-16や図4-17の分布から、早朝～朝時間帯の入場は固定的であり、夕～深夜時間帯の出場はやや非固定的であることが見て取れるが、図4-39や図4-41での標準偏差の差をみると、0付近を中心に分布していることが見て取れる。したがって、2019年のそうした状態があまり変化しなかったクラスターであると考えられる。

同様に変化しなかったと考えられるのが、クラスター3である。これは、「行く」トリップをしている人の7.4%、全体では4.3%を占めている。クラスター3は、図4-20や図4-21の分布から、朝～昼時間帯の入場も夕～深夜時間帯の出場も、元々非固定的な利用をしており、図4-39や図4-41から、その状態が変化しなかったことが見て取れる。但し、図4-39や図4-41における正規分布の分散が比較的大きいことから、クラスター内で非固定的な利用の中でも、変化の程度が相殺しているとも考えられる。つまり、個人レベルでは非固定的な利用から若干固定的な利用になった人、逆に一層非固定的な利用になった人がいることが推察される。

反対に、変化がみられたのは、クラスター2、クラスター4、クラスター5、クラスター6である。特に大きな変化がみられたのはクラスター2やクラスター5であり、これらはそれぞれ、「行く」トリップをしている人の8.9%と18.2%、全体では5.2%と10.7%を占めている。クラスター2は図4-18や図4-19の分布から、特に早朝～朝時間帯の入場に固定的な利用から非固定的な利用へと大きな変化があることが見て取れるが、これを裏付けるように、図4-39では0から大きく正の方向にずれて分布していることが分かる。

同様にクラスター5は、図4-39では0から大きく負の方向にずれて分布していることが分かる。したがって、夕～深夜時間帯の出場にあまり変化はみられなかったが、早朝～昼時間帯の入場では、非固定的な利用から固定的な利用に大きく変化したといえる。

他にも、クラスター4やクラスター6は、それぞれ「行く」トリップをしている人の4.4%、11.4%を占め、全体では2.6%、6.7%を占めている。クラスター4は、やや非固定的な利用の朝～昼時間帯の入場も、非常に非固定的な利用の夕～深夜時間帯の出場も、図4-22と図4-23の分布や図4-39と図4-41での負の方向にずれた分布から、いずれもやや固定的な利用に変化したことが見て取れる。クラスター6は、図4-26や図4-27の分布から、朝時間帯の入場は固定的な利用であり、夕～深夜時間帯の出場は非固定的な利用をしているが、図4-39の分布から前者は変化しなかったものの、図4-41の分布から後者は一層非固定的な利用に変化したことが分かる。

一方で、「来る」トリップについて、そのクラスターで最も属する人数が多かったのは、クラスター7である。これは、「来る」トリップをしている人の44.3%、全体でも17.4%を占めている。クラスター7は、図4-28や図4-29の分布から、早朝～朝時間帯の出場は固定的であり、夕～深夜時間帯の入場はやや非固定的であることが見て取れるが、図4-43や図4-45から、0付近を中心に分布していることが見て取れる。したがって、2019年のそうした状態があまり変化しなかったクラスターであると考えられる。同様に変化しなかったと考えられるのが、クラスター8である。これは、「行く」トリップをしている人の7.6%、全体では3.0%を占めている。クラスター8は、図4-30や図4-31の分布から、朝～昼時間帯の出場も夕～深夜時間帯の入場も、元々非固定的な利用をしており、図4-43と図4-45から、その状態があまり変化しなかったことが見て取れる。

反対に変化がみられたのは、クラスター9とクラスター10である。これらはそれぞれ、「来る」トリップをしている人の27.6%、20.4%を占めており、全体では10.8%、8.0%を占めている。クラスター9は、図4-32や図4-33の分布から、早朝～朝時間帯の出場は元々やや固定的であり、夕～夜時間帯の入場は元々非固定的な利用であったが、図4-43や図4-45から、いずれもやや非固定的な利用に一層変化していることが分かる。また、クラスター10では大きな変化がみられ、図4-32や図4-33、図4-43、図4-45のそれぞれの分布から、元々非固定的な利用だった朝～昼時間帯の出場は、固定的な利用に変化し、同様に非固定的な利用だった夕～深夜時間帯の入場も、やや固定的な利用に変化したといえる。

以上を総括すると、利用形態にあまり変化のみられなかった人は、クラスター1、クラス

ター3, クラスタ7, クラスタ8に属する 921 人であり, これは高頻度の鉄道利用が変化しなかった 44 歳以下の男性 (通学定期を除く) の 53.9%が該当した. とりわけ, クラスタ1やクラスタ7に含まれる 796 人は, とともに早朝～朝時間帯に固定的な利用のまま変化がみられていないといえる. したがって, 例えば, 習慣的な朝ピーク時間帯の利用をずらしってもらうための施策を立案する際には, 何故固定的な利用のまま変化しなかったのかという行動原理を深く理解することや, 変化してもらうためにはどういったインセンティブを与えるのが相応しいかということ, この属性のおよそ半数の利用者を対象に究明していく必要があるといえる.

反対に, 利用形態に大きな変化がみられた人は, クラスタ2 やクラスタ5, クラスタ10に属する 409 人であり, これは高頻度の鉄道利用が変化しなかった 44 歳以下の男性 (通学定期を除く) の 23.9%が該当した. 但し, 変化の方向は異なっており, 朝時間帯が含まれる利用については, クラスタ2 は固定的な利用から非固定的な利用に, クラスタ5 とクラスタ10 は非固定的な利用から固定的な利用に, それぞれ変化している. そのため, クラスタ2 に属する人に対しては, 政府や事業者が呼びかけた分散乗車の効果があったのかということや, 今後固定的な利用に戻る可能性があるのかということ, クラスタ5 やクラスタ10 に属する人に対しては, 何故非固定的な利用から固定的な利用に変化したのかという行動原理を深く理解することや, 今後非固定的な利用に戻る可能性があるのかということ, を究明する価値があると考えられる.

4.4.2. 45～64 歳の女性を対象とした分析とその解釈

探索的にクラスタ数を設定し, 解釈できるものとして, 最終的には 10 個のクラスタを決定した. この分析におけるデンドログラムを, 図 4-46 に示す.

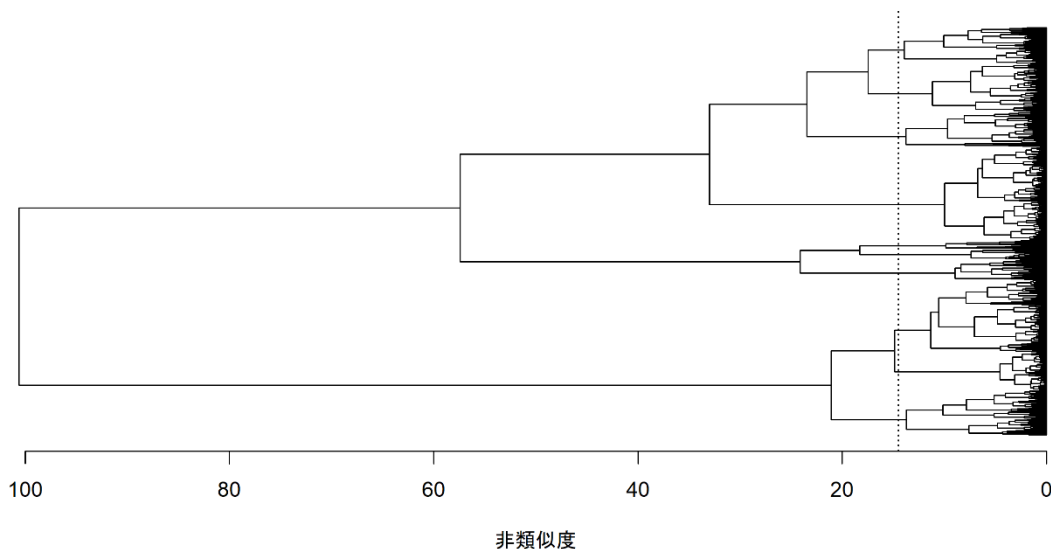


図 4-46 45～64 歳の女性を対象とした分析のデンドログラム

前節と同様に、各クラスターの特性の把握をはじめとした解釈を行うため、各年、各クラスターで、横軸に利用時刻の平均値、縦軸に標準偏差の値を取った散布図を図 4-47 から図 4-66 までにまとめる。そして、「行く」トリップには 5 つのクラスターが該当し、「来る」トリップには 4 つのクラスターが該当し、1 つのクラスターはどちらとも判別できなかった。

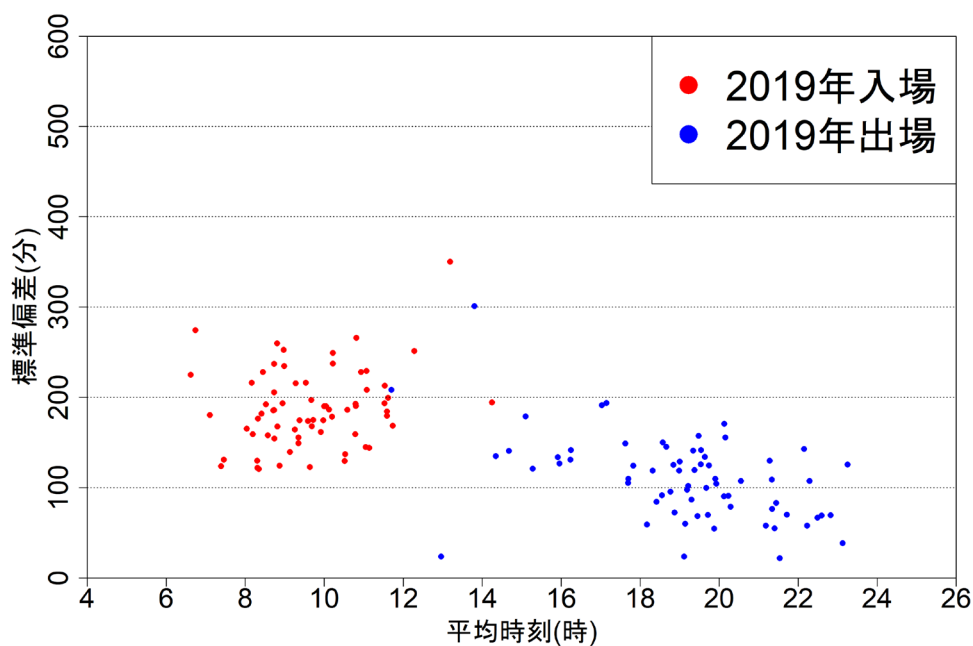


図 4-47 45～64 歳の女性のクラスター1 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

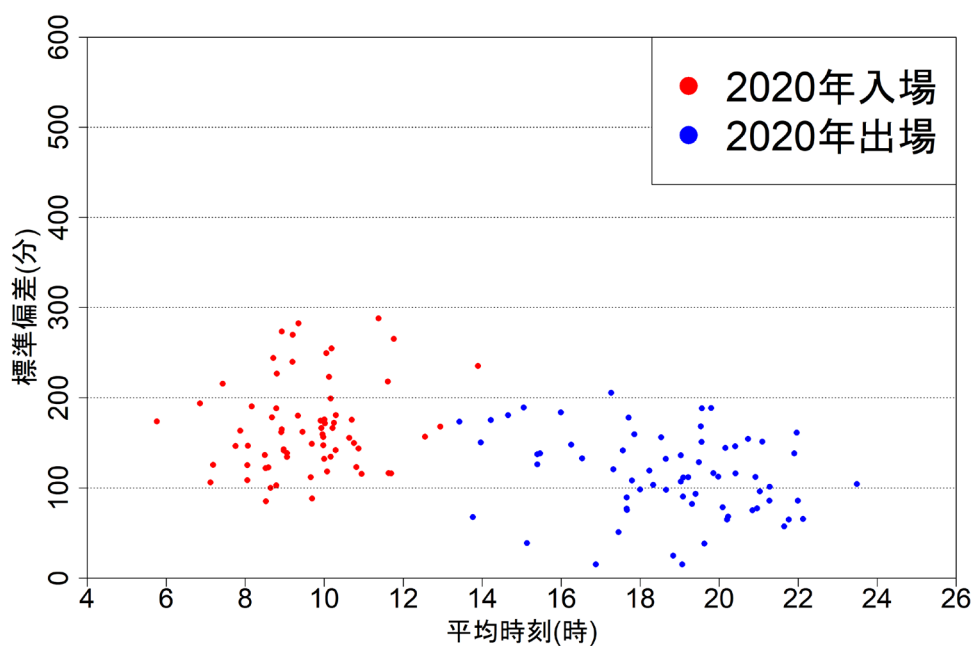


図 4-48 45～64 歳の女性のクラスター1 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

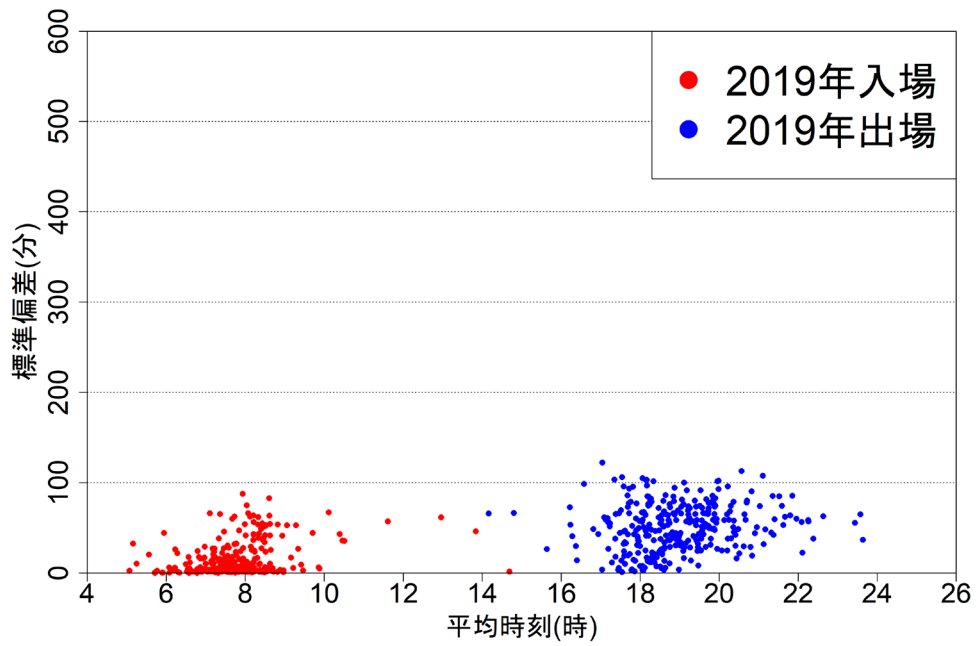


図 4-49 45～64 歳の女性のクラスター2 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

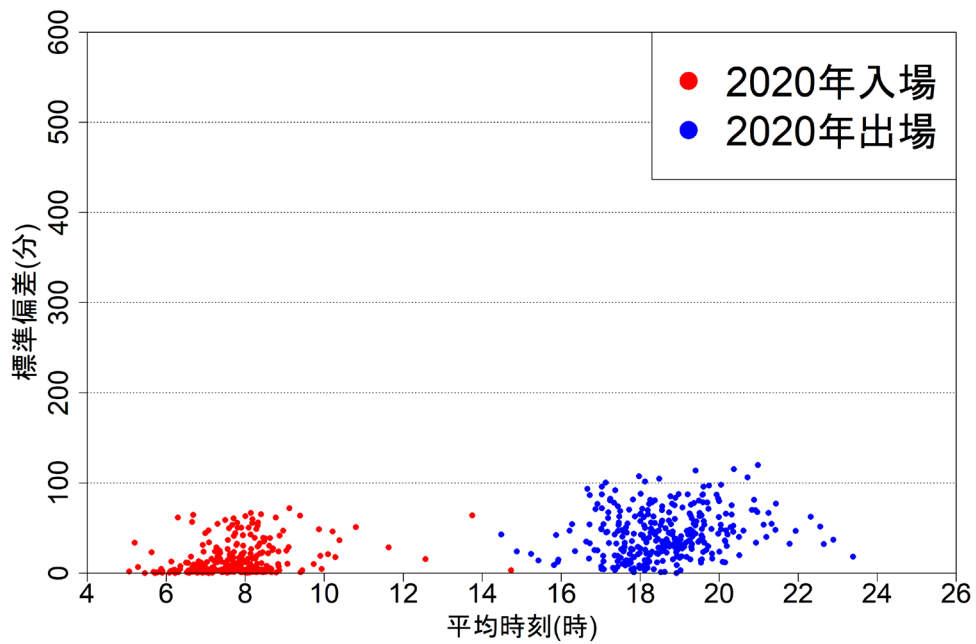


図 4-50 45～64 歳の女性のクラスター2 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

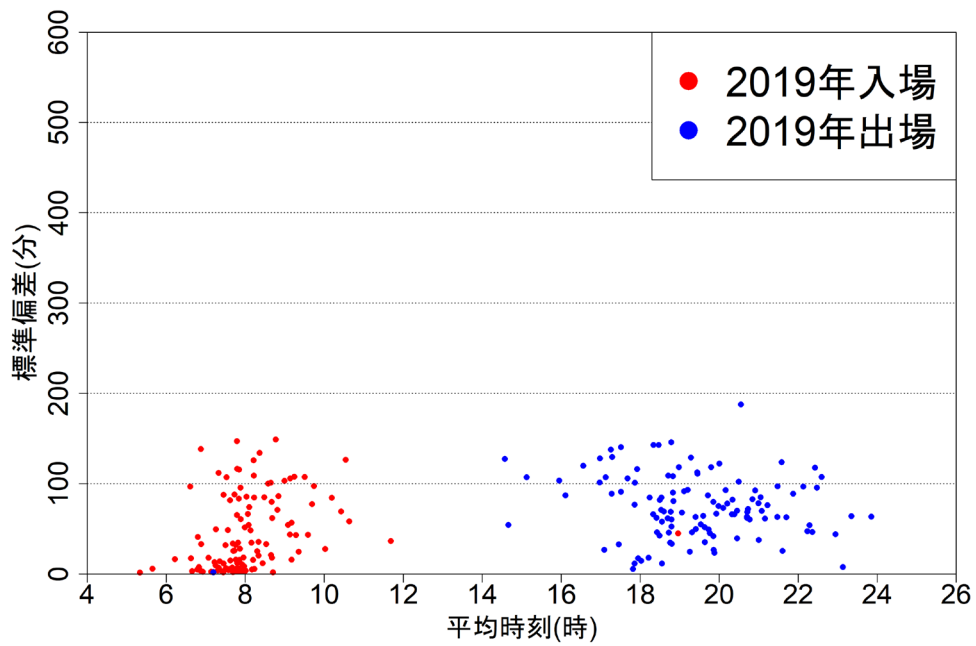


図 4-51 45～64 歳の女性のクラスター3 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

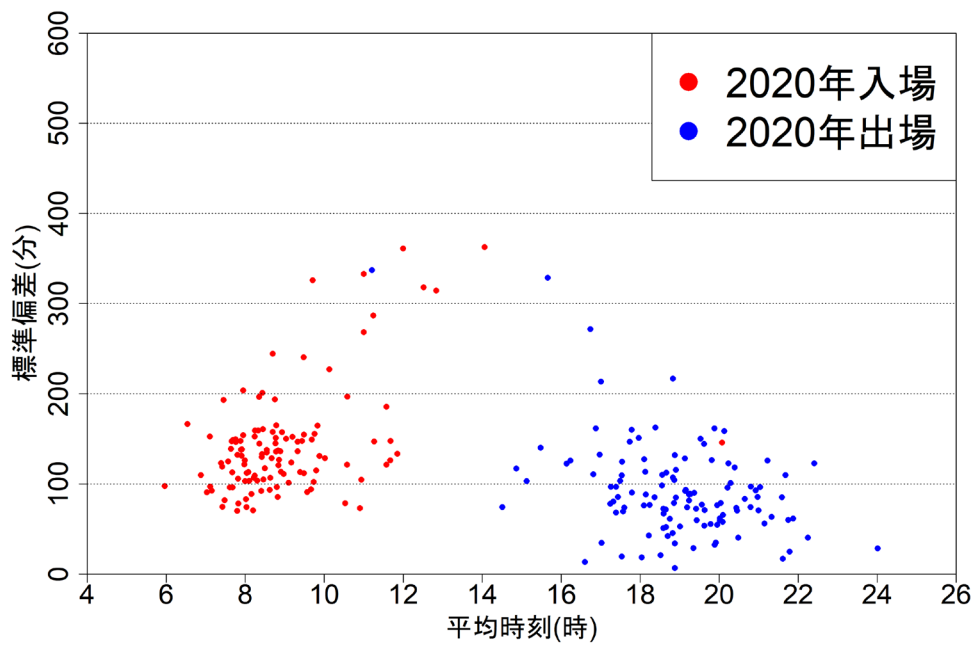


図 4-52 45～64 歳の女性のクラスター3 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

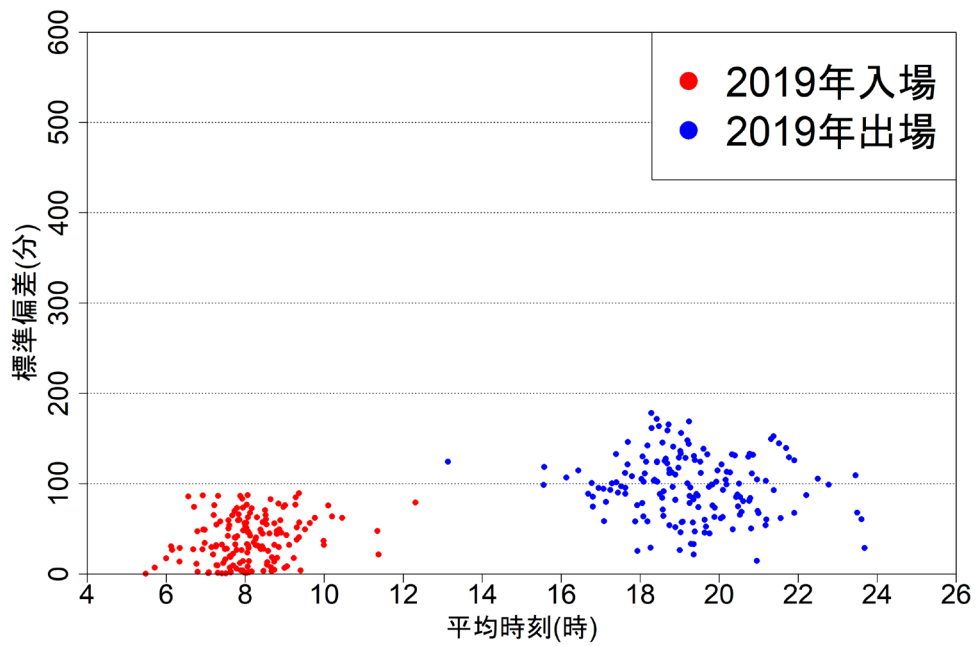


図 4-53 45～64 歳の女性のクラスター4 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

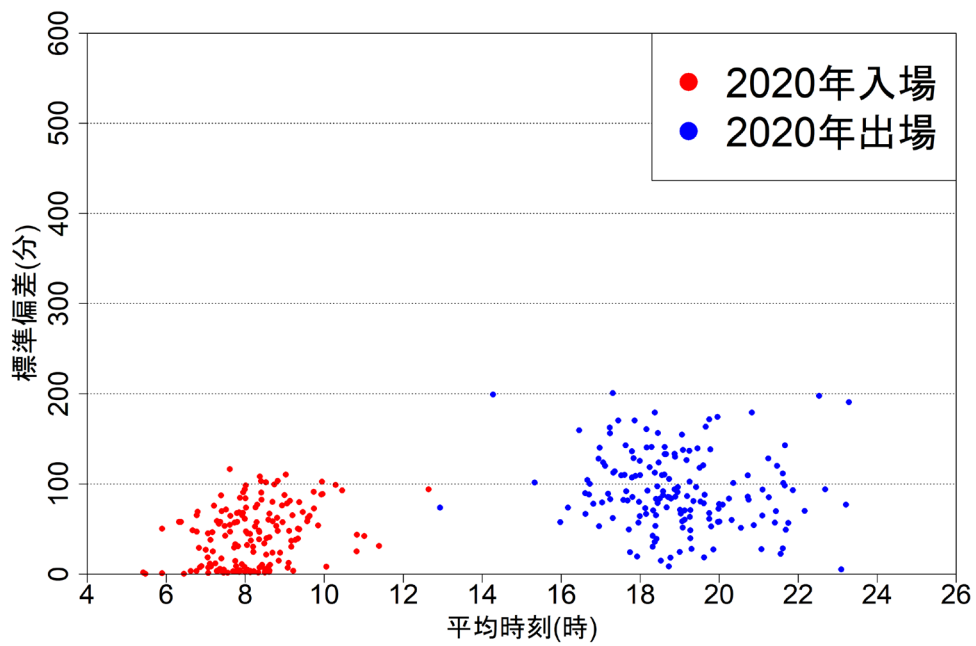


図 4-54 45～64 歳の女性のクラスター4 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

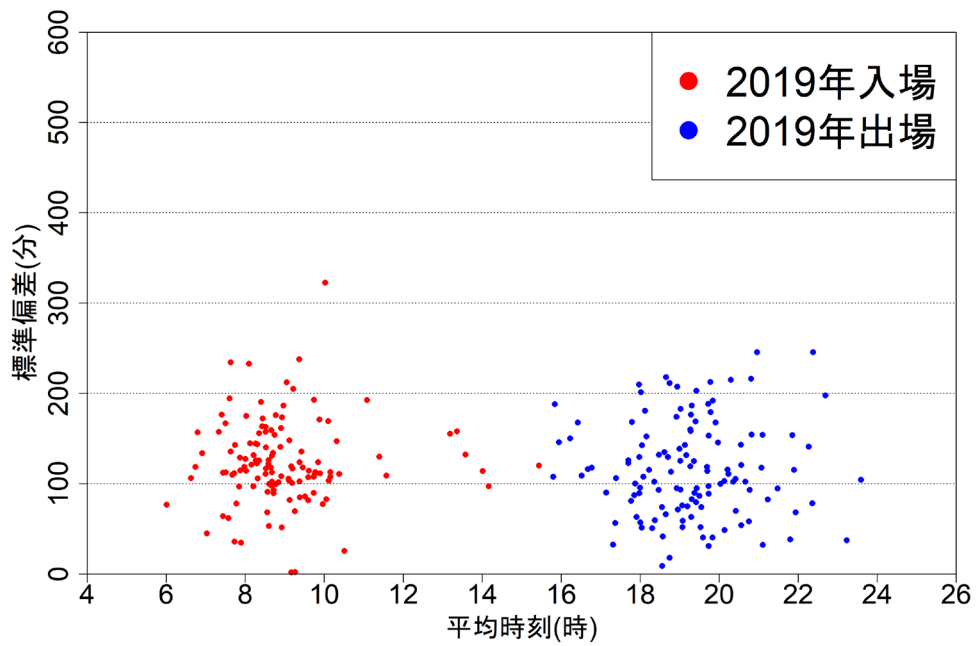


図 4-55 45～64 歳の女性のクラスター5 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

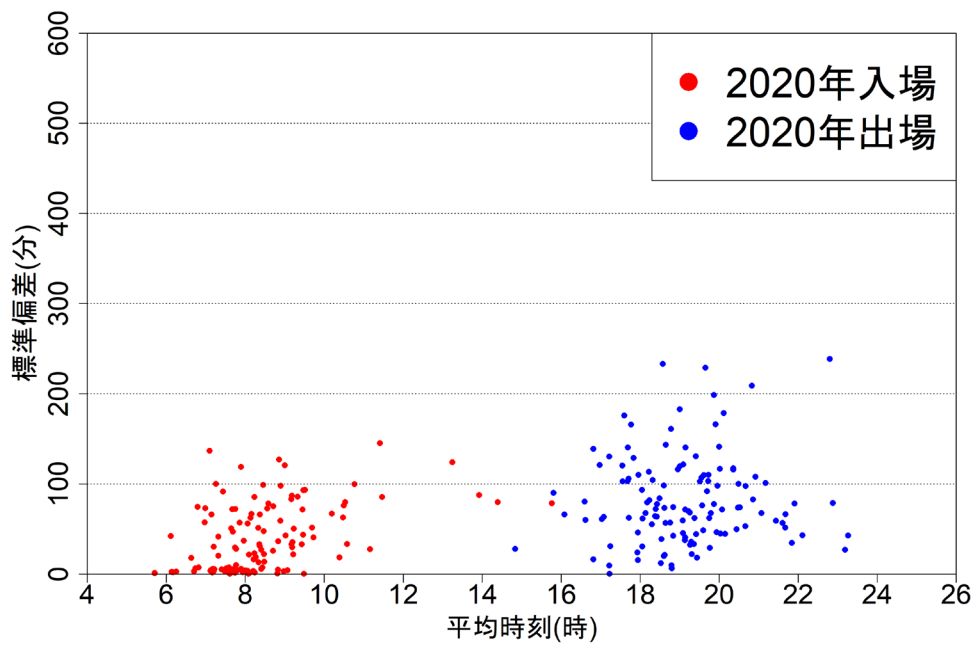


図 4-56 45～64 歳の女性のクラスター5 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

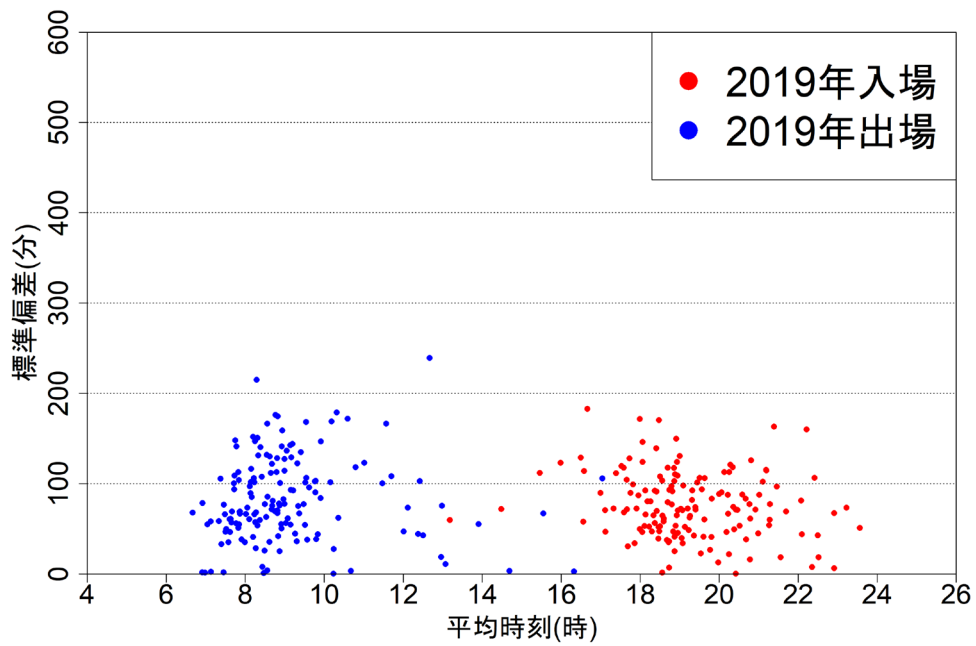


図 4-57 45～64 歳の女性のクラスター6 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

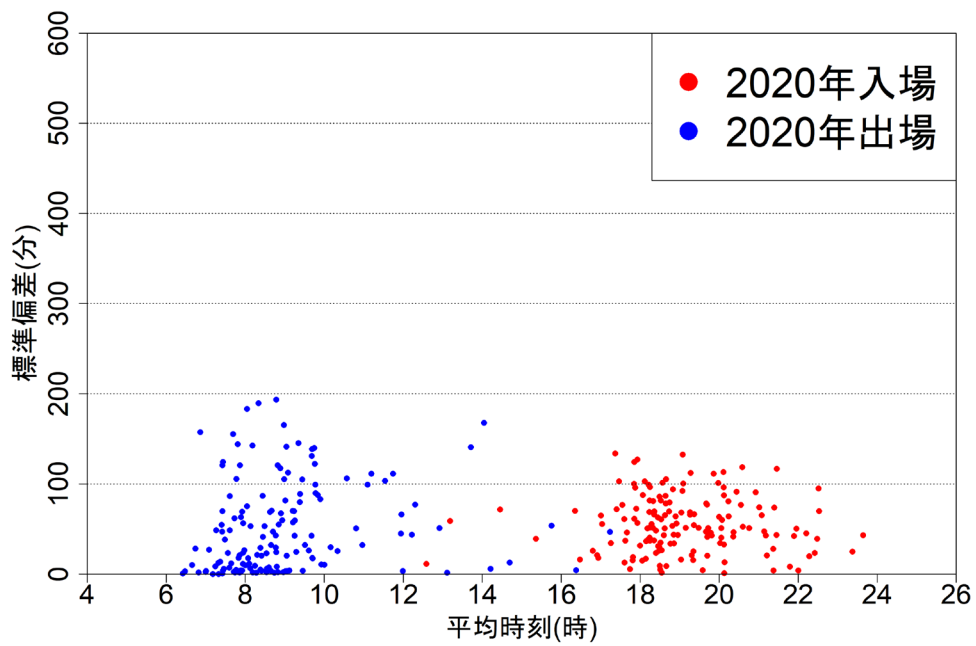


図 4-58 45～64 歳の女性のクラスター6 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

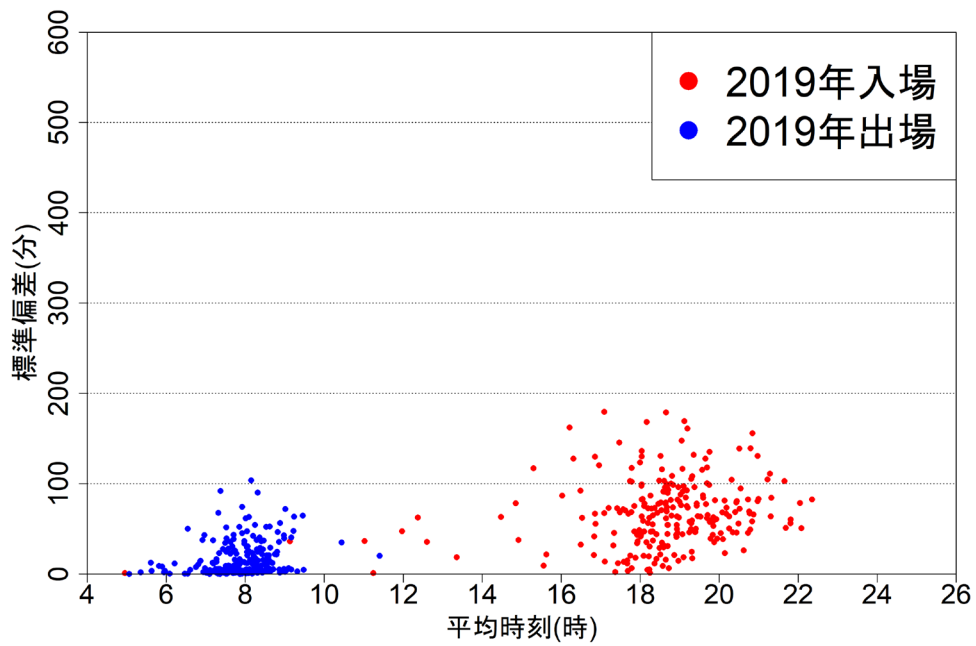


図 4-59 45～64 歳の女性のクラスター7における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

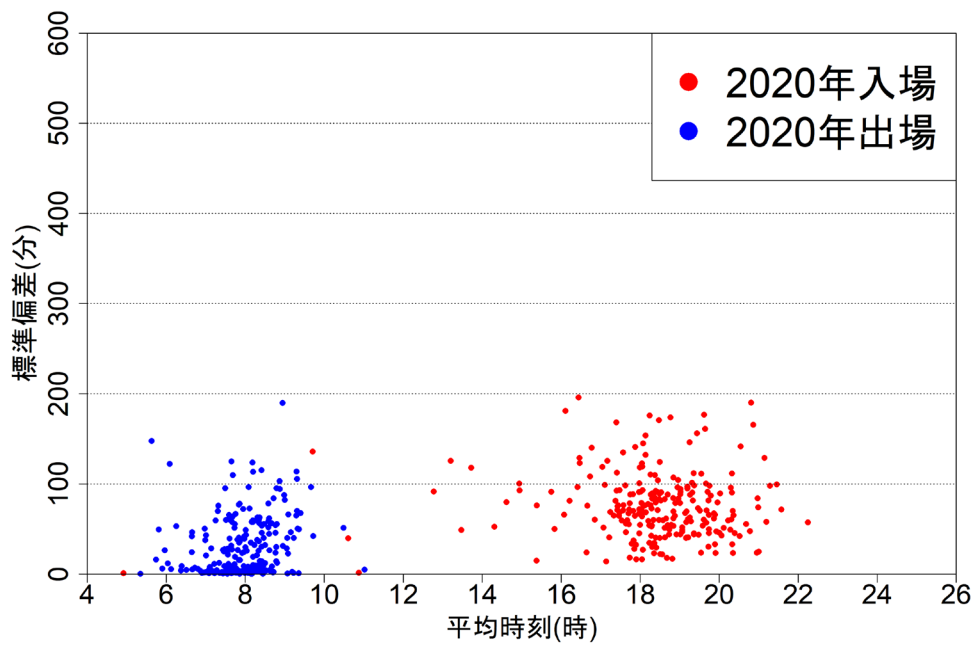


図 4-60 45～64 歳の女性のクラスター7における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

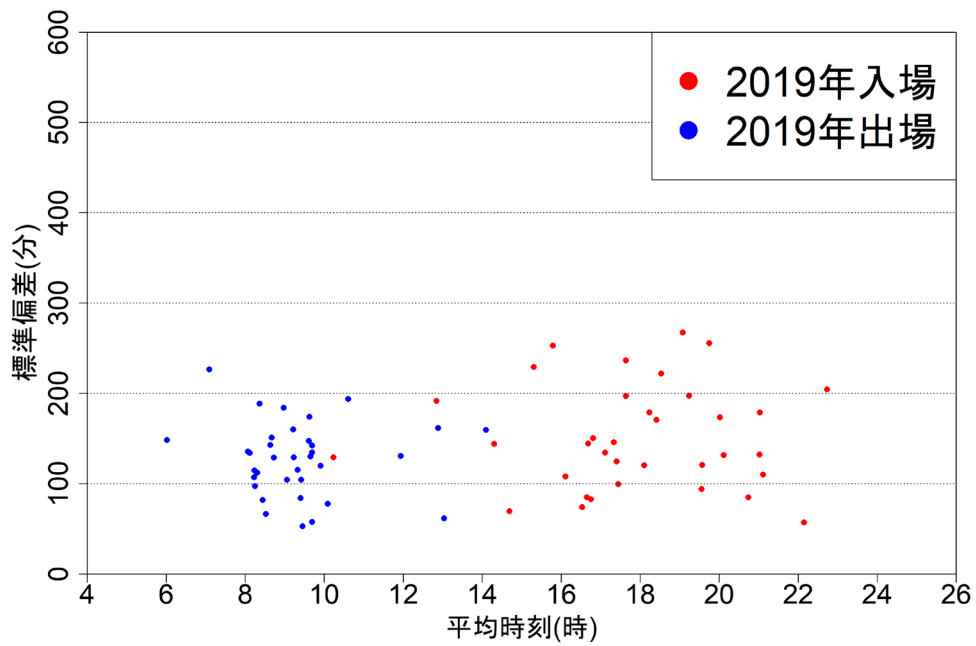


図 4-61 45～64 歳の女性のクラスター8 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

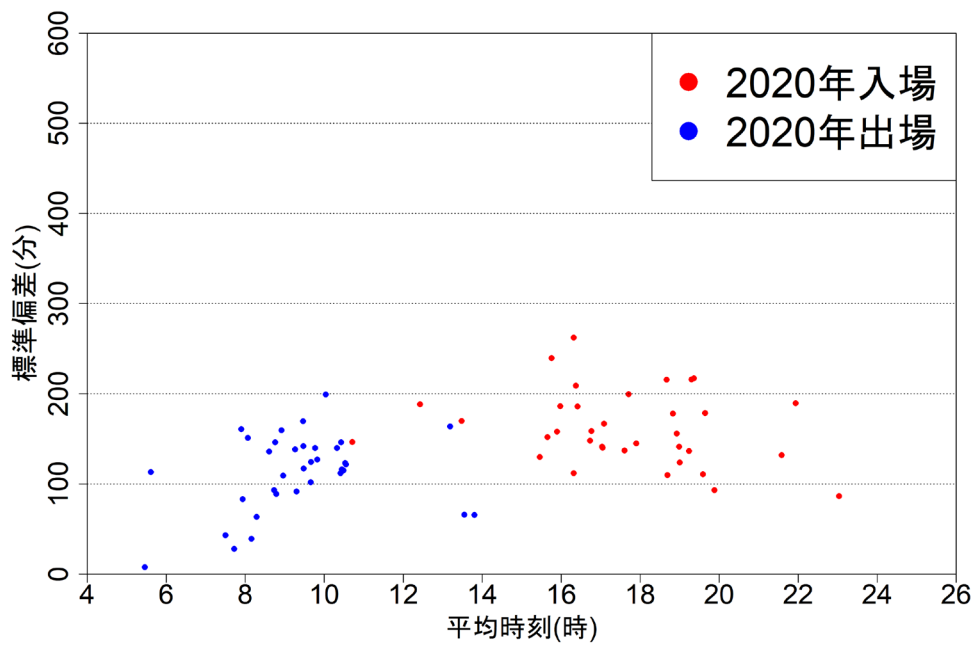


図 4-62 45～64 歳の女性のクラスター8 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

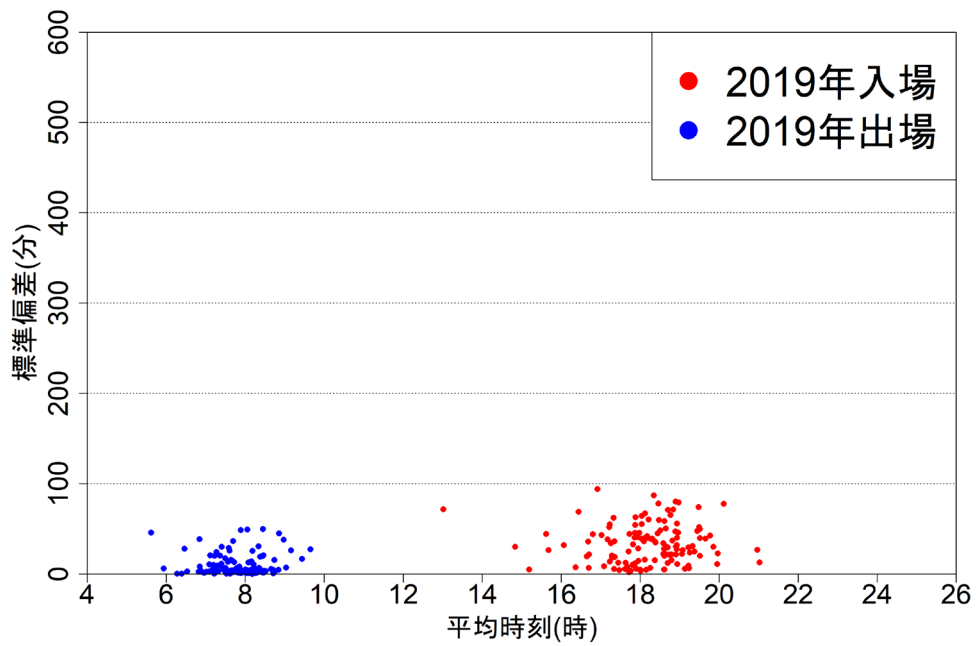


図 4-63 45～64 歳の女性のクラスター9 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

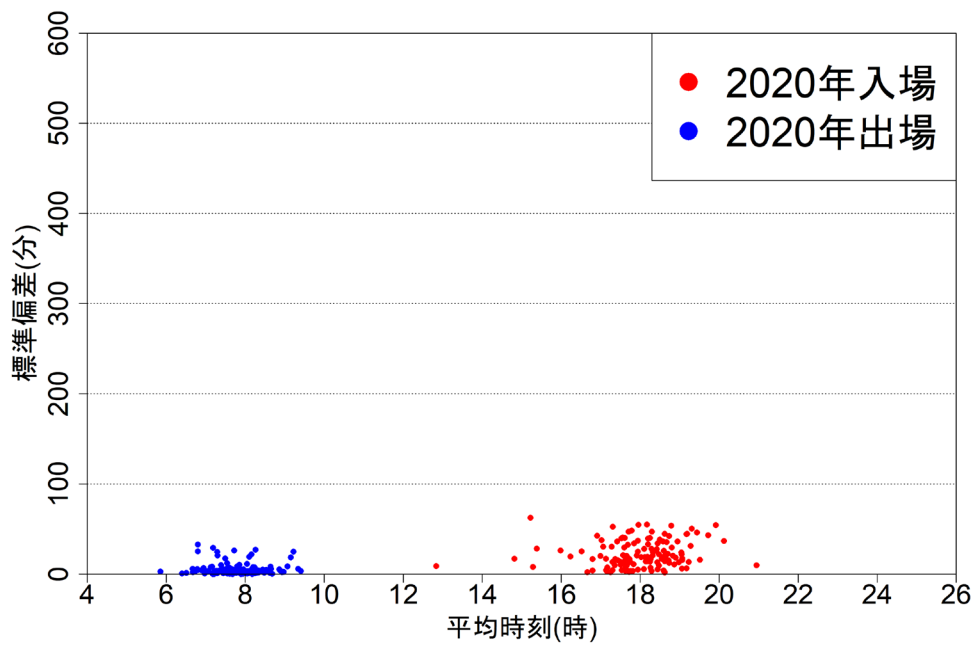


図 4-64 45～64 歳の女性のクラスター9 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

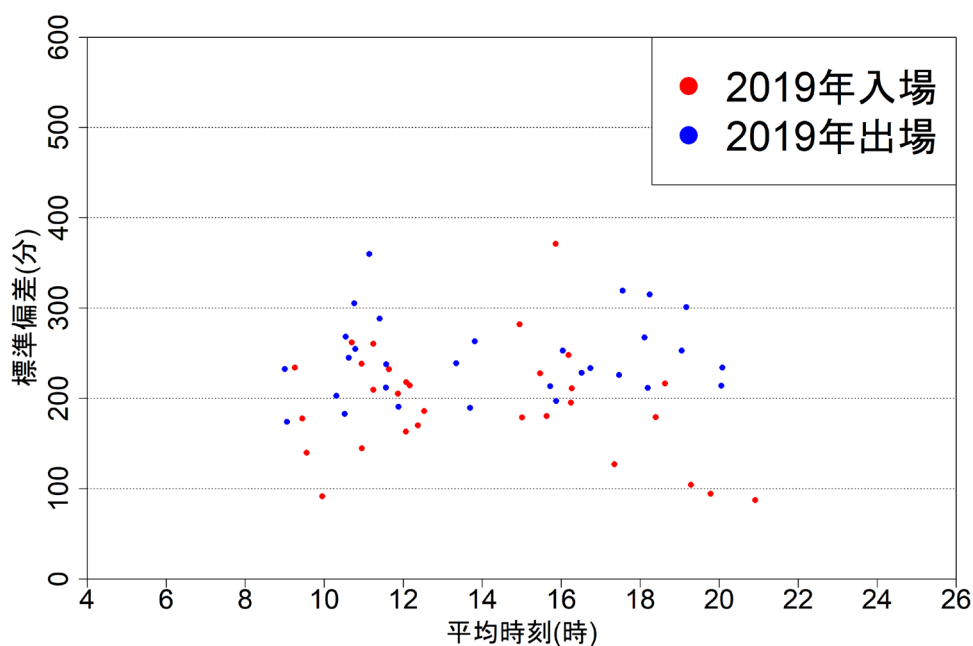


図 4-65 45～64 歳の女性のクラスター10 における 2019 年の入出場の平均時刻と標準偏差

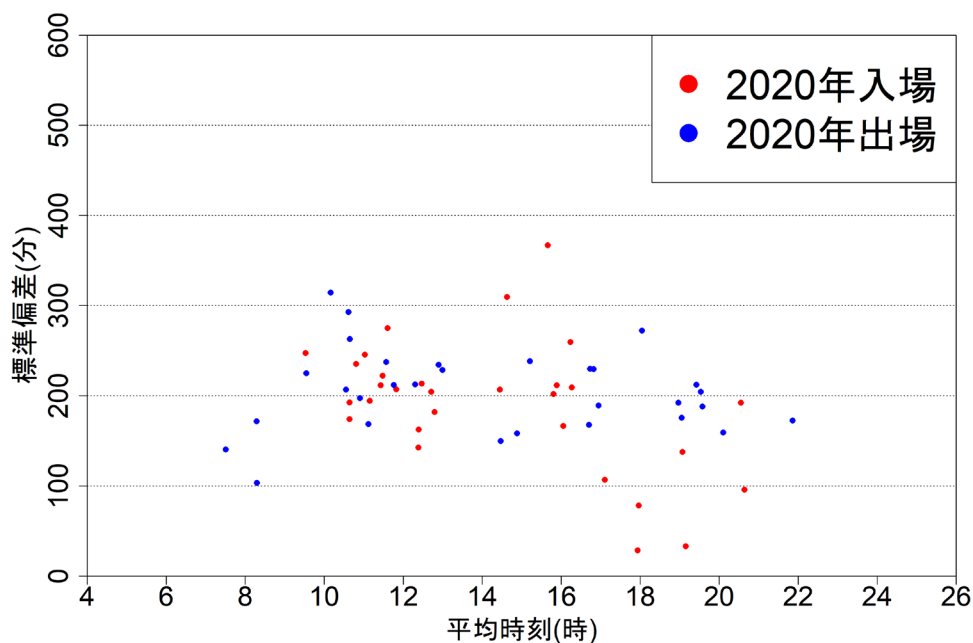


図 4-66 45～64 歳の女性のクラスター10 における 2020 年の入出場の平均時刻と標準偏差

また、前節と同様に、各クラスターの変化の傾向を考察するため、「行く」トリップと「来る」トリップ別に、クラスターごとにサンプル単位の平均利用時刻や標準偏差の差（2020年での値から2019年での値を引いたもの）を求め、それらが正規分布に従うとしたときの確率密度関数を、図 4-67 から図 4-74 に図示する。

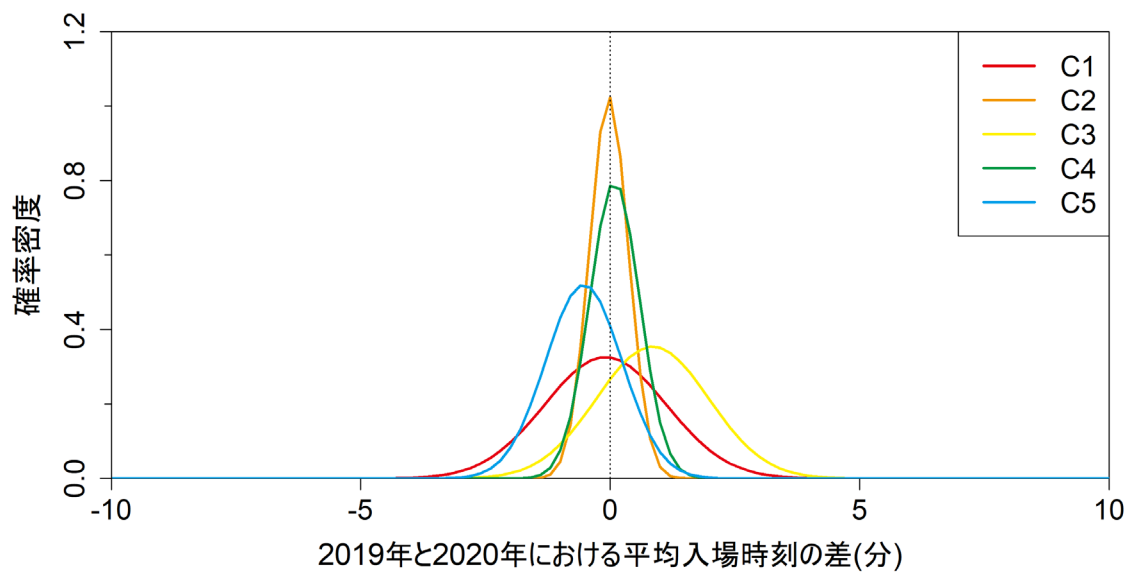


図 4-67 45～64 歳の女性のクラスター1～5 の「行く」トリップに関する平均入場時刻の差の確率密度関数

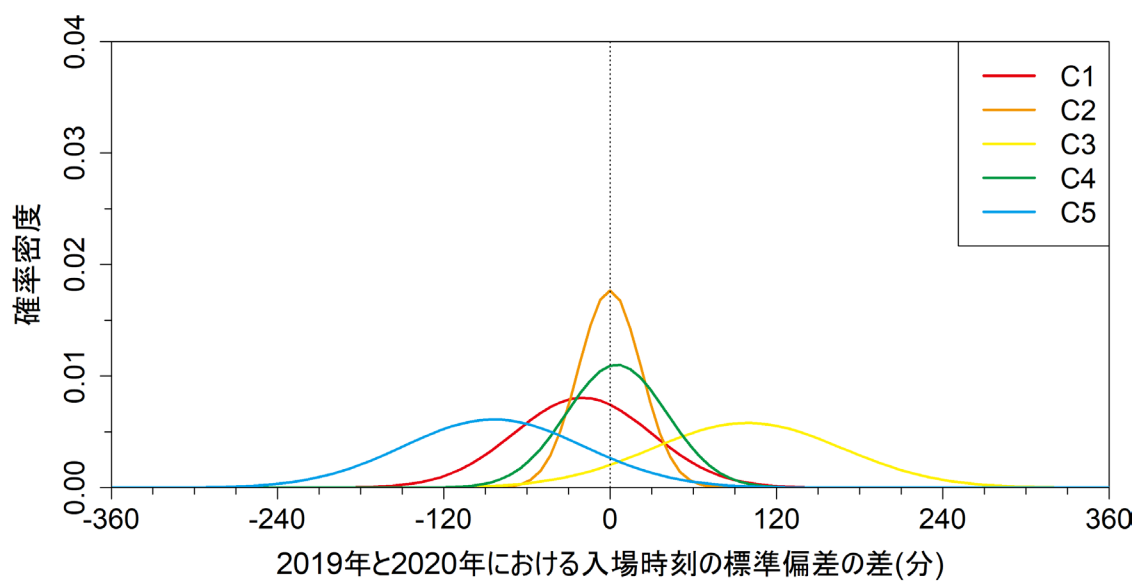


図 4-68 45～64 歳の女性のクラスター1～5 の「行く」トリップに関する入場時刻の標準偏差の差の確率密度関数

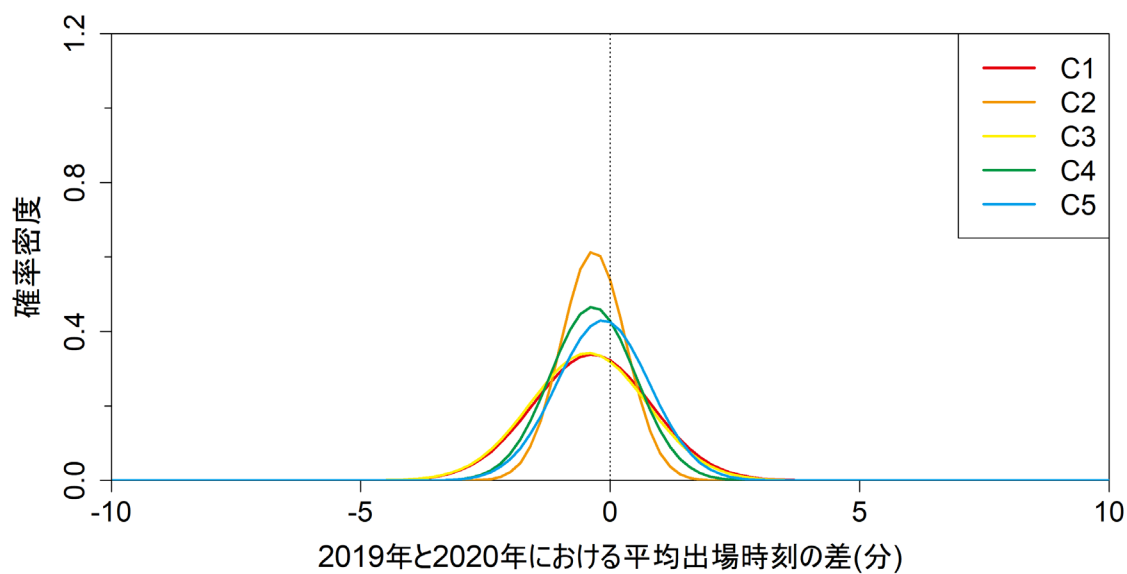


図 4-69 45～64 歳の女性のクラスター1～5 の「行く」トリップに関する平均出場時刻の差の確率密度関数

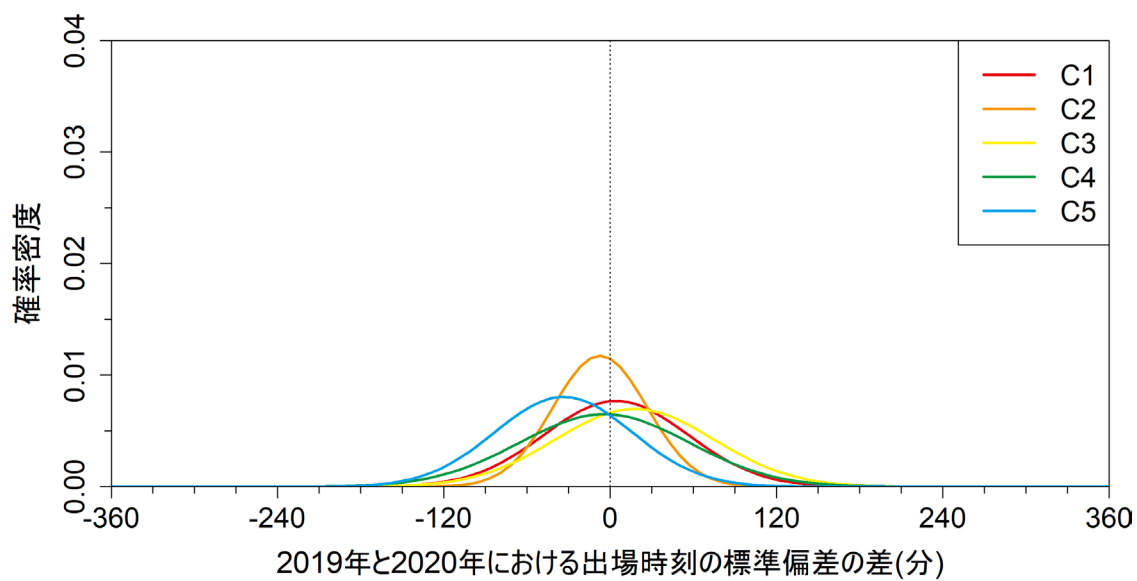


図 4-70 45～64 歳の女性のクラスター1～5 の「行く」トリップに関する出場時刻の標準偏差の差の確率密度関数

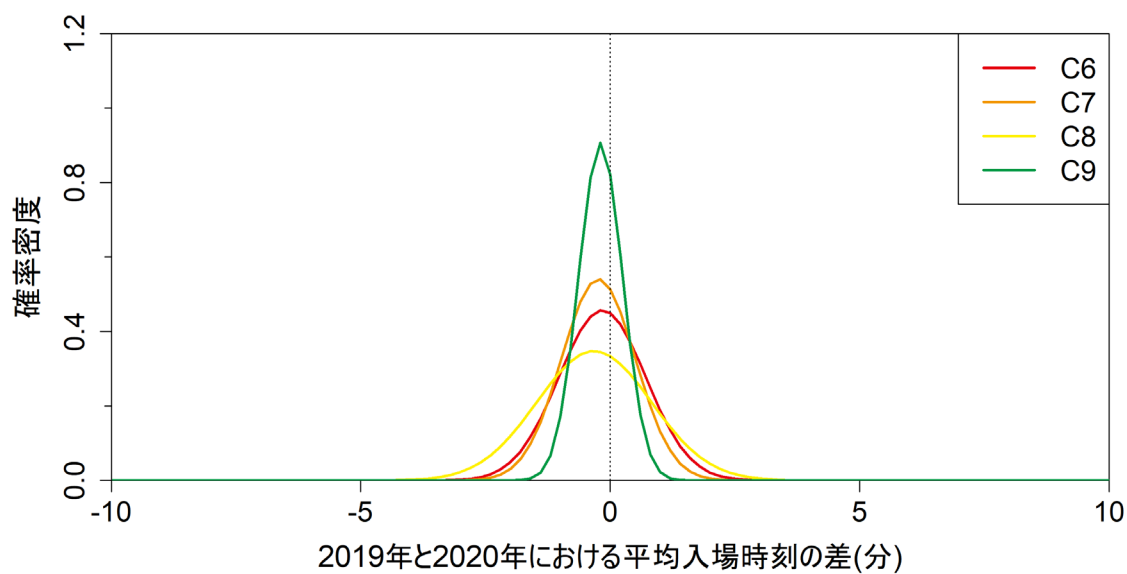


図 4-71 45～64 歳の女性のクラスター6～9の「来る」トリップに関する平均入場時刻の差の確率密度関数

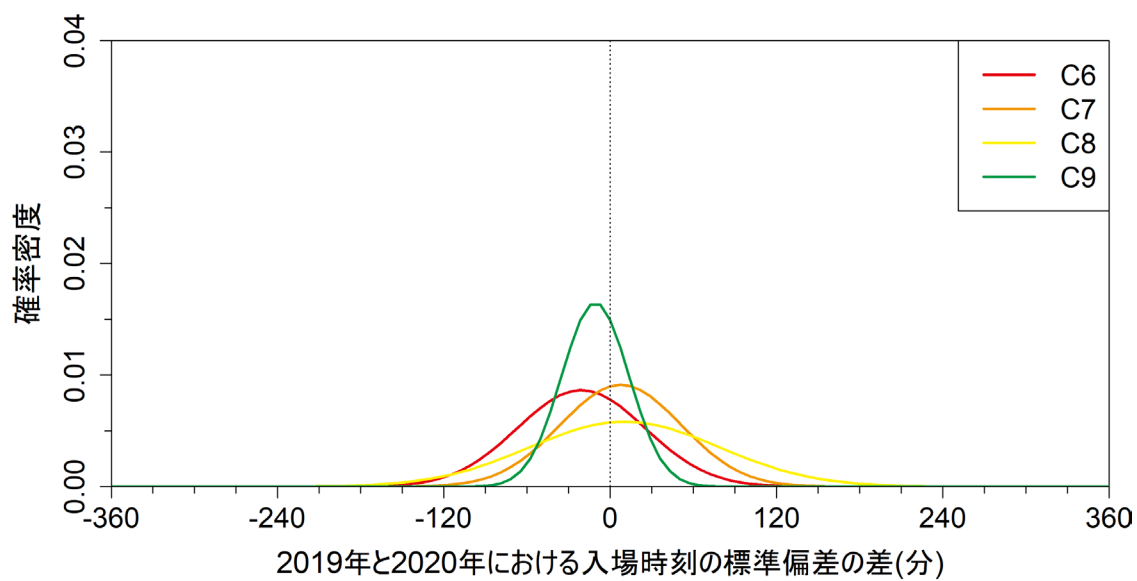


図 4-72 45～64 歳の女性のクラスター6～9の「来る」トリップに関する入場時刻の標準偏差の差の確率密度関数

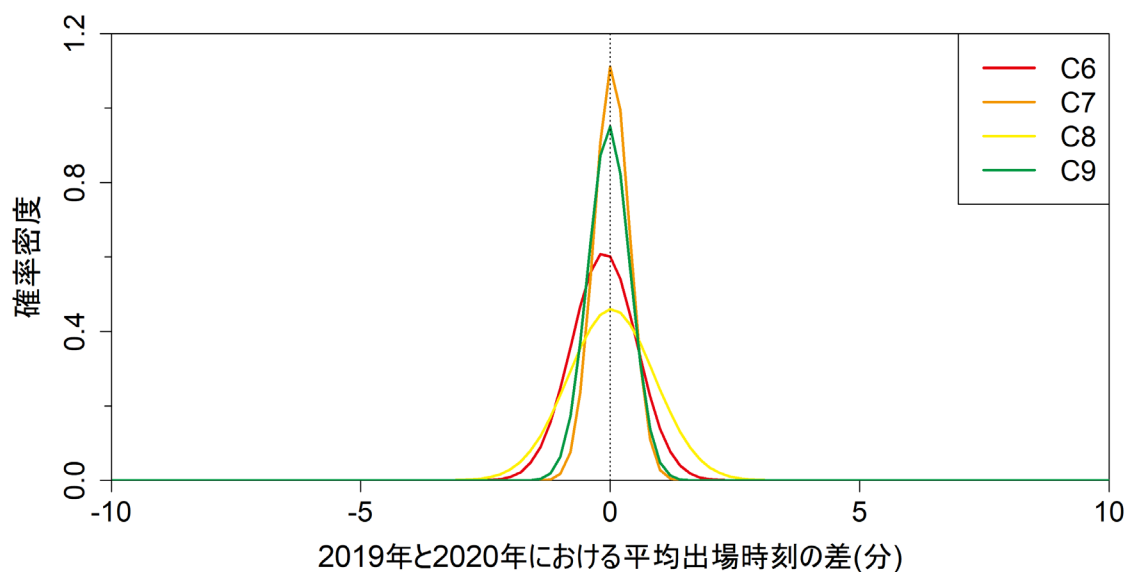


図 4-73 45～64 歳の女性のクラスター6～9の「来る」トリップに関する平均出場時刻の差の確率密度関数

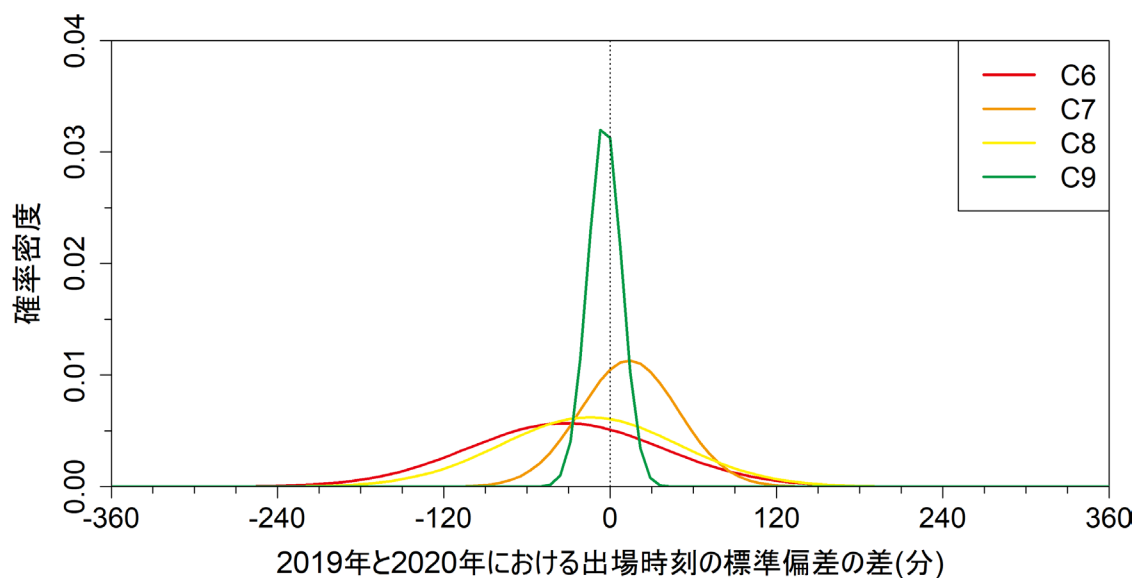


図 4-74 45～64 歳の女性のクラスター6～9の「来る」トリップに関する出場時刻の標準偏差の差の確率密度関数

いずれの図においても、どのクラスターも平均利用時刻の差は概ね0を中心に、分散も非常に小さく分布しており、クラスターによって数時間単位で平均利用時刻が変化したということはないようである。しかし、標準偏差については、2019年と2020年の間で多かれ少なかれ差がある、すなわち変化のあったクラスターがあることが見て取れる。これらの傾向

は前節での傾向と変わらないことから、前節と同じ方針に則り、クラスターの分類とその特性を表 4-3 にまとめる。

表 4-3 45～64 歳の女性の各クラスターで変化の特性とその総量

トリップの型	クラスター	変化の特性	サンプル数	全体構成比(%)	型別構成比(%)
行く	C1	非固定的な利用だった朝～昼時間帯の入場は少しだけ固定的に変化し、やや非固定的な利用だった昼～夜時間帯の出場はあまり変化しなかった。	68	4.9	8.6
	C2	早朝～朝時間帯の入場も夕～深夜時間帯の出場も、元々やや固定的な利用だったのが、あまり変化しなかった。	317	23.0	40.2
	C3	やや固定的な利用の朝～昼時間帯の入場は非固定的な利用に大きく変化し、やや非固定的な利用の夕～夜時間帯の出場は一層やや非固定的な利用に変化した。	118	8.6	15.0
	C4	やや固定的な利用だった朝時間帯の入場も、やや非固定的な利用だった夕～夜時間帯も、あまり変化しなかった。	162	11.7	20.6
	C5	朝～昼時間帯の入場も夕～夜時間帯の出場も、元々非固定的な利用だったが、前者はやや固定的な大きく利用に変化し、後者はやや非固定的な利用に変化した	123	8.9	15.6
来る	C6	朝～昼時間帯の出場も昼～夜時間帯の入場も、元々やや非固定的な利用だったが、どちらもやや固定的な利用に変化した。	152	11.0	27.0
	C7	固定的な利用だった早朝～朝時間帯の出場は少しだけ非固定的に変化し、やや非固定的な利用だった昼～夜時間帯の入場はあまり変化しなかった。	245	17.8	43.6
	C8	非固定的な利用だった朝時間帯の出場も昼～夜時間帯の入場も、前者は少しだけ固定的に、後者は一層非固定的に変化した。	35	2.5	6.2
	C9	固定的な利用だった朝時間帯の出場も夕時間帯の入場も、変化しなかった。	130	9.4	23.1
不明	C10	終日に渡って入出場がなされ、かなり非固定的な利用だったが変化しなかった。	30	2.2	

まず、「行く」トリップについて、そのクラスターで最も属する人数が多かったのは、クラスター2である。これは、「行く」トリップをしている人の 40.2%、全体でも 23.0%を占めている。クラスター2は、図 4-49 や図 4-50 の分布から、早朝～朝時間帯の入場も夕～深夜時間帯の出場も、やや固定的であることが見て取れるが、図 4-68 や図 4-70 の標準偏差の差をみると、0 付近を中心に分布していることが見て取れる。したがって、2019 年のそうした状態があまり変化しなかったクラスターであると考えられる。同様にあまり変化しなかったと考えられるのが、クラスター4である。これは、「行く」トリップをしている人の 20.6%、全体では 11.7%を占めている。クラスター4は、図 4-53 や図 4-54 の分布から、朝～昼時間帯の入場はやや固定的な利用、夕～深夜時間帯の出場はやや非固定的な利用をしており、図 4-68 や図 4-70 から、その状態があまり変化しなかったことが読み取れる。

反対に、変化がみられたのは、クラスター1、クラスター3、クラスター5である。特に大きな変化がみられたのはクラスター3 とクラスター5 であり、これらはそれぞれ、「行く」トリップをしている人の 15.0%と 15.6%、全体では 8.6%と 8.9%を占めている。クラスター3は

図 4-51 や図 4-52 の分布から、特に朝～昼時間帯の入場に大きな変化があることが見て取れるが、これを裏付けるように、図 4-68 では 0 から大きく正の方向にずれて分布していることが分かる。すなわち、朝～昼時間帯の入場について、やや固定的だった利用が非固定的な利用に大きく変化したことがいえる。但し、図 4-68 における正規分布の分散が比較的大きいことから、クラスター内で非固定的に大きく変化した程度が異なると考えられる。つまり、個人レベルではやや非固定的な利用に変化した人や、極めて非固定的な利用に変化した人がいることが推察される。クラスター5 も図 4-55 や図 4-56 の分布から、朝～昼時間帯の入場に大きな変化があったと見て取れ、図 4-68 では 0 から大きく負の方向にずれて分布していることが分かる。すなわち、朝～昼時間帯の入場について、クラスター3 とは逆に、非固定的だった利用がやや固定的な利用に大きく変化したことがいえる。但し、クラスター5 も図 4-68 における正規分布の分散が比較的大きいことから、クラスター内で固定的に大きく変化した程度が異なると考えられ、個人レベルではやや固定的な利用に変化した人や、極めて固定的な利用に変化した人がいることが推察される。

他にも、クラスター1 は、「行く」トリップをしている人の 8.6% を占め、全体では 4.9% を占めている。クラスター1 は、非固定的な利用の朝～昼時間帯の入場が、非固定的な利用の中でも少しか固定的に変化したものの、やや非固定的な利用だった昼～夜時間帯の出場には、あまり変化がみられなかったことが読み取れる。但し、他のクラスターの変化に比べて、変化の程度としては小さいクラスターであると考えられる。

一方で、「来る」トリップについて、そのクラスターで最も属する人数が多かったのは、クラスター7 である。これは、「来る」トリップをしている人の 43.6%、全体でも 17.8% を占めている。クラスター7 は、図 4-59 や図 4-60 の分布から、早朝～朝時間帯の出場は固定的な利用だったのが、少しか非固定的に変化し、やや非固定的な利用だった昼～夜の時間帯の入場については、あまり変化しなかったことが読み取れる。図 4-72 や図 4-74 も参照すると、正規分布の分散が比較的大きいことから、クラスター内でやや固定的な利用の中でも、変化の程度が相殺している、つまり、個人レベルではより固定的な利用になった人もいれば、非固定的に変化してやや固定的な利用になった人もいることが推察される。しかしながら、変化の程度としては小さいクラスターであると考えられる。

同様に、変化したクラスターとしては、クラスター6 やクラスター8 がある。これらはそれぞれ、「来る」トリップをしている人の 27.0%、6.2% を占めており、全体では 11.0%、2.5% を占めている。図 4-57 や図 4-58 の分布から、クラスター6 は、朝～昼時間帯の出場も昼～夜時間帯の入場も、元々やや非固定的な利用だったが、図 4-72 や図 4-74 も参照すると、どちらもやや固定的な利用に少しか変化したことが読み取れる。クラスター8 は、朝時間帯の出場も昼～夜時間帯の入場も、非固定的な利用だったが、前者は非固定的な利用の中でも少しか固定的に、後者はその中でも一層非固定的に変化したことが読み取れる。しかし、これまで解釈したクラスターで大きな変化のみられたものに比べると、やはりこれらも変化の程度としては小さいクラスターである。すなわち、45～64 歳女性の「来る」トリップ

をしているという属性に限っては、大幅な利用形態の変化はみられなかったことがいえる。

反対に、変化のみられなかったのは、クラスター9である。これは、「来る」トリップをしている人の23.1%、全体では9.4%を占めている。クラスター9は、図4-63や図4-64の分布を見ても明らかのように、朝時間帯の出場も夕時間帯の入場も、変化しなかったことが読み取れる。図4-72や図4-74でも、差の平均が0付近かつ分散も小さく分布しており、他のどのクラスターよりも極めて固定的な利用が継続されていたということが分かる。

以上を総括すると、利用形態にあまり変化のみられなかった人は、クラスター2、クラスター4、クラスター9に属する609人、高頻度の鉄道利用が変化しなかった45～64歳の女性の44.1%が該当した。とりわけ、いずれのクラスターについても、早朝～朝時間帯に固定的な利用のまま変化がみられていないといえる。したがって、前節と同様に、例えば、習慣的な朝ピーク時間帯の利用をずらしてもらうための施策を立案する際には、何故固定的な利用のまま変化しなかったのかという行動原理を深く理解することや、変化してもらうためにはどういったインセンティブを与えるのが相応しいかということ、この属性のおよそ半数の利用者を対象に究明していく必要があるといえる。

反対に、利用形態に大きな変化がみられた人は、クラスター3やクラスター5に属する241人、高頻度の鉄道利用が変化しなかった45～64歳の女性の17.5%が該当した。但し、変化の方向としては異なっており、朝時間帯が含まれる利用については、クラスター3はやや固定的な利用から非固定的な利用に、クラスター5は非固定的な利用からやや固定的な利用に、それぞれ変化している。そのため、前節と同様に、クラスター3に属する人に対しては、政府や事業者が呼びかけた分散乗車の効果があったのかということや、今後固定的な利用に戻る可能性があるのかということ、今後非固定的な利用に戻る可能性があるのかということ、これを究明する価値があると考えられる。また、クラスター5に属する人に対しては、何故非固定的な利用からやや固定的な利用に変化したのかという行動原理を深く理解することや、今後非固定的な利用に戻る可能性があるのかということ、これを究明する価値があると考えられる。

また、この属性で特筆すべき事項として、「来る」トリップで利用形態に大きな変化がみられなかったことが挙げられる。この性質は、45～64歳の女性という属性固有のものなのか、具体的には就労形態をはじめとしたライフスタイルの違いに起因するものなのか、今後より詳細な検証や分析が必要である。

4.5. 小括

本章では、2019年10月と2020年10月における改札通過データを用いて、性・年齢層別に個人ごとの利用頻度の変化を調べ、そのうち高頻度の鉄道利用が変化しなかった人に着目した上で、利用形態をいくつかのグループに分類し、変化の特性とその総量を明らかにすることを目的とした。

まず、対象サンプルを、2019年に定期利用だった人、かつ2020年にも1回以上利用していた人（定期 or 定期外は不問）とし、性・年齢層別に個人ごとの利用頻度の変化を調べた。

これより、鉄道利用の変化の程度は多様であること、平均的な変化がどの個人にも起こったわけではなく、人によって変化したあるいはしなかったという違いがあることが明らかとなった。さらに、男性の44歳以下（通学定期を除く）や女性の45～64歳といった性・年齢層の属性については、週4回以上と設定した高頻度の鉄道利用の変化が、他の属性の平均的な変化とは異なることが分かった。

次に、これら2つの属性について、利用形態の変化として駅の利用時刻の変化を調べた。これには、「19年入場平均時刻」、「19年入場標準偏差」、「19年出場平均時刻」、「19年出場標準偏差」、「20年入場平均時刻」、「20年入場標準偏差」、「20年出場平均時刻」、「20年出場標準偏差」の8つを分析に用いる変数とした。そして、クラスター分析によって形成されたクラスターごとに、入場・出場時刻の変化を考察し、クラスターの解釈を行った。例えば、2019年10月では、早朝から朝時間帯の入場は固定的な利用であり、夕から深夜時間帯の出場はやや非固定的な利用だった人たちがいて、その状態が2020年10月でもあまり変化しなかったというクラスターには499人が分類された。その一方で、夕から深夜時間帯の出場は非固定的で変わらなかったものの、早朝から昼時間帯の入場では、非固定的な利用から固定的な利用に変化したというクラスターには183人が分類された、という具合である。これより、44歳以下の男性（通学定期を除く）については、以下のようにまとめられる。

- 利用形態にあまり変化のみられなかったのは921人で、この性・年齢層の53.9%が該当した。とりわけ、このうちの796人は、早朝～朝時間帯に固定的な利用のまま変化がなかったといえる。
- 反対に、大きな変化がみられなかったのは409人で、この性・年齢層の23.9%が該当した。但し、この中で変化の方向が異なっており、89人は固定的な利用から非固定的な利用に、320人は非固定的な利用から固定的な利用に、それぞれ変化している。

また、45～64歳の女性については、以下のようにまとめられる。

- 利用形態にあまり変化のみられなかったのは609人で、この性・年齢層の44.1%が該当した。とりわけ、いずれのクラスターについても、早朝～朝時間帯に固定的な利用のまま変化がなかったといえる。
- 反対に、大きな変化がみられなかったのは241人で、この性・年齢層の17.5%が該当した。但し、この中で変化の方向が異なっており、118人はやや固定的な利用から非固定的な利用に、123人は非固定的な利用からやや固定的な利用に、それぞれ変化している。
- 「来る」トリップでの利用形態の変化に、大きな変化はみられなかった。

以上のように、性・年齢層という属性ごとに大局的な鉄道利用の変化を調べ、変化の仕方が多様であることを示し、その上で高頻度の鉄道利用が変化しなかった人について、利用形態の変化の詳細を、大量に蓄積されるデータから総量とともに明らかにしたことは、本章における成果である。この分析の持つ意味としては、以下の2点が挙げられる。

- 個人ごとの利用時刻の変化を表す方法論を示したこと。
- 時勢的に混雑緩和や分散乗車が呼びかけられていた中で、人々はどのような変動を持つ

て利用していたか、それは 2 時点間でどのように変化したのかということを目視化したこと。

データの性質上、変化した、あるいは変化しなかった人の行動原理や就労状況までは分からず、この点は本研究における分析の限界である。また、A 駅のデータ以外の駅での傾向も鑑みた分析と考察についても、分析上の課題である。しかし、本研究で行った方法論や得られた知見を基に、別途そうした情報を含んだ調査や分析を行うことができ、それによって交通事業者が行うべき施策の検討や改善に資するものと考えられる。

5. 鉄道利用頻度の経年的変化に関する分析

5.1. 概説

第3章および第4章の分析で用いた改札通過データは、1つの駅における2年分のデータであった。そのため、COVID-19の流行が無かった場合の定常的な変化や、別の駅での変化の傾向については不明である点が、課題として挙げられる。そこで、本章では、用いるデータを時空間的に拡張し、複数の駅における4年分のデータを用いることとする。そして、改札通過データの長期間の同一の利用者を特定できるという利点を生かし、鉄道利用の変化として、鉄道駅の利用頻度がどのようなパターンでどの程度の人が変化したのかを調べる。すなわち、COVID-19の流行を契機とした人々の交通行動の変化について、複数時点での改札通過データから得られる鉄道の利用頻度が、あまり変化しなかった、変化した中でも元に戻った、あるいは戻らなかったという個人ごとの経年的な変化を分類し、その変化は多様で異質なものであることを明らかにすることを、本章での目的とする。

使用するサンプルデータに関して、第3章や第4章の分析においては、A駅における2019年10月および2020年同月の2時点のみを用いたが、本章では、使用データの期間を拡大し、A駅における2018年から2021年の各10月の改札通過データを用い、より長期的な鉄道利用の変化を示す。加えて、A駅と同じ路線にあるB駅およびC駅の同期間のデータを用いることで、複数の駅における傾向の差異も示す。

以上により、COVID-19の流行による人々の行動変化が今もなお起こっている中で、ビッグデータを駆使して、昨今の需要構造を精確に明示できるという点で、これからのニューノーマルな交通計画に資する基礎的な知見を得られることが想定される。

5.2. 分析手法

あまり変化しなかった、変化した中でも元に戻った、あるいは戻らなかったという、鉄道の利用頻度の経年的な変化を表現するために、武田ら⁶⁰⁾によって示された「行動弾性」の考え方を援用する。この有用性として、本章ではCOVID-19流行前後の個人ごとの利用頻度を変化量としてプロットすることで、どういった変化を示す領域に個人が分布するのかが可視化されることが挙げられ、本研究の手法として相応しいと考えられる。

しかし、阿久津ら⁶⁹⁾の既往研究で考えられているように、COVID-19の流行以外の理由も、鉄道利用の変化に影響を及ぼす。そこで、分析においては、まず2018年と2019年というCOVID-19の流行以前における利用頻度の定常的な変化を示す。その後、2019年というCOVID-19の流行前の時点と、2020年および2021年というCOVID-19の流行後の時点のデータを用いることで、先の定常的な変化も考慮しながら、COVID-19の流行による利用頻度の経年的な変化の考察を行う。

手順としては、はじめにA駅における改札通過データを用いた分析を行う。その後、同じ手法によって、B駅における分析を行う。

5.3. A 駅におけるデータの概要とサンプリング

5.3.1. A 駅の改札通過データの概要

第3章および第4章と同様に、鉄道事業者から提供いただいた、都心部と郊外部を結ぶ路線の、A 駅における IC カードの改札通過データを用いる。データの概要を表 5-1 に示す。本章においては、より長期間のデータを基に変化を捉えるため、2018 年から 2021 年までの各年の 10 月 1 日から 31 日間を分析対象とする。

表 5-1 使用する A 駅の改札通過データの概要

記録項目	内容
日付	2018年10月1日～31日 (平日22日, 土曜日4日, 休日(日曜日・祝日)5日)
	2019年10月1日～31日 (平日21日, 土曜日4日, 休日6日)
	2020年10月1日～31日 (平日22日, 土曜日5日, 休日4日)
	2021年10月1日～31日 (平日21日, 土曜日5日, 休日5日)
利用パターン	入場, 出場
利用券種	通勤定期, 通学定期, 定期外
利用時間帯	終日

ところで、4 年分のデータを用いるものの、カードの ID ベースだと、4 年全てで利用されたものもあれば、いずれかの年にのみ利用されたものがあると考えられる。そこで、表 5-2 に各年での利用の有無に該当するカード枚数と、各年および 4 年分の利用枚数の総量をまとめる。これより、利用された枚数は 1,041,689 枚であること、複数年で継続して利用される枚数よりも、単年のみ(いずれかの 1 年だけ○)で利用される枚数の方が非常に大きいこと、COVID-19 流行後の 2020 年や 2021 年は、それ以前に比べて利用される枚数が少ないことが分かる。

なお、COVID-19 の流行以降、その感染者数の変動とともに、我が国では緊急事態宣言の発出やまん延防止等重点措置の適用、およびそれらの解除が繰り返されたが、第 1 章で述べたように、2020 年 10 月および 2021 年 10 月とも全国的にそれらが解除されていた時期であった⁶⁾。したがって、COVID-19 の流行の影響があったといえども、市民の行動や社会経済活動への自粛要請はなされておらず、交通行動としても比較的落ち着いて安定していた時期のデータであるといえる。

表 5-2 4年分の利用の有無と利用枚数の総数

	2018年	2019年	2020年	2021年	該当枚数
利用の有無 ○：有り ×：無し	○	○	○	○	48,175
			×	×	30,444
			×	○	12,286
			×	×	67,884
		×	○	○	7,290
			×	×	13,049
			×	○	10,251
			×	×	234,420
	×	○	○	○	24,057
			×	×	30,733
			×	○	14,786
			×	×	188,783
		×	○	○	40,838
			×	×	132,939
		×	○	185,754	
各年 利用枚数	423,799	417,148	327,525	343,437	
4年分の全ての利用枚数					1,041,689

5.3.2. 分析対象とするA駅のサンプル

はじめに、各年で平日の日数が異なるため、第3章および第4章と同様に、ひと月を週5日の平日が4週分あるものと捉え、いずれの年も20日あたりの回数に換算した利用頻度を用いる。そして、入場あるいは出場ごとに1回とカウントされるため、例えば、A駅で週5回、他の駅へ行って帰ってくる人の月換算利用頻度は40回である。さらに、こうした利用頻度をカテゴリーとして表すために、第4章と同様に、月換算利用頻度が36回以上であれば「週5回以上」、28回以上36回未満であれば「週4回程度」、20回以上28回未満であれば「週3回程度」、12回以上20回未満であれば「週2回程度」、4回以上12回未満であれば「週1回程度」、4回未満であれば「週1回未満」と区分する。

その上で、本章では、COVID-19の流行を契機として、個人ごとに鉄道の利用頻度の経年的な変化に着目する。このとき、COVID-19の流行前でも、週2回程度より少ない比較的低い頻度の利用や、4年とも、日数が少ない分年による利用の変動が大きいと考えられる土休日の利用は、そうした変化を捉える際には適さないものと考えられる。加えて、学生定期的利用者は、高校や大学の卒業後をきっかけとして、大きな変化が起こるという点で、適さないものと考えられる。そこで、最終的にCOVID-19の流行による経年的な変化を示す際には、2018年も2019年も継続して平日に習慣的な利用をしていた人、具体的には、両年とも週3回程度よりも多い利用をしており、かつ通勤定期的利用を含む人の、平日における利用

を分析対象とする。

4年とも利用していたのは、前項の表 5-2 から 48,175 人であり、このうち平日の利用を含むのは、35,512 人であった。さらに、2018 年、2019 年ともに通勤定期の利用を含むのは、11,751 人であり、比較的高い利用頻度と考えられる週 3 回程度よりも多い利用に両年とも該当したのは、8,037 人であった。次節では、2018 年と 2019 年間の定常的な変化として、11,751 人の利用頻度を用いて表し、その後、COVID-19 の流行による経年的な変化として、8,037 人の利用頻度を用いて表す。

5.4. A 駅における利用頻度の経年的変化

5.4.1. A 駅における定常的な変化

鉄道の利用頻度の変化に対して、阿久津ら⁶⁹⁾の既往研究で考慮されているように、転居や就職などが理由となっていることも可能性として挙げられる。そこで、次項で示す COVID-19 の流行を契機とした鉄道利用の変化の弾性を明らかにする前に、2018 年、2019 年ともに通勤定期である利用者の定常的な変化を整理する。これを表 5-3 に示す。

表 5-3 2018 年、2019 年ともに通勤定期利用だった人の利用頻度の変化

(単位：人)

		2019年					
		週5回以上	週4回程度	週3回程度	週2回程度	週1回程度	週1回未満
2018年	週5回以上	2,668	874	135	24	23	19
	週4回程度	910	1,560	527	77	30	19
	週3回程度	127	425	811	220	45	20
	週2回程度	31	81	196	362	141	31
	週1回程度	33	42	58	160	430	287
	週1回未満	28	36	29	59	345	888

利用頻度のカテゴリーのうち、比較的高い頻度を週 3 回以上、低い頻度を週 2 回以下と便宜的に区分すると、2018 年も 2019 年も高い頻度だったのは 8,037 人、2018 年には高い頻度だったが、2019 年には低い頻度に変化したのは 477 人、逆に 2018 年には低い頻度だったが、2019 年には高い頻度に変化したのは 534 人、2018 年も 2019 年も低い頻度だったのは 2,703 人であった。通勤定期の利用者で低い頻度のままだったという人は、例えば、A 駅を定期券区間を含み、時々のお買い物や通院のために、不定期に途中下車していた状態が挙げられる。したがって、それ以外の 9,048 人について、その 88.8%にあたる人は比較的高い利用頻度のまま推移していること、一方で、5.27%にあたる人は比較的高い利用頻度から低い利用頻度へと、5.90%にあたる人は比較的低い利用頻度から高い利用頻度への、定常的な変化が起こっていることが分かる。

加えて、2018年に「週5回以上」だった3,743人のうち、71.3%にあたる2,668人は、2019年でも「週5回以上」であった。同様に、2018年に「週4回程度」だった3,123人のうち、50.0%にあたる1,560人は、2019年でも「週4回程度」であり、2018年に「週3回程度」だった1,648人のうち、49.2%にあたる811人は、2019年でも「週3回程度」であった。

これらの事項から、次項で示す変化の弾性について、継続的に習慣的な通勤定期を利用する人の中で、一定の増減は認められるものの、COVID-19の流行のような大きなインパクトがなければ、多くの利用者は比較的高い利用頻度を保つこと、さらには利用頻度の程度も前年と同水準になりやすいことがいえる。

5.4.2. COVID-19の流行を契機とした変化の弾性図

第5章第2節で述べたように、鉄道の利用頻度の経年的な変化を表現するために、武田ら⁶⁰⁾によって示された「行動弾性」の考え方を援用する。そして、本章では、2018年も2019年も継続して平日に習慣的な利用をしていた人について、2019年の平日の利用頻度に対する2020年の平日の利用頻度の比率を E_1 、2020年の平日の利用頻度に対する2021年の平日の利用頻度の比率を E_2 とし、平面上に表す。また、 $E_1 * E_2$ は、2019年の平日の利用頻度に対する2021年の平日の利用頻度の変化を表すこととなり、 E_1 - E_2 平面上の $E_1 * E_2 = 1$ という曲線は、2019年の平日の利用頻度も2021年の平日の利用頻度も等しい状態にあることを表す。

すなわち、 E_1 が1よりも大きければ、2019年に比べて2020年の平日の利用頻度は増加し、 E_1 が1よりも小さければ、2019年に比べて2020年の平日の利用頻度は減少したことを意味する。 E_2 についても同様である。そして、 $E_1 * E_2 = 1$ という曲線より上側に分布すれば、結果的には2019年に比べて2021年の平日の利用頻度は増加し、下側に分布すれば、結果的には2019年に比べて2021年の平日の利用頻度は減少したことを意味する。

ところで、本章では、個人ごとの利用頻度の変化を扱っており、例えば月換算で40回の利用頻度であった人が、翌年38回とわずかに利用頻度が変化しただけでも、数値として減少したと判定してしまう。そこで、このようなわずかしかな変化しなかった場合を区別するために、 $(E_1, E_2) = (1, 1)$ の周囲に同心円を描くこととする。この円の半径を0.15と設定した。これは、前節の2018年に対する2019年の変化のうち、「週5回以上」から「週4回程度」への変化、「週4回程度」から「週3回程度」への変化、「週3回程度」から「週4回程度」への変化、「週4回程度」から「週5回程度」への変化について、その各々で2018年に対する2019年の平日の利用頻度の比の平均値を取ると、最も1に近い値となり、変化量として最も厳しい条件となったのが、「週5回以上」から「週4回程度」への変化の0.85だったからである。すなわち、 E_1 も E_2 も 1 ± 0.15 の値の範囲にあるときには、経年的な変化はほとんど無かったと解釈する。

以上の事項を基に、図5-1のような利用頻度の弾性図を作成した。

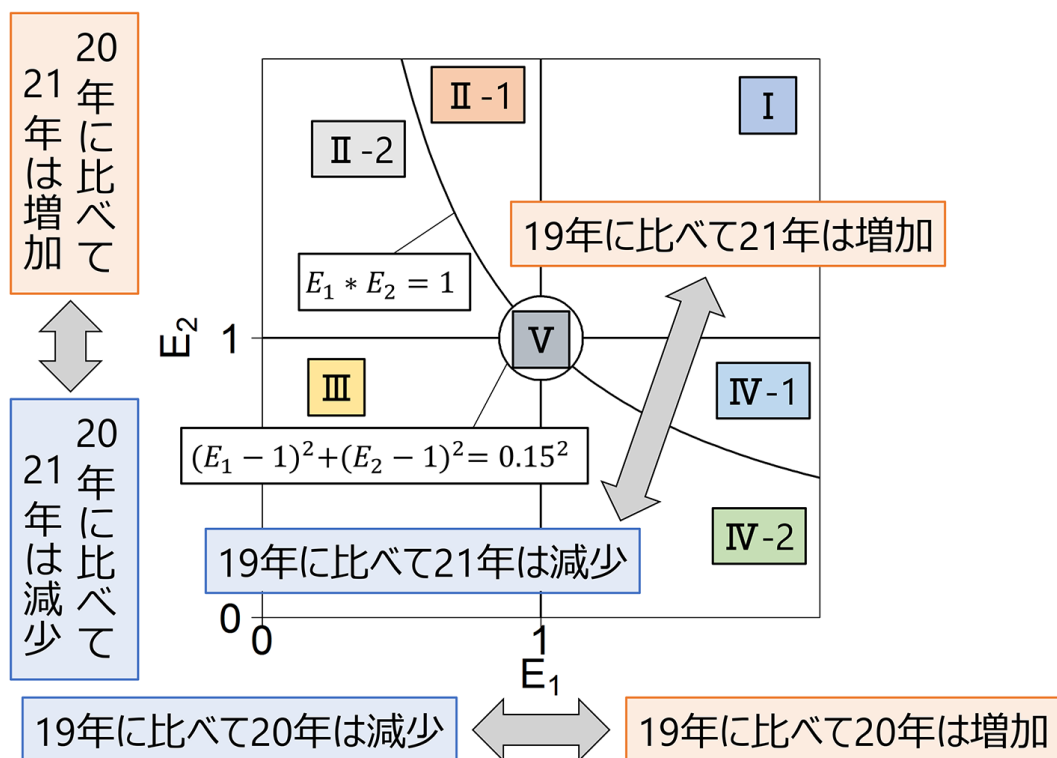


図 5-1 本研究で考える利用頻度の弾性図 (武田ら⁶⁰)を基に加筆・修正)

そして、各々の領域の解釈は、次のようになる。

- (ア) 領域 I. $E_1 \geq 1$ かつ $E_2 \geq 1$ かつ $(E_1 - 1)^2 + (E_2 - 1)^2 \geq 0.15^2$. すなわち、2019年に比べて2020年の利用頻度は増加し、さらに2020年に比べて2021年の利用頻度も増加した人。
- (イ) 領域 II-1. $E_1 < 1$ かつ $E_2 \geq 1$ かつ $E_1 * E_2 \geq 1$ かつ $(E_1 - 1)^2 + (E_2 - 1)^2 \geq 0.15^2$. すなわち、2019年に比べて2020年の利用頻度は減少したものの、2020年に比べて2021年の利用頻度は増加し、最終的には2019年に比べて2021年の利用頻度は増加した人。
- (ウ) 領域 II-2. $E_1 < 1$ かつ $E_2 \geq 1$ かつ $E_1 * E_2 < 1$ かつ $(E_1 - 1)^2 + (E_2 - 1)^2 \geq 0.15^2$. すなわち、2019年に比べて2020年の利用頻度は減少し、2020年に比べて2021年の利用頻度は増加したものの、最終的には2019年に比べて2021年の利用頻度は減少した人。
- (エ) 領域 III. $E_1 < 1$ かつ $E_2 < 1$ かつ $(E_1 - 1)^2 + (E_2 - 1)^2 \geq 0.15^2$. すなわち、2019年に比べて2020年の利用頻度は減少し、さらに2020年に比べて2021年の利用頻度も減少した人。
- (オ) 領域 IV-1. $E_1 \geq 1$ かつ $E_2 < 1$ かつ $E_1 * E_2 \geq 1$ かつ $(E_1 - 1)^2 + (E_2 - 1)^2 \geq 0.15^2$. すなわち、2019年に比べて2020年の利用頻度は増加し、2020年に比べて2021年の利用頻度は減少したものの、最終的には2019年に比べて2021年の利用頻度は増加した人。
- (カ) 領域 IV-2. $E_1 \geq 1$ かつ $E_2 < 1$ かつ $E_1 * E_2 < 1$ かつ $(E_1 - 1)^2 + (E_2 - 1)^2 \geq 0.15^2$. すな

わち、2019年に比べて2020年の利用頻度は増加したものの、2020年に比べて2021年の利用頻度は減少し、最終的には2019年に比べて2021年の利用頻度は減少した人。

- (キ) 領域 V. $(E_1 - 1)^2 + (E_2 - 1)^2 < 0.15^2$. すなわち、2019年に比べて2020年の利用頻度はあまり変化せず、2020年に比べて2021年の利用頻度もあまり変化せず、最終的には2019年に比べて2021年の利用頻度もあまり変化しなかった人。

5.4.3. A 駅における性・年齢層別の利用頻度の弾性図

前項で示した利用頻度の弾性図の考え方を基にして、性・年齢層別に、利用頻度の弾性図を図 5-2 から図 5-13 に描く。併せて、各々の性・年齢層で、どれだけの個人がどの領域にプロットされたかを表す集計結果を図 5-14 に示す。なお、2020年には急激に減少した利用頻度が、2021年には2019年と同水準まで戻るような場合も表示できるように、図 5-2 から図 5-13 の縦軸については、対数軸にて表示している。

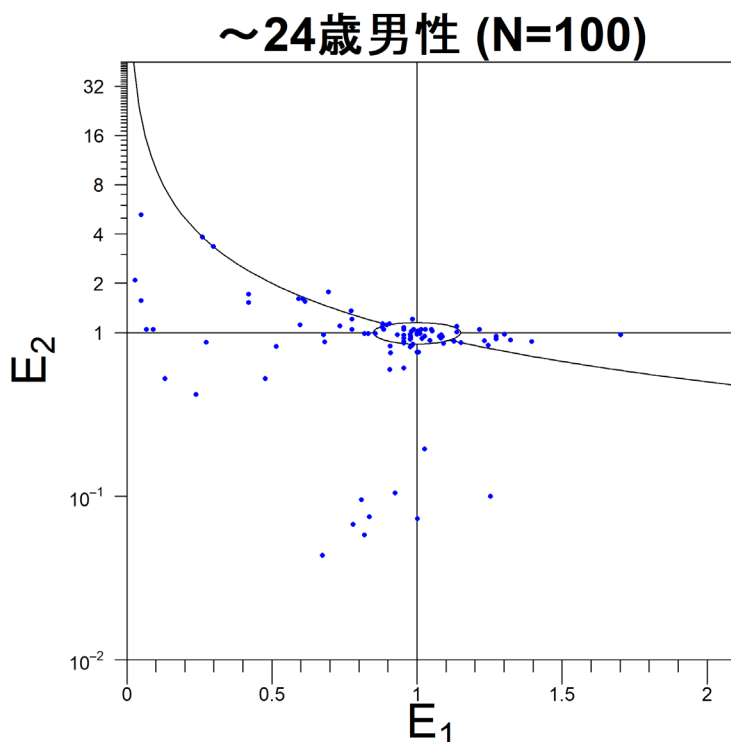


図 5-2 A 駅における 24 歳以下・男性の利用頻度の弾性図

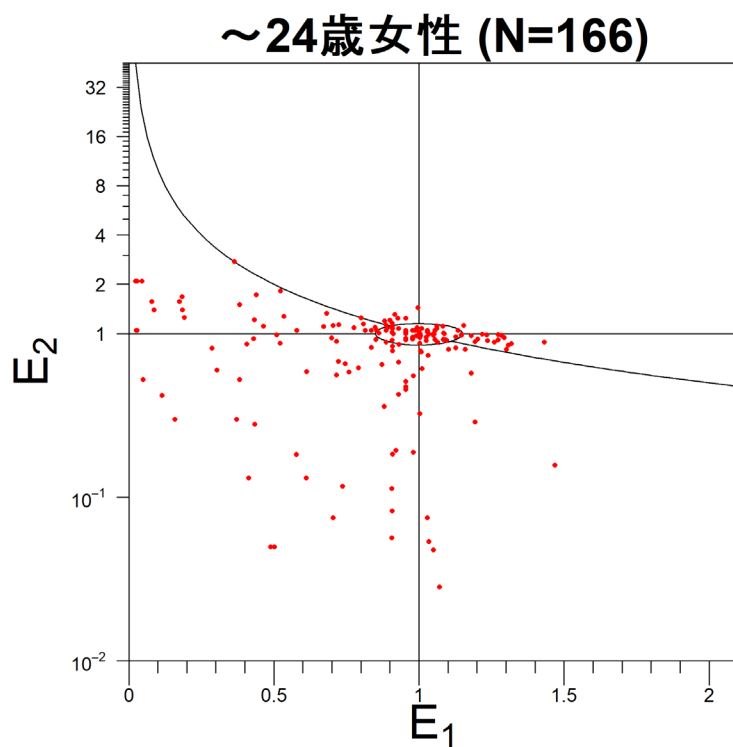


図 5-3 A 駅における 24 歳以下・女性の利用頻度の弾性図

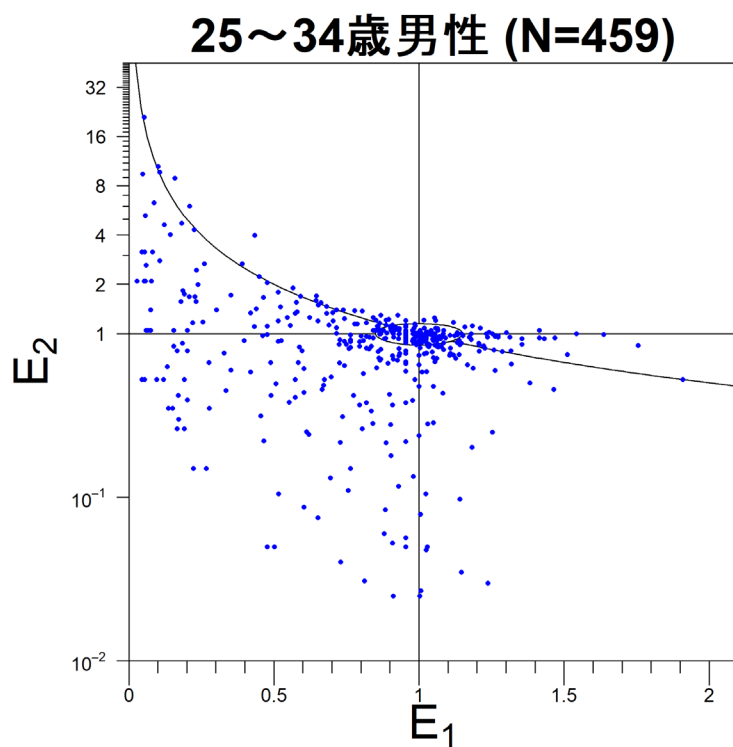


図 5-4 A 駅における 25~34 歳・男性の利用頻度の弾性図

25～34歳女性 (N=600)

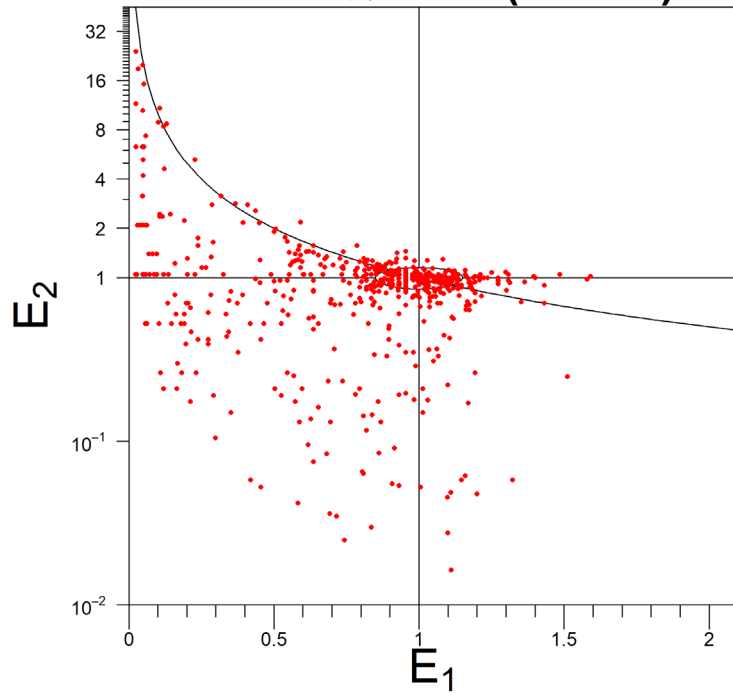


図 5-5 A 駅における 25～34 歳・女性の利用頻度の弾性図

35～44歳男性 (N=952)

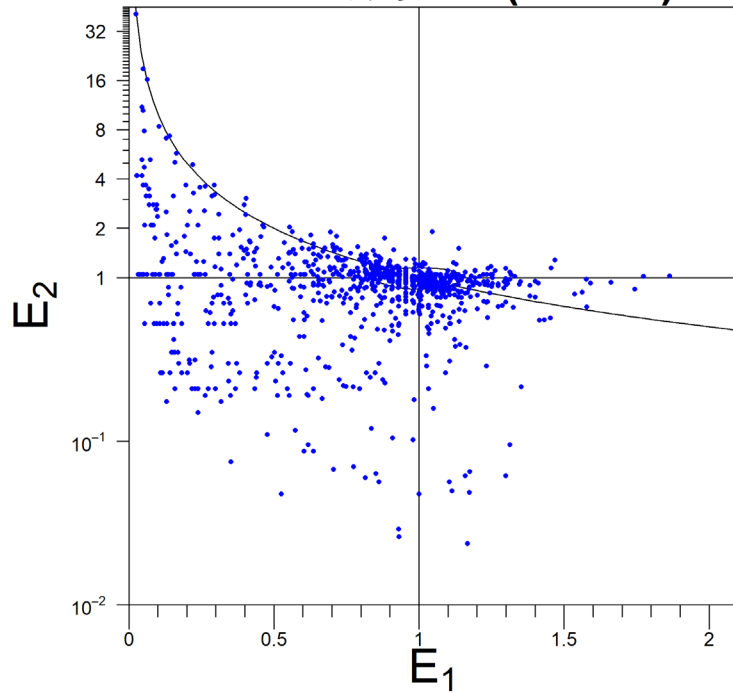


図 5-6 A 駅における 35～44 歳・男性の利用頻度の弾性図

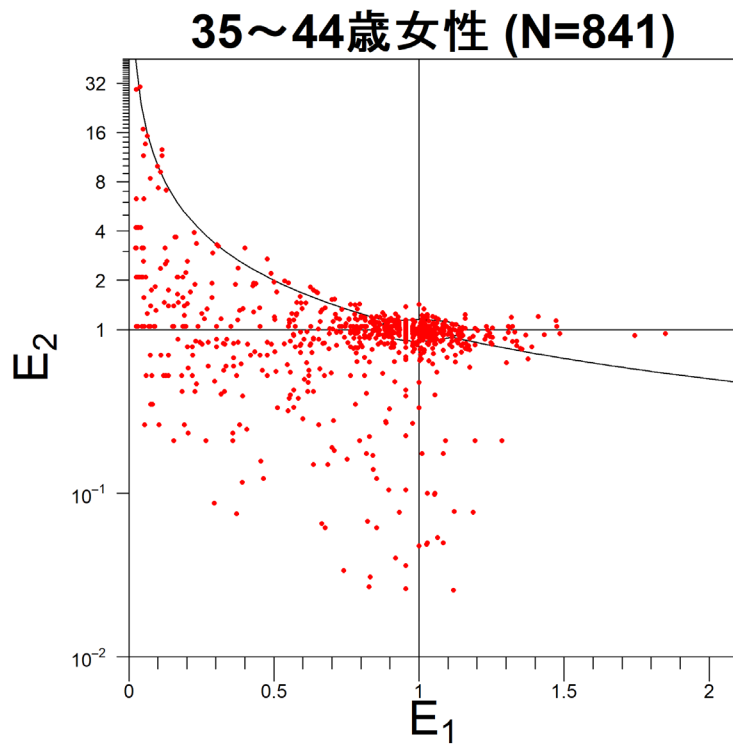


図 5-7 A 駅における 35～44 歳・女性の利用頻度の弾性図

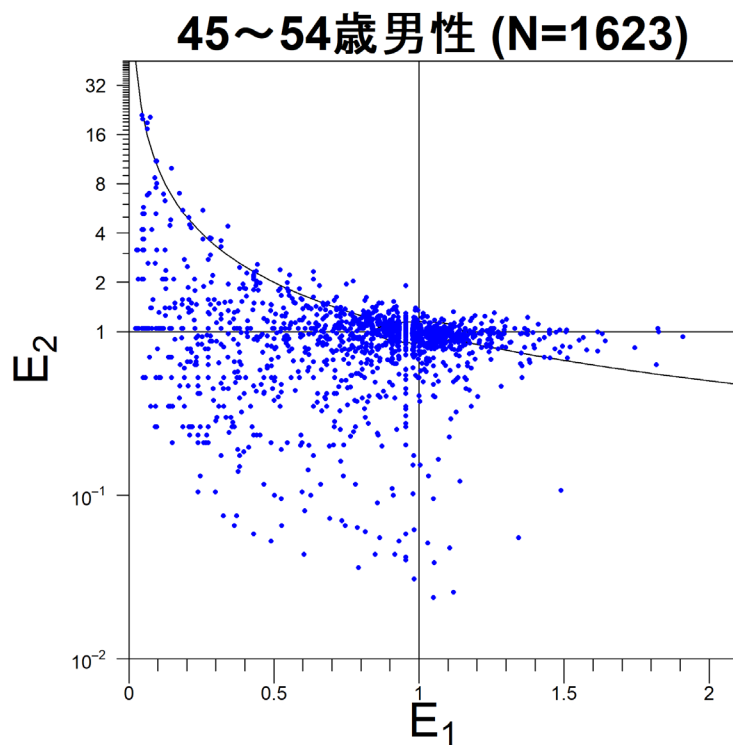


図 5-8 A 駅における 45～54 歳・男性の利用頻度の弾性図

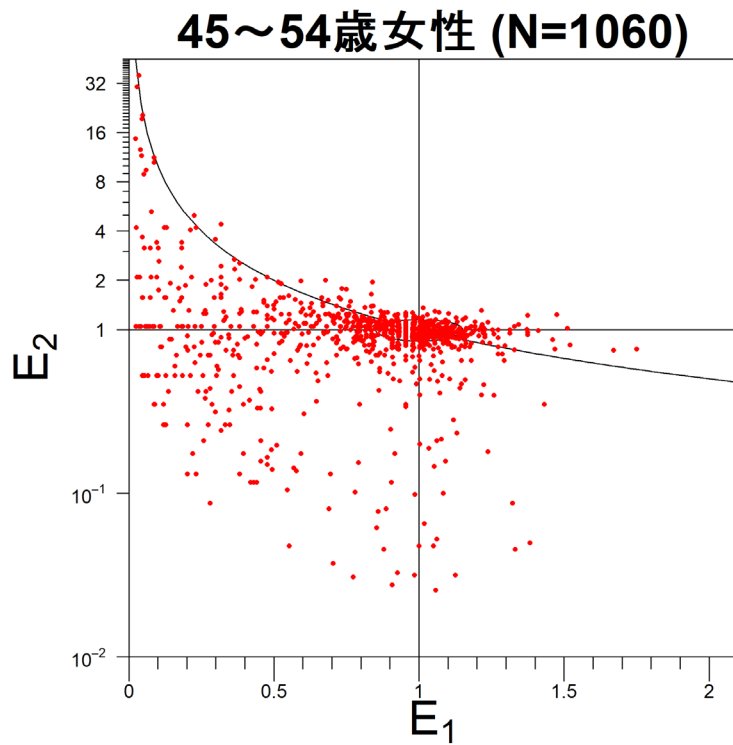


図 5-9 A 駅における 45～54 歳・女性の利用頻度の弾性図

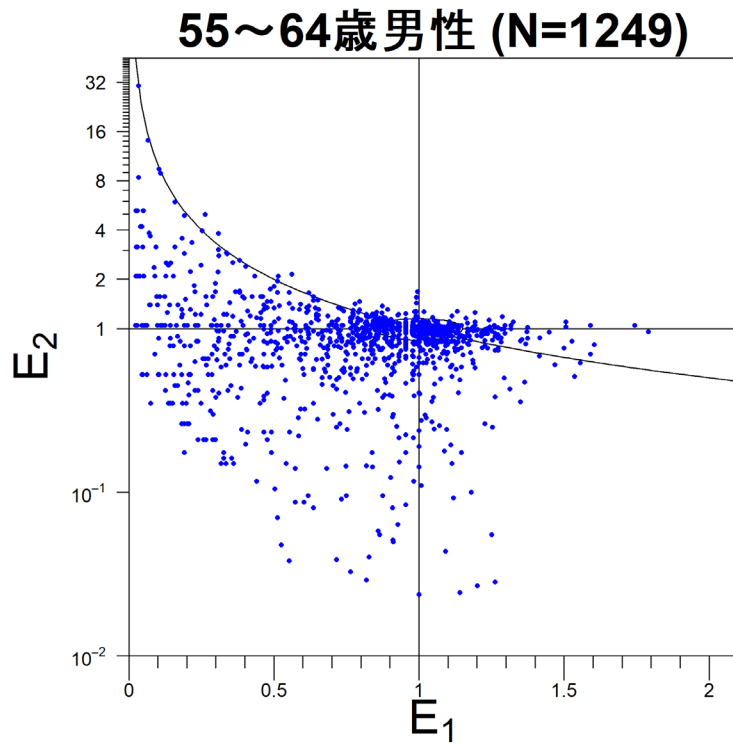


図 5-10 A 駅における 55～64 歳・男性の利用頻度の弾性図

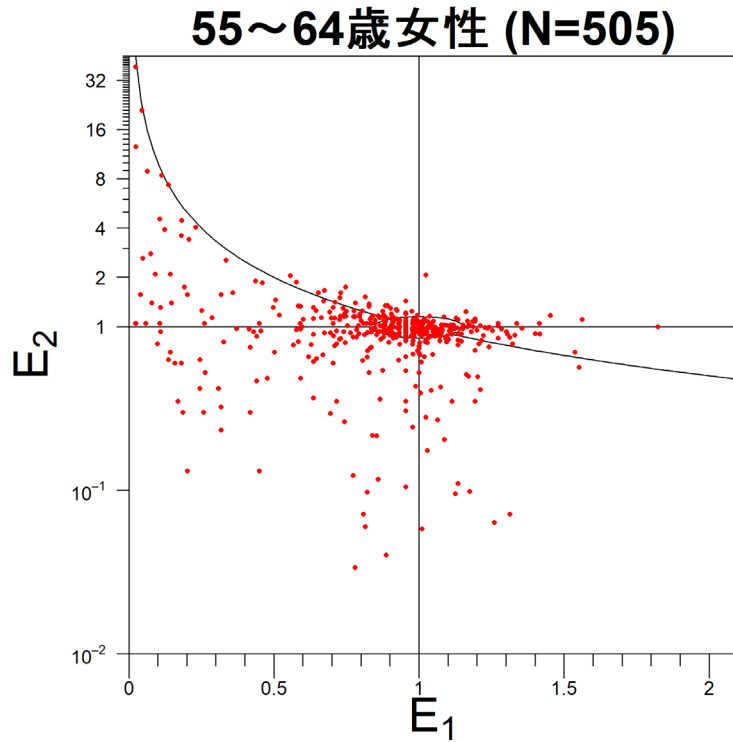


図 5-11 A 駅における 55～64 歳・女性の利用頻度の弾性図

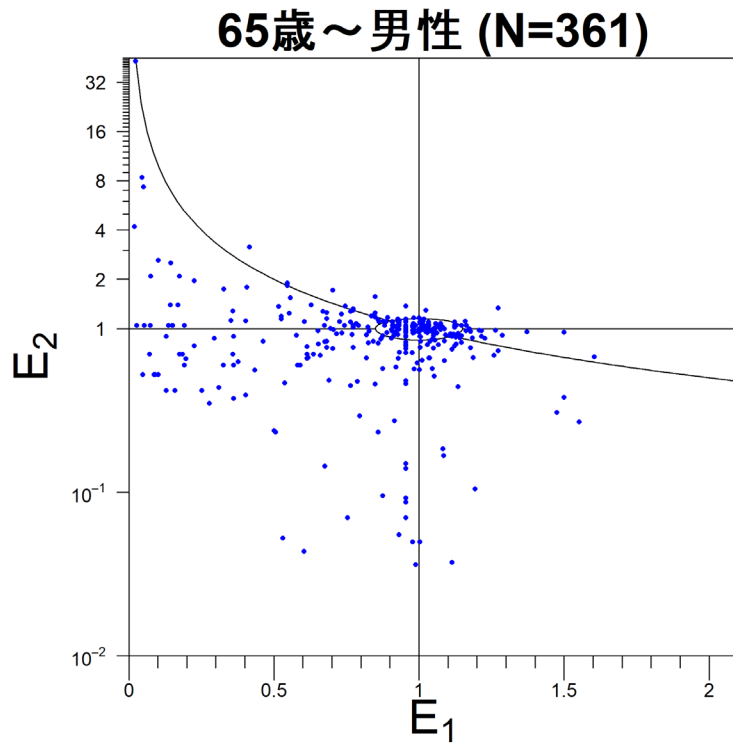


図 5-12 A 駅における 65 歳以上・男性の利用頻度の弾性図

65歳～女性 (N=121)

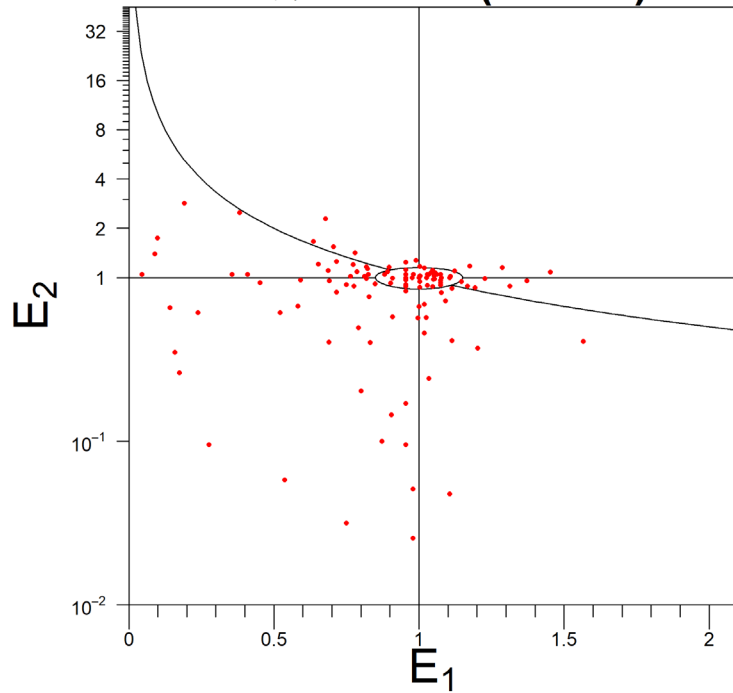


図 5-13 A 駅における 65 歳以上・女性の利用頻度の弾性図

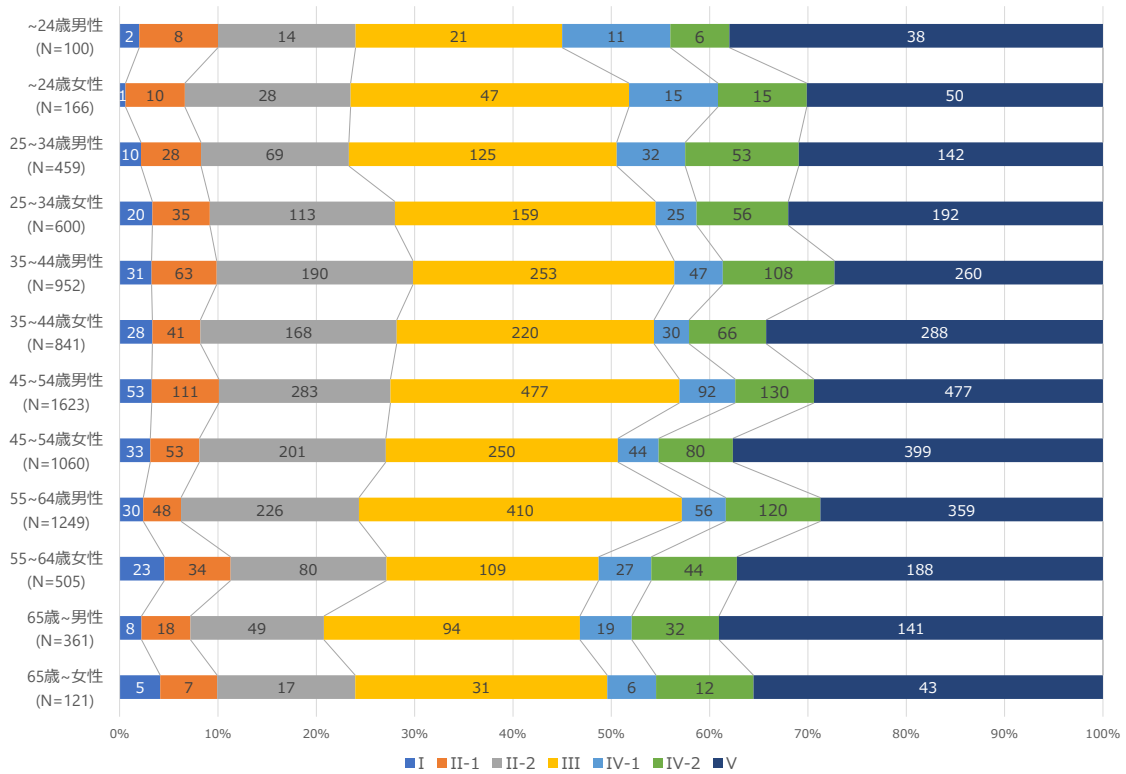


図 5-14 A 駅における性・年齢層別の各領域への分布

まず、全ての分析対象者について、領域Ⅰや領域Ⅱ-1、領域Ⅳ-1といった、最終的には利用頻度が増加した人は、1,104人であった。さらに、このうち2020年に減少した量以上に2021年には増加して戻った、いわば利用のV字回復が起こった「弾力的」な人は、領域Ⅱ-1の456人であった。

一方で、領域Ⅱ-2や領域Ⅲ、領域Ⅳ-2といった、最終的には利用頻度が減少した人は、4,356人であった。さらに、このうち2020年に減少した量ほど2021年には増加せずに戻らなかった、いわば利用が回復しきれない「塑性的」な人は、領域Ⅱ-2の1,438人であった。また、2020年も2021年も減少し続けて戻らなかった、いわば利用が全く回復しない「非常に塑性的」な人は、領域Ⅲの2,196人であった。

そして、領域Ⅴの、COVID-19の流行という社会的インパクトがある中でも、利用頻度がそれほど変化しなかった人は、2,577人であった。

前項で示した定常的な変化も鑑みて、これの結果を考察すると、定常的には半数以上の人たちは同程度の利用頻度を維持していたのに対し、3年とも利用頻度があまり変わらずに維持していたのは、サンプルのおよそ3割に留まった。その反面、大なり小なり利用頻度が減少した人は多くなっており、とりわけ塑性的に利用が変化していた人は半数弱を占めた。こうした点においては、鉄道利用の変化に対して、COVID-19の流行という一定のインパクトがあったのは事実である。

ただ、図5-2から図5-13の分布の概形や図5-14の分布の割合から、性・年齢層に分けても、各領域への分布の割合に極端な違いはみられなかった。但し、35～64歳の男性について、領域Ⅲの割合がやや大きい反面、領域Ⅴへの割合がやや小さいことが見て取れる。この原因として、働き方や役職といった個人の事情の都合、利用を完全には0にできなかったサンプルが、35～64歳の男性には相対的に多く含まれている可能性が考えられ、留意すべき点である。

5.5. B駅におけるデータの概要とサンプリング

5.5.1. B駅の改札通過データの概要

前節まではA駅という1つの駅について、データの集計や分析を行ってきたが、異なる駅では異なる傾向にあることも十分想定されるため、本節ならびに次節では別のB駅を対象として、本章第3節ならびに第4節と同様の分析を行う。なお、B駅はA駅と同じ路線上の、都心部から10km未満の郊外部に位置し、同じ鉄道事業者の2路線が乗り入れている。そして、駅前には高度経済成長の末期から大型ショッピングセンターが存在する他、近年では再開発事業によって、高層マンションやショッピングセンター、オフィスビルなどから成る複合施設が所在している。特に、このオフィスビルには巨大IT企業の本社も所在しており、これはB駅特有の周辺環境であるといえる。

分析には、B駅の改札通過データは、日付や利用パターン、券種、時間帯など、本章第3節ならびに第4節でのA駅のデータと同じ期間で、同様の項目が記録されているものを用

いる。すなわち、本章第3節の表5-1に示したように、2018年から2021年までの各年の10月1日から31日間を分析対象とし、利用パターンは入場か出場か、利用券種は通勤定期か通学定期か定期外か、利用時間帯は終日分記録されている。

また、本章第3節の表5-2と同様に、各年での利用の有無に該当するカード枚数と、各年および4年分の利用枚数の総量を表5-4にまとめる。利用された枚数としては、1,910,554枚とA駅よりも多い。

表5-4 4年分の利用の有無と利用枚数の総数

	2018年	2019年	2020年	2021年	該当枚数
利用の有無 ○：有り ×：無し	○	○	○	○	61,248
			×	×	45,302
			×	○	17,464
			×	×	111,156
		×	○	○	12,823
			×	×	25,934
			×	○	17,221
			×	×	452,568
	×	○	○	○	35,266
			×	×	55,080
			×	○	25,265
			×	×	371,121
		×	○	○	68,312
			×	×	260,434
			×	○	351,360
			×	○	
各年 利用枚数	743,716	721,902	564,399	588,959	
4年分の全ての利用枚数					1,910,554

5.5.2. 分析対象とするB駅のサンプル

分析に際しては、本章第3節ならびに第4節と同様の処理を行う。すなわち、利用頻度については、それをカテゴリーとして表すため、平日20日当たりとした月換算利用頻度が36回以上であれば「週5回以上」、28回以上36回未満であれば「週4回程度」、20回以上28回未満であれば「週3回程度」、12回以上20回未満であれば「週2回程度」、4回以上12回未満であれば「週1回程度」、4回未満であれば「週1回未満」と区分する。また、COVID-19の流行による経年的な変化を示す際には、2018年も2019年も継続して平日に習慣的な利用をしていた人、具体的には、両年とも週3回程度よりも多い利用をしており、かつ通勤定期の利用を含む人の、平日における利用を分析対象とする。

4年とも利用していたのは、前項の表5-4から61,248人であり、このうち平日の利用を含

むのは、38,544 人であった。さらに、2018 年、2019 年ともに通勤定期の利用を含むのは、12,107 人であり、比較的高い利用頻度と考えられる週 3 回程度よりも多い利用に兩年とも該当したのは、6,276 人であった。次節では、2018 年と 2019 年の間の定常的な変化として、12,107 人の利用頻度を用いて表し、その後、COVID-19 の流行による経年的な変化として、6,276 人の利用頻度を用いて表す。

5. 6. B 駅における利用頻度の経年的変化

5. 6. 1. B 駅における定常的な変化

表 5-5 に、2018 年、2019 年ともに通勤定期である利用者の定常的な変化を示す。

表 5-5 2018 年、2019 年ともに通勤定期利用だった人の利用頻度の変化

(単位：人)

		2019年					
		週5回以上	週4回程度	週3回程度	週2回程度	週1回程度	週1回未満
2018年	週5回以上	2,419	586	92	12	20	14
	週4回程度	627	999	375	63	19	19
	週3回程度	104	367	707	214	56	18
	週2回程度	26	48	153	284	234	61
	週1回程度	31	26	68	239	990	760
	週1回未満	18	18	24	74	718	1,624

利用頻度のカテゴリーのうち、比較的高い頻度を週 3 回以上、低い頻度を週 2 回以下と便宜的に区分すると、2018 年も 2019 年も高い頻度だったのは 6,276 人、2018 年には高い頻度だったが、2019 年には低い頻度に変化したのは 435 人、逆に 2018 年には低い頻度だったが、2019 年には高い頻度に変化したのは 412 人、2018 年も 2019 年も低い頻度だったのは 4,984 人であった。通勤定期の利用者で低い頻度のままだったという人を除いた 7,123 人について、その 88.1%にあたる人は比較的高い利用頻度のまま推移していること、一方で、6.11%にあたる人は比較的高い利用頻度から低い利用頻度へと、5.78%にあたる人は比較的低い利用頻度から高い利用頻度への、定常的な変化が起こっていることが分かる。

加えて、2018 年に「週 5 回以上」だった 3,143 人のうち、77.0%にあたる 2,419 人は、2019 年でも「週 5 回以上」であった。同様に、2018 年に「週 4 回程度」だった 2,102 人のうち、47.5%にあたる 999 人は、2019 年でも「週 4 回程度」であり、2018 年に「週 3 回程度」だった 1,466 人のうち、48.2%にあたる 707 人は、2019 年でも「週 3 回程度」であった。こうした定常的な変化に関する傾向としては、本章第 4 節での A 駅についての集計で述べたものと、大差はないといえる。

これらの事項から、次項で示す変化の弾性について、A 駅と同様に、継続的に習慣的な通

勤定期を利用する人の中で、一定の増減は認められるものの、COVID-19の流行のような大きなインパクトがなければ、多くの利用者は比較的高い利用頻度を保つこと、さらには利用頻度の程度も前年と同水準になりやすいことがいえる。

5.6.2. B 駅における性・年齢層別の利用頻度の弾性図

本章第4節で示した利用頻度の弾性図の考え方を基にして、性・年齢層別に、利用頻度の弾性図を図5-15から図5-26に描く。併せて、各々の性・年齢層で、どれだけの個人がどの領域にプロットされたかを表す集計結果を図5-27に示す。なお、A駅での図と同様に、2020年には急激に減少した利用頻度が、2021年には2019年と同水準まで戻るような場合も表示できるよう、図5-15から図5-26の縦軸については、対数軸にて表示している。加えて、A駅と同じ基準で比較するため、3年間で利用頻度があまり変化し続かなかった人に関する領域Vの閾値は、 $(E_1 - 1)^2 + (E_2 - 1)^2 < 0.15^2$ のままとする。

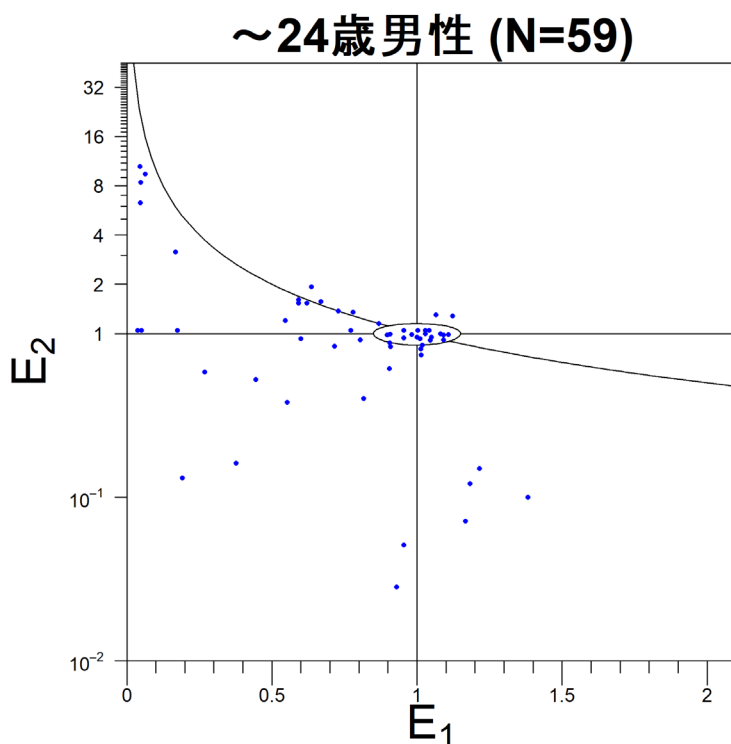


図 5-15 B 駅における 24 歳以下・男性の利用頻度の弾性図

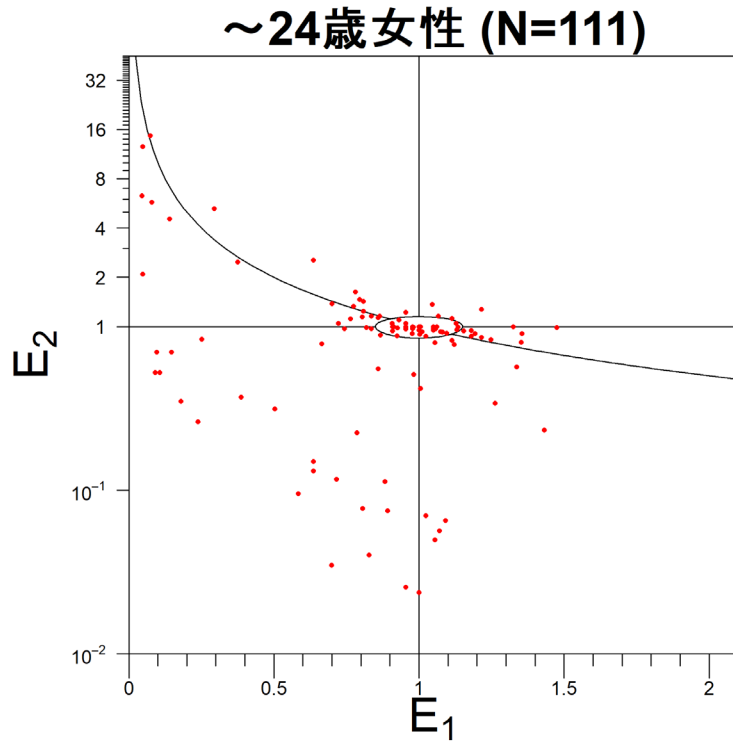


図 5-16 B 駅における 24 歳以下・女性の利用頻度の弾性図

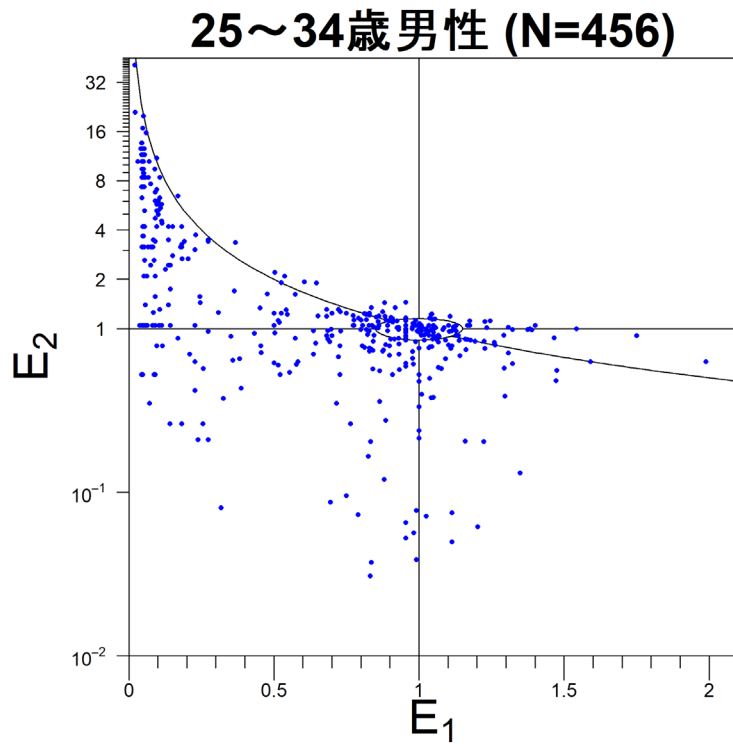


図 5-17 B 駅における 25~34 歳・男性の利用頻度の弾性図

25～34歳女性 (N=587)

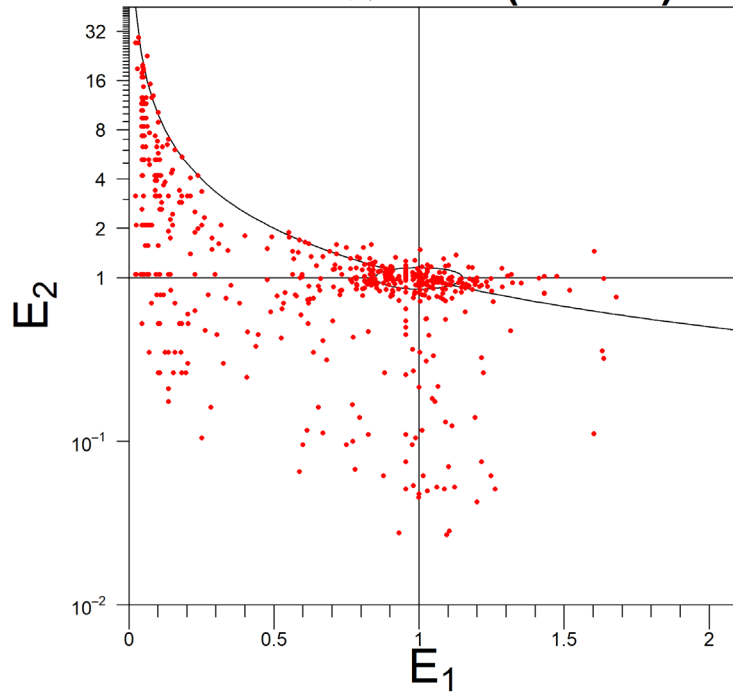


図 5-18 B 駅における 25～34 歳・女性の利用頻度の弾性図

35～44歳男性 (N=825)

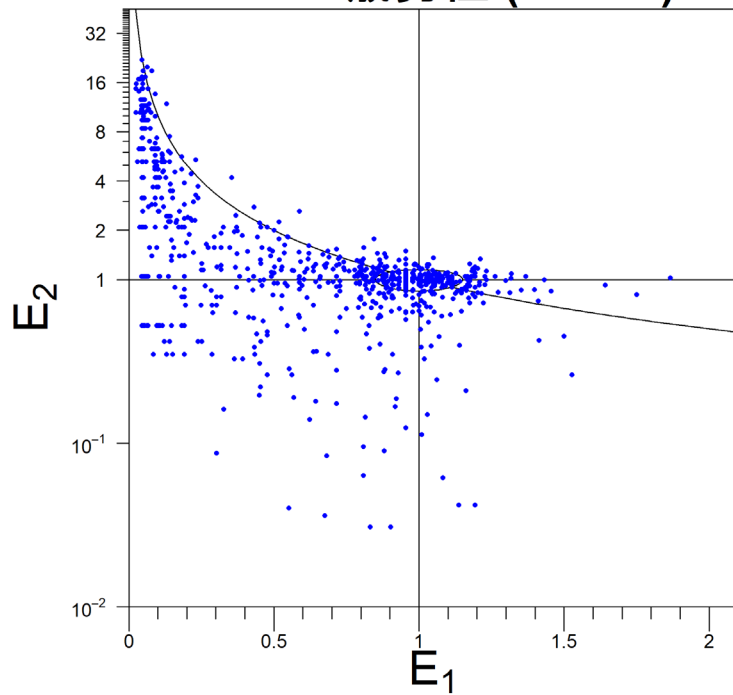


図 5-19 B 駅における 35～44 歳・男性の利用頻度の弾性図

35～44歳女性 (N=956)

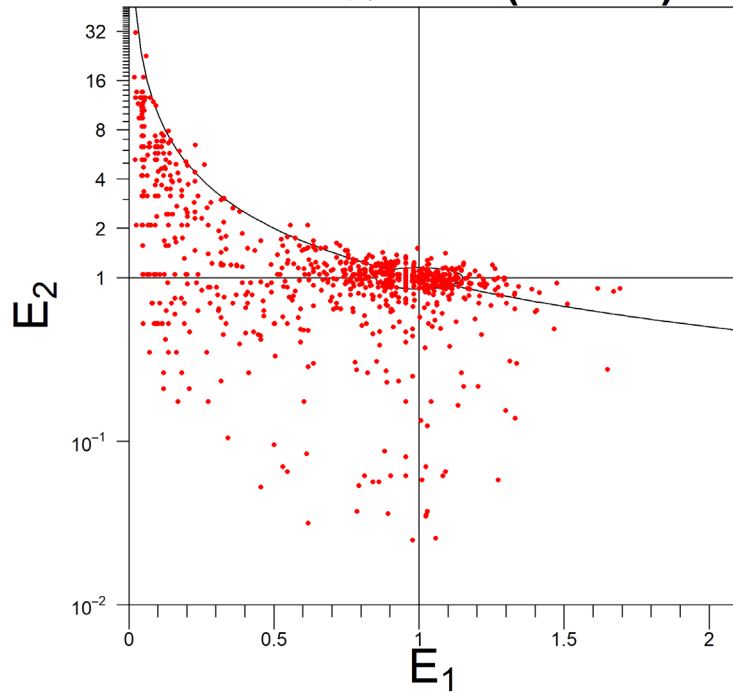


図 5-20 B 駅における 35～44 歳・女性の利用頻度の弾性図

45～54歳男性 (N=875)

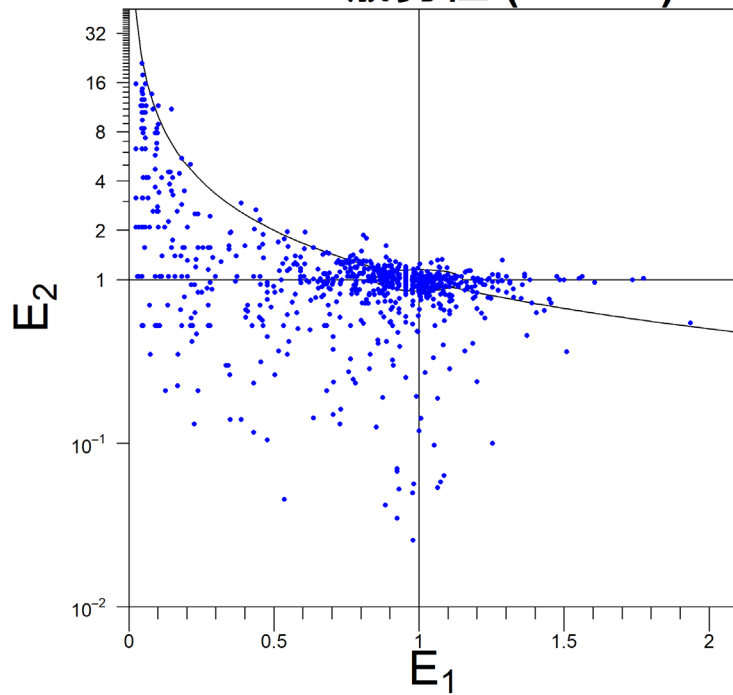


図 5-21 B 駅における 45～54 歳・男性の利用頻度の弾性図

45～54歳女性 (N=969)

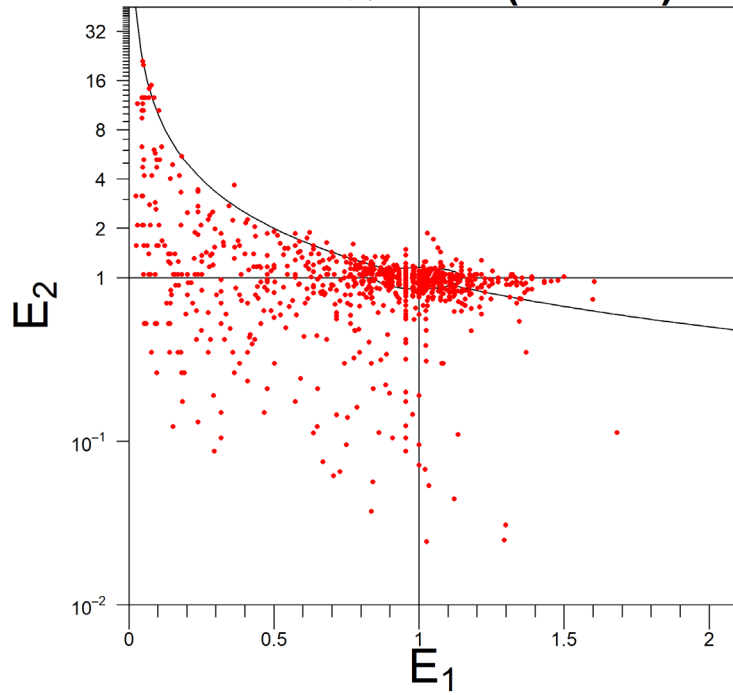


図 5-22 B 駅における 45～54 歳・女性の利用頻度の弾性図

55～64歳男性 (N=528)

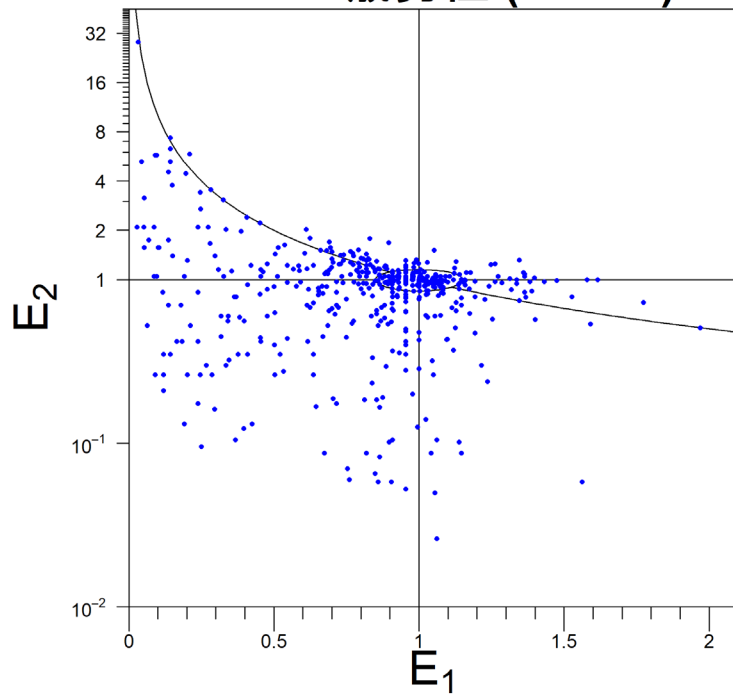


図 5-23 B 駅における 55～64 歳・男性の利用頻度の弾性図

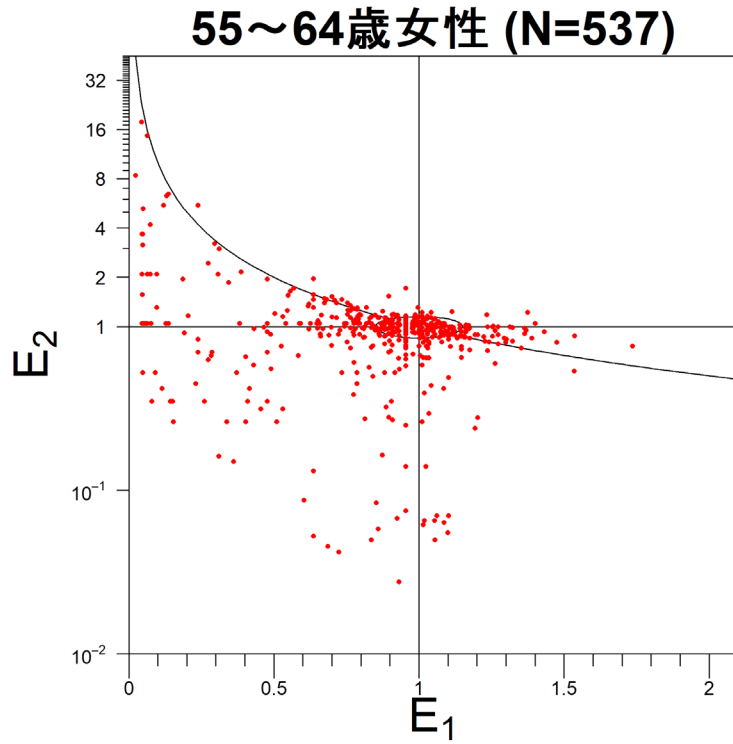


図 5-24 B 駅における 55～64 歳・女性の利用頻度の弾性図

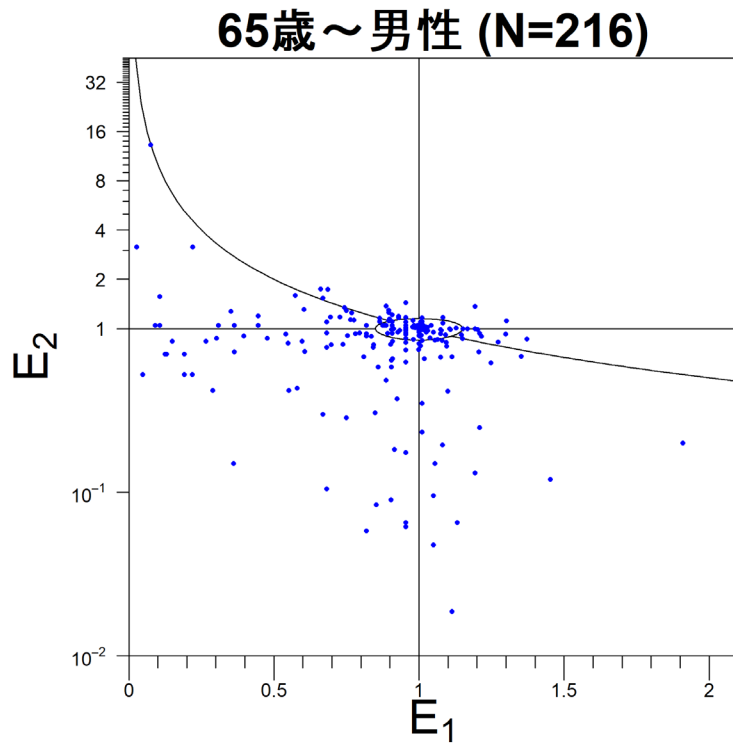


図 5-25 B 駅における 65 歳以上・男性の利用頻度の弾性図

65歳～女性 (N=157)

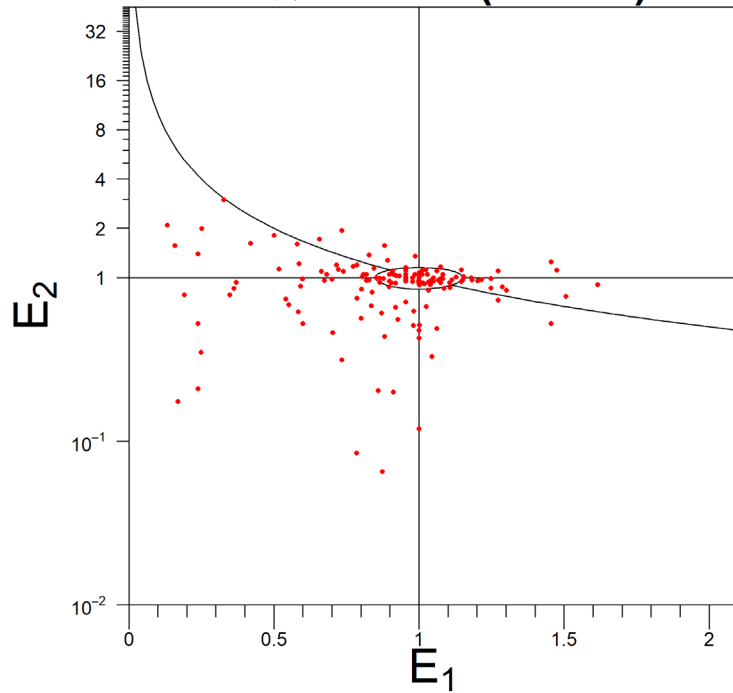


図 5-26 B 駅における 65 歳以上・女性の利用頻度の弾性図

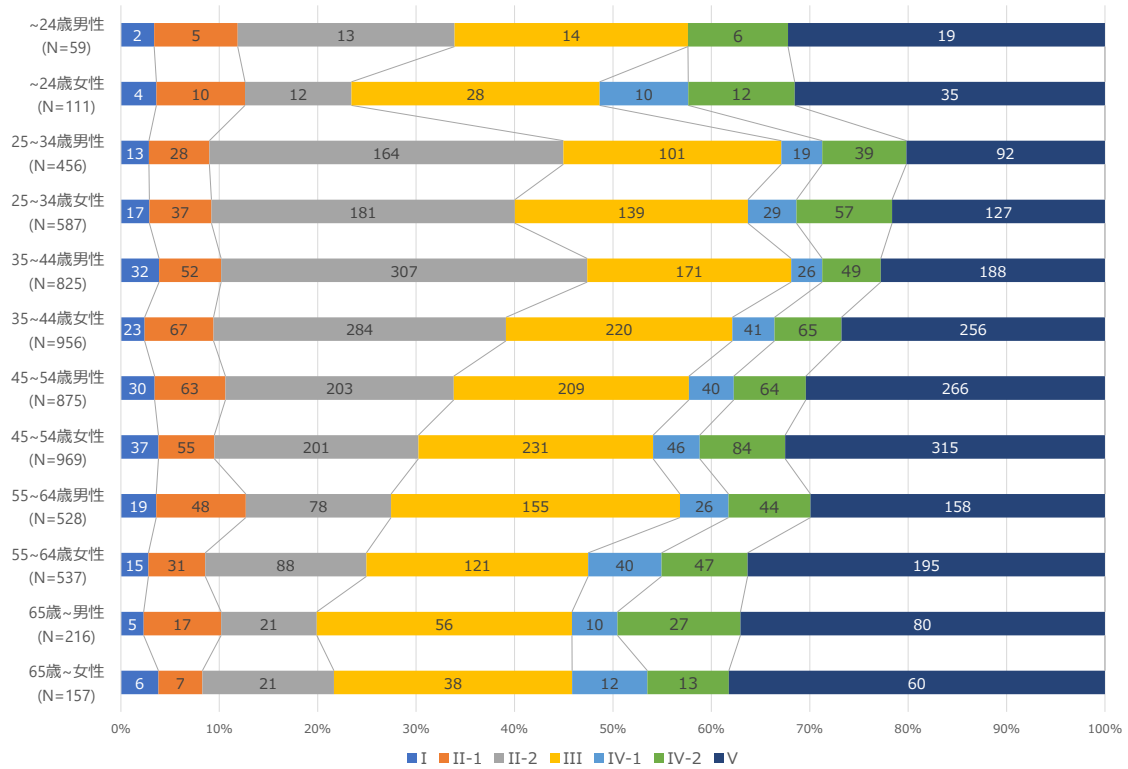


図 5-27 B 駅における性・年齢層別の各領域への分布

まず、全ての分析対象者について、領域Ⅰや領域Ⅱ-1、領域Ⅳ-1といった、最終的には利用頻度が増加した人は、922人であった。さらに、このうち2020年に減少した量以上に2021年には増加して戻った、いわば利用のV字回復が起こった「弾力的」な人は、領域Ⅱ-1の420人であった。

一方で、領域Ⅱ-2や領域Ⅲ、領域Ⅳ-2といった、最終的には利用頻度が減少した人は、3,563人であった。さらに、このうち2020年に減少した量ほど2021年には増加せずに戻らなかった、いわば利用が回復しきらない「塑性的」な人は、領域Ⅱ-2の1,573人であった。また、2020年も2021年も減少し続けて戻らなかった、いわば利用が全く回復しない「非常に塑性的」な人は、領域Ⅲの1,483人であった。

そして、領域Ⅴの、COVID-19の流行という社会的インパクトがある中でも、利用頻度がそれほど変化しなかった人は、1,791人であった。

前項で示した定常的な変化も鑑みて、この結果を考察すると、定常的には半数以上の人たちは同程度の利用頻度を維持していたのに対し、3年とも利用頻度があまり変わらずに維持していたのは、サンプルのおよそ3割に留まった。また、大なり小なり利用頻度が減少した人は多くなっており、とりわけ塑性的に利用が変化していた人は半数弱を占めた。これらの値は、本章第4節で述べたA駅での傾向とおおよそ一致しており、経年的な利用の変化に関しての全体的な傾向としては、駅間での差異は大きくないものと考えられる。

しかし、図5-27において、年齢層ごとに分布の割合に着目すると、25～44歳の年齢層で占める領域Ⅱ-2の割合が、他の年齢層で占める割合よりも比較的大きく、反対に領域Ⅴの割合が、他の年齢層で占める割合よりも小さいことが見て取れる。さらには、55歳以上の年齢層で占める領域Ⅱ-2の割合が、他の年齢層で占める割合よりも比較的小さく、反対に領域Ⅴの割合が、他の年齢層で占める割合よりも大きいことが見て取れる。すなわち、前者のような年齢層では、他の年齢層に比べて「塑性的」な利用の変化が起こりやすかった一方で、後者のような年齢層では逆に、他の年齢層に比べて利用頻度がそれほど変化しにくかったことが分かる。この点でA駅とは異なる利用の変化の傾向であり、利用者全体のみに着目して利用の変化を捉えようとしても捉えきれない、鉄道利用に関する異質性であるといえる。

このような特徴的な差異がみられた考察としては、B駅の周辺に所在している巨大IT企業の存在が大きいものと考えられる。この企業では、1万人規模の就業者が、B駅周辺の高層オフィスで働いている。そのような駅の周辺環境にあつて、COVID-19の流行により、就業者に対して完全なテレワークが推奨されたこと、しかしながら、管理職をはじめとして、職務上の立場や出社の必要性が年齢層の違いによって存在することが、B駅における鉄道利用の変化の傾向を生み出した可能性であると考えられる。但し、こうした駅ごとの傾向の違いが何故生じたのかの詳細を正確に描写するには、改札通過データのみでは難しい部分であり、同時に改札通過データの特性としての限界であるといえる。

5.7. 小括

本章では、第3章や第4章と比べて用いるデータを時空間的に拡張し、複数の駅における4年分のデータを用いることとし、鉄道駅の利用頻度がどのようなパターンでどの程度の人に変化したのかという、利用頻度の経年的な変化に着目した。すなわち、COVID-19の流行を契機とした人々の交通行動の変化について、複数時点での改札通過データから得られる鉄道の利用頻度が、あまり変化しなかった、変化した中でも元に戻った、あるいは戻らなかったという個人ごとの経年的な変化を分類し、その変化は多様で異質なものであることを明らかにすることを、本章での目的とした。

まず、A駅において、習慣的な鉄道利用をしていると考えられる、2018年も2019年も一定回数以上平日に通勤定期利用だった8,037人に着目し、利用頻度の弾性図を用いて、以下の事項を明らかにした。

- 2019年に比べて2021年の利用頻度が増加したのは1,104人で、このうち2020年での減少量以上に2021年には増加して戻った「弾性的」な人は、456人であったこと。
- 対象サンプルのおよそ半数に当たる4,356人の利用頻度が、2019年に比べて2021年は減少しており、このうち2020年での減少量ほど2021年には増加せずに戻らなかった「塑性的」な人は1,438人、2020年も2021年も減少し続けて戻らなかった「非常に塑性的」な人は2,196人であったこと。
- COVID-19の流行という社会的インパクトがある中でも、対象サンプルの3割程度にあたる2,577人は、利用頻度がそれほど変化していなかったこと。

同様に、B駅においても6,276人に着目し、以下の事項を明らかにした。

- 2019年に比べて2021年の利用頻度が増加したのは992人で、このうち「弾性的」な人は420人であったこと。
- 対象サンプルのおよそ半数に当たる3,563人の利用頻度が、2019年に比べて2021年は減少しており、このうち「塑性的」な人は1,573人、「非常に塑性的」な人は1,483人であったこと。
- COVID-19の流行がある中でも、対象サンプルの3割程度にあたる1,791人は、利用頻度がそれほど変化していなかったこと。

これらの事項より、一般に今後も平均して8~9割の利用に留まり、利用が完全に戻らないといわれているものの、個人ごとの利用頻度に着目すれば、利用頻度の経年的な変化の内訳は人それぞれであったことが分かった。加えて、A駅、B駅とも、利用者全体に着目したときの経年的な変化は、同様の傾向にあったといえるが、殊にB駅においては、年齢層別に着目したときに、変化の仕方に顕著な差異が確認された。こうした点が交通行動の異質性や多様性であると同時に、利用者数の平均的な変化だけを見ては、分からない部分であり、それを可視化し明示した点が、本章での意義である。そして、この分析の持つ意味としては、以下の点が挙げられる。

- 実行動に基づくデータにより、利用の回復の程度を可視化したこと。

とりわけ、我が国では 2023 年 5 月 8 日から、COVID-19 の感染症法での位置付けが 5 類に移行されたこともあり、利用頻度の戻る人が増えると考えられる一方で、生活様式の変化から不可逆的に戻らない人も、一定数いるものと考えられる。したがって、例えば、前者の人に対しては、需要の回復に対応した柔軟な輸送計画の策定や交通ネットワークの強化による移動の円滑化などの取り組みを、後者の人に対しては、通勤目的以外の近距離利用の促進やそれと関連して様々な交通手段との連携など、移動自体を増やしてもらう施策の取り組みを行うことで、本章での知見を活かした都市交通計画が、まちのにぎわいや価値の面的な向上に寄与できよう。

6. 就業者の多様な移動需要の実態とその影響要因に関する分析

6.1. 概説

第3章から第5章までは、ビッグデータの一つである改札通過データを用いて、分析を行った。それにより、改札を通過したという個人ごとの大量で正確なカウントを基に、COVID-19の流行を契機とした変化について捉えてきたが、データの性質上、個人に関する情報には限界があり、何故そのような変化が生じたのかという要因まで言及することは困難であった。このように、客観的な事実としての結果の把握や現象の描写は大いにできても、個人の主観的な意識や多様な事情までを把握できない点は、改札通過データを用いた分析の限界である。

そこで本章では、これまでの章での分析を補完する形で、鉄道や路線バスといった公共交通の利用頻度の変化の要因を、Webアンケート調査の結果に基づいて明らかにする。具体的には、都市交通の中でも、鉄道や路線バスにおけるCOVID-19を境とした需要の変化として、比較的長い距離のトリップを行っていた東京都市圏の就業者の通勤需要を取り上げる。そして、個人属性や職業の状態といった客観的な事実以外にも、個人の意向ならびに企業規範や働き方といった事項も変数に用いた上で、公共交通の利用の変化に関する因果関係を明らかにすることを目的とする。

これを達成することにより、第3章から第5章までの分析を個人について深度化できることが期待され、今後の通勤需要の推計や定期券に関する施策を行うための知見を得られるという点に、意義があるものと考えられる。

6.2. 使用データ

6.2.1. Webアンケート調査の概要

はじめに、本章で扱うWebアンケート調査の概要を表6-1に整理する。前節までの分析との連続性を考慮、すなわち都市鉄道における通勤需要の詳細を把握する点から、その典型的な移動事例として、都心部と郊外部の間での公共交通の利用の変化とその要因を捉える。そこで、実施したWebアンケート調査では、東京都心部と、そこから多くの鉄道路線によって結ばれている神奈川県内の特別市との間の通勤需要を具体的に扱うこととし、横浜市、川崎市、相模原市に在住し、かつ表6-1に示す条件に合致する人を調査対象とした。

なお、このエリア設定に関しては、利用者数の減少が著しいとされる、都心へ向かう典型的な郊外居住者層の就業者¹⁹⁾に着目することを念頭に置いている。加えて、こうした利用距離帯のトリップの変化は、短距離利用と比べて、鉄道や路線バスの経営に一定の影響を及ぼすものと考えられるためである。

表 6-1 調査概要

実施方法	Webアンケート調査（株式会社クロス・マーケティング）
調査期間	2023年10月23日～30日
調査エリア	神奈川県内の特別市（横浜市，川崎市，相模原市）
対象者	<ul style="list-style-type: none"> ・25～64歳の男女. ・東京都心5区（千代田区・中央区・港区・新宿区・渋谷区）に勤務する人. ・COVID-19流行前から現在まで転居や転職，転勤の無い人. ・COVID-19の流行前に，通勤時の交通手段に鉄道やバスを利用していた人.
サンプル数	1,500人
設問数	46問（スクリーニング14問，本調査32問）

次に，Web アンケートの主な調査項目を表 6-2 に整理する．調査内容は，従来の交通行動の調査や分析で多く用いられている，オーソドックスで客観的な調査項目として，年齢や自動車保有台数，世帯構成などを問うた個人属性，職業・業種や会社の規模を問うた職業状態を始めに設けている．なお，表 6-2 で塗りつぶしをしている調査項目は，表 6-1 に示す条件に合致する人を抽出するための，スクリーニングに用いる項目でもある．

これに加えて，本研究におけるユニークな項目として，多時点での変化に着目し，問うている．具体的には，COVID-19 流行前としての 2019 年 10 月頃，コロナ禍中としての 2021 年 8～10 月頃（東京オリンピックの開催や政府から 4 回目の緊急事態宣言が発出されていたとき），現在としての 2023 年 10 月という 3 時点である．そして，その各々に関して，通勤行動や鉄道・路線バスの利用頻度，利用券種などといった変化を問うている他，COVID-19 流行後の 2 時点に関して，個人の意向，あるいは企業規範や働き方といった変化も問うている．個人の意向および企業規範や働き方に関する質問に対しては，「あてはまる」，「ややあてはまる」，「どちらともいえない」，「ややあてはまらない」，「あてはまらない」という 5 段階のカテゴリー尺度によって回答してもらっている．

表 6-2 主な調査項目

分類	調査項目	選択肢
個人属性	性別	男性, 女性
	年齢	—
	居住地	横浜市18区, 川崎市7区, 相模原市3区, それ以外
	勤務地	東京都心5区(千代田区, 中央区, 港区, 新宿区, 渋谷区), それ以外
	COVID-19流行前の通勤時の交通手段	鉄道, バス, 自家用車, バイク, 自転車, 徒歩, その他
	COVID-19流行前から現在までに以下の出来事があったか	転居, 転職, 転勤, あてはまらない
	世帯構成員人数	—
	住居	持ち家, 賃貸, 一戸建て, 集合住宅
	同居者の詳細(複数回答可)	独居, 小学生未満, 小学生, 中学生, 高校生, 大学・短大・大学院・専門学校(浪人含む), 配偶者, 自身や配偶者の親, 自身や配偶者の祖父母, 学生以外の親族, 知人・友人・恋人, その他
	自動車保有台数	—
世帯収入	200万円未満, 200~399万円, 400~599万円, 600~999万円, 1,000~1,499万円, 1,500万円以上, 不明・答えたくない	
職業状態	職業	会社勤務(一般社員, 管理職, 経営者・役員), 公務員・教職員・非営利団体職員(一般職員, 管理職), 派遣・契約社員, 自営業, SOHO, 農林漁業, 専門職(弁護士・税理士等・医療関連), それ以外
	会社の規模	50人未満, 50~99人, 100~299人, 300~499人, 500~999人, 1,000人以上
	業種	農業・林業, 漁業, 工業・採石業・砂利採取, 建設業, 製造業, 電気・ガス・熱供給・水道業, 情報通信業, 運輸業・郵便業, 卸売業・小売業, 金融業・保険業, 不動産業・物品賃貸業, 学術研究・専門・技術サービス業, 宿泊業・飲食サービス業, 生活関連サービス業・娯楽業, 教育・学習支援業, 医療・福祉, 複合サービス事業, サービス業(他に分類されないもの), 公務(他に分類されるものを除く), その他の産業
3時点での変化	通勤行動の頻度	週5日以上, 週3~4回程度, 週1~2回程度, 月1~2回程度, 月1回未満, 全くない
	テレワークの頻度	
	鉄道, バスの利用頻度	
	自家用車の利用頻度	
	通勤手当	
利用券種	定期, 非定期, その他	
コロナ禍中の個人の意向	出社するよりもむしろ, 可能な限りテレワークを行いたかった。 通勤目的で, 公共交通(鉄道やバス)を利用することに不安に感じた。 買い物や通院, 飲食などの用事について, 通勤の途中で寄り道して行くことを控えたいと思っていた。	5件法 (あてはまる, ややあてはまる, どちらともいえない, あまりあてはまらない, あてはまらない)
	買い物や通院, 飲食などの用事について, なるべく居住の区内で済ませたいと思っていた。 居住の区内での移動では, 公共交通よりも自家用車の利用の方が好ましいと思っていた。	
	出社するよりもむしろ, 可能な限りテレワークを行いたい。 通勤目的で, 公共交通(鉄道やバス)を利用することに感じる。 買い物や通院, 飲食などの用事について, 通勤の途中で寄り道して行くことを控えたいと思っている。 買い物や通院, 飲食などの用事について, なるべく居住の区内で済ませたいと思っている。 居住の区内での移動では, 公共交通よりも自家用車の利用の方が好ましいと思っている。	
テレワークが推奨されることよりも, 出社することの方が求められていた。 COVID-19の感染状況によって, 出社かテレワークかを柔軟に選択できる状況だった。 事務処理や対面での会議など, 出社しなければ行えない業務が多かった。 出社する場合には, 時差通勤が強く推奨されていた。		
テレワークが推奨されることよりも, 出社することの方が求められている。 COVID-19の感染状況によって, 出社かテレワークかを柔軟に選択できる状況である。 事務処理や対面での会議など, 出社しなければ行えない業務が多い。 出社する場合には, 時差通勤が強く推奨されている。		

※時点について, COVID-19流行前=2019年10月頃, コロナ禍中=2021年8~10月頃=東京オリンピックの頃=4回目の緊急事態宣言が発表, 現在=2023年10月とする。

6.2.2. 個人属性に関する集計

本項では, Web アンケート調査の回答者の個人属性を整理し, 調査データの個人属性における特性について言及する。まず, 図 6-1 に回答者の性・年齢層の割合を示す。これより, 「45~54 歳・男性」と「55~64 歳・男性」という層が概ね半分を占めていることが分かる。この偏りについて, 調査会社の担当者に問い合わせたところ, Web アンケート調査の特性として, 配信母数と協力率の違いが要因として挙げられた。曰く, 一般的に 20 代や 30 代といった若年層は母数が少なく, アンケート配信数に対して協力してくれる人の割合も低いため, 若年層ほど回収数が少なくなる傾向にあるといい, 都市部では特にこの傾向が顕著だと

いう。また、スクリーニングを含めた回答数から、前項で述べた調査対象に合致しなかった人が多数はじかれたことも挙げられ、神奈川県内の特別市に住み、かつ東京都心5区に勤務する人が少なかったこと、COVID-19 流行後に転居や転職、転勤をしたこと、そもそもCOVID-19 流行以前には就職していなかったことが、若年層の状況として考えられる。したがって、本章での解釈として、集計や分析での結果は東京都市圏ひいてはわが国における公共交通利用の通勤需要の一般性を表すものではなく、COVID-19 の流行を契機とした都心部と郊外部の通勤需要の変化について、神奈川県内特別市と東京都心5区という中距離のケーススタディとしての特性が強い点には、留意が必要であるといえる。

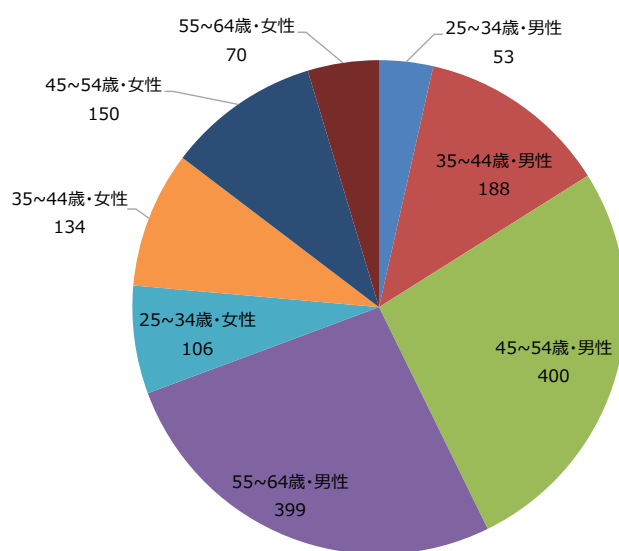


図 6-1 性・年齢層の割合

次に、アンケート回答者の居住地と勤務地について、その組み合わせを表 6-3 に、また、居住地ベースで勤務地の割合を地図上に掲載したものを図 6-2 にそれぞれ示す。表 6-3 から、回答者の居住地として、横浜市港北区や同市青葉区、川崎市中原区が多い一方で、横浜市金沢区や同市栄区、同市瀬谷区、相模原市緑区が少ないこと、回答者の勤務地として、千代田区や港区が他の3区に比べて多いことが分かる。加えて、図 6-2 からは、回答者は比較的東京都心に近い区の居住者が多いこと、多少の大小はあるものの、どの市区においても勤務地の割合に極端な偏りはみられないことが分かる。

表 6-3 居住地と勤務地の組み合わせ

居住地	勤務地					計
	東京都千代田区	東京都中央区	東京都港区	東京都新宿区	東京都渋谷区	
横浜市鶴見区	19	12	27	9	4	71
横浜市神奈川区	16	13	17	8	15	69
横浜市西区	16	9	14	5	4	48
横浜市中区	14	6	13	5	5	43
横浜市南区	13	10	13	5	6	47
横浜市港南区	13	5	19	2	4	43
横浜市保土ヶ谷区	10	9	13	6	1	39
横浜市旭区	11	8	10	7	5	41
横浜市磯子区	10	4	15	1	2	32
横浜市金沢区	3	4	4	3	1	15
横浜市港北区	33	14	36	11	25	119
横浜市緑区	18	4	9	4	6	41
横浜市青葉区	45	26	28	14	18	131
横浜市都筑区	19	6	16	1	5	47
横浜市戸塚区	19	27	24	7	8	85
横浜市栄区	4	5	4	2	1	16
横浜市泉区	7	2	9	2	4	24
横浜市瀬谷区	3	0	4	1	0	8
川崎市川崎区	13	8	19	3	7	50
川崎市幸区	14	6	21	4	5	50
川崎市中原区	29	15	40	15	13	112
川崎市高津区	29	9	20	10	13	81
川崎市宮前区	17	11	17	12	12	69
川崎市多摩区	13	11	17	16	13	70
川崎市麻生区	12	15	10	15	10	62
相模原市緑区	2	0	5	4	3	14
相模原市中央区	6	1	6	6	7	26
相模原市南区	12	7	11	14	3	47
計	420	247	441	192	200	1500

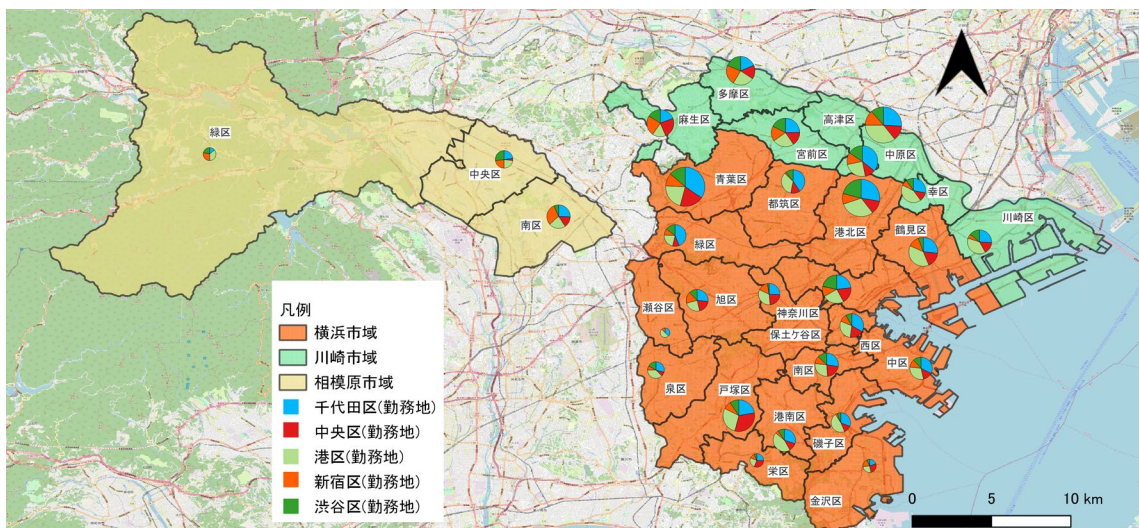


図 6-2 居住地別の勤務地の割合

最後に、その他の個人属性を列挙する。図 6-3 は、世帯構成員人数の度数分布と累積割合を示した図である。これより、1人世帯、すなわち独居の世帯が 340 人、22.7%の割合を占め、2人世帯、3人世帯がそれよりやや多い数値となっている。また、4人世帯までで累積割合が 95%を超えていることも、回答者の特徴であるといえる。

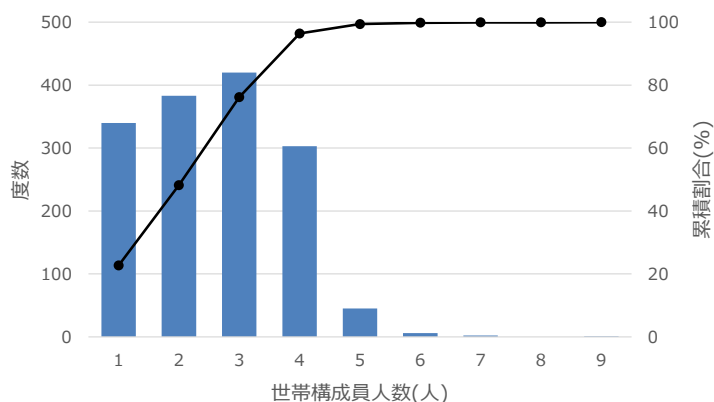


図 6-3 世帯構成員人数の度数分布と累積割合

図 6-4 は、主な世帯構成の度数分布と世帯構成員人数の関係を示したものである。図 6-3 における 2人世帯は 383 人であったが、この集計より、そのうちの 77.5%に当たる 297 人は回答者と配偶者から成る世帯であった。また、核家族の一つの形としての回答者、配偶者、その子供である学生から成る世帯をピックアップすると、395 人のうち 48.1%に当たる 190 人は 3人世帯、45.3%に当たる 179 人は 4人世帯であった。さらには、比較的高齢の家族がいるか否かという点で、回答者自身や配偶者の親・祖父母がいるのは 223 人であり、その 48.9%に当たる 109 人が 3人世帯であった一方で、22.4%に当たる 50 人が 2人世帯であった。

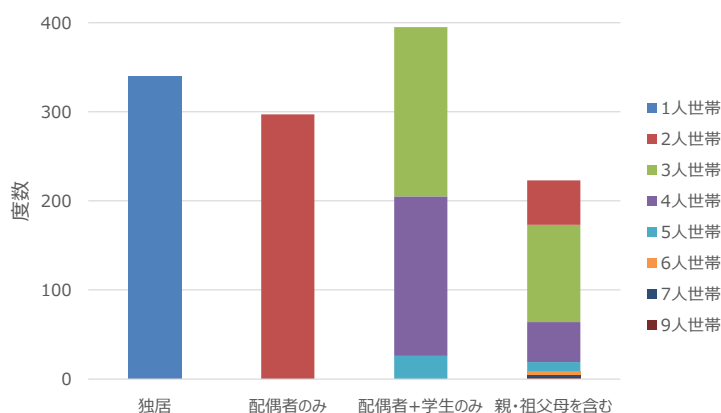


図 6-4 主な世帯構成の度数分布と世帯構成員人数の関係

図 6-5 は、住居の種類として、持ち家か賃貸か、一戸建てか集合住宅かの組み合わせの割合を示したものである。これより、持ち家か賃貸かという点では、回答者の過半数以上は持ち家に住んでいること、一戸建てか集合住宅かという点では、回答者の過半数以上は集合住宅に住んでいることが、特徴として挙げられる。

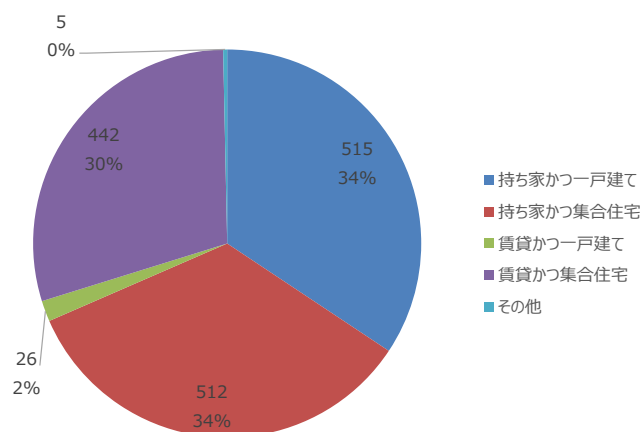


図 6-5 住居の種類割合

図 6-6 は、回答者の世帯年収の割合を示したものである。これより、「600～999 万円」の割合が最も多く、次いで「1,000～1,499 万円」の割合が多くなっている。但し、一定数「不明・答えたくない」の回答があった点については、分析に向けて留意すべき事項である。

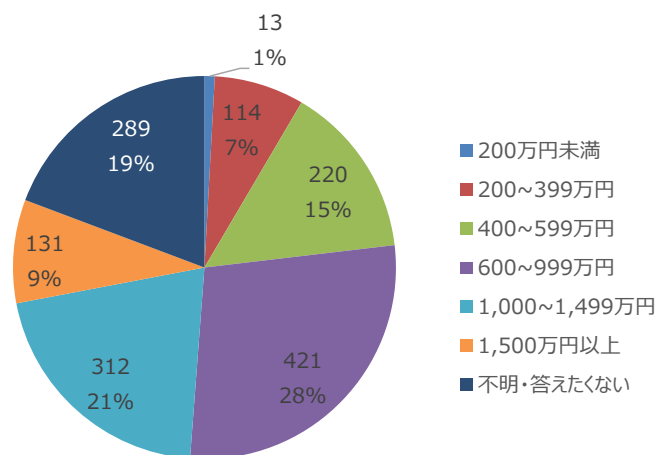


図 6-6 世帯年収の割合

6.2.3. 職業状態に関する集計

本項では、Web アンケート調査の回答者の職業状態を整理し、調査データの職業状態における特性について言及する。図 6-7 は、会社勤務か会社経営か、公務員や教職員か、一般職員か管理職かなどといった職業分類の割合である。これより、会社勤務かつ一般社員が回答者の半数以上を占め、次いで会社勤務かつ管理職が 4 分の 1 を占めていることが分かる。また、両者を合計した会社勤務自体の数値としては回答者の 8 割以上を占めており、勤務地が東京都心 5 区という、今回の Web アンケート調査の性質が表れているものと考えられる。

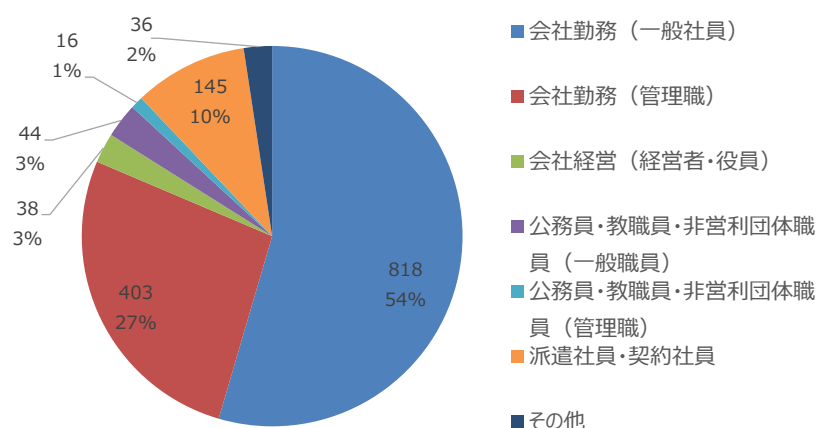


図 6-7 職業分類の割合

図 6-8 は、日本標準産業分類¹²⁸⁾による大分類の産業ごとに、回答者における従業者数と各産業の占める割合、および令和 3 年経済センサス-活動調査¹²⁹⁾のデータを基に作成した、都心 5 区における各産業の占める割合を示したものである。これより、回答者における従業者数に着目すると、製造業の従業者数が最も多く、次いで情報通信業、サービス業、金融業・保険業、卸売業・小売業の順に多くなっている。加えて、その内訳としてはいずれも千代田区や港区に多く、回答者の中でこの 2 区に勤務している人の割合は他の 3 区に比べて高いことが、データの特性として挙げられる。さらに、回答者における各産業の占める割合と、都心 5 区におけるそれに着目、比較すると、回答者では製造業や情報通信業に従事する人の割合が極端に高い一方で、サービス業や卸売業・小売業については従事する人の割合が低いことも、データの特性として挙げられる。

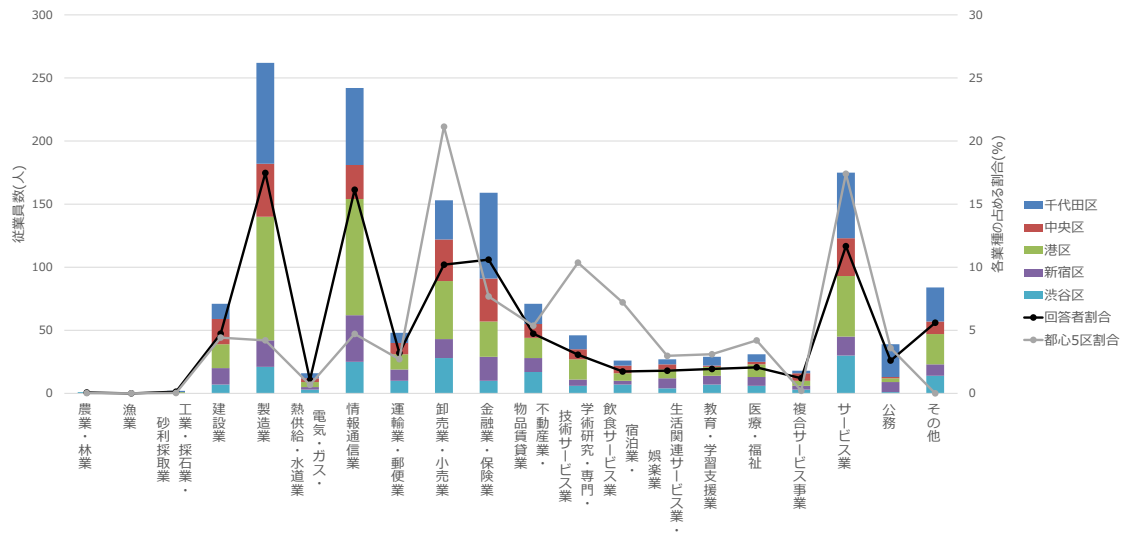


図 6-8 産業別の従業者数と各産業が占める割合（折れ線部は「令和3年経済センサス-活動調査」のデータ¹²⁹⁾を基に筆者作成）

図 6-9 は、勤務先の企業の規模を表すものとして、従業員数の割合を示したものである。企業規模に一律の定義は存在しないものの、例えば厚生労働省の賃金構造基本統計調査における企業規模の定義¹³⁰⁾では、全ての常用労働者の数が 1,000 人以上である企業を「大企業」としている。今回の調査では、おおよそそれに当てはまる 1,001 人以上という選択肢の占める割合が半数を占めており、回答者の半数近くが「大企業」に勤務していることが分かる。また、それ以外の 1,000 人以下の規模については、回答者に各カテゴリー間で極端な偏りは無いものと見受けられる。

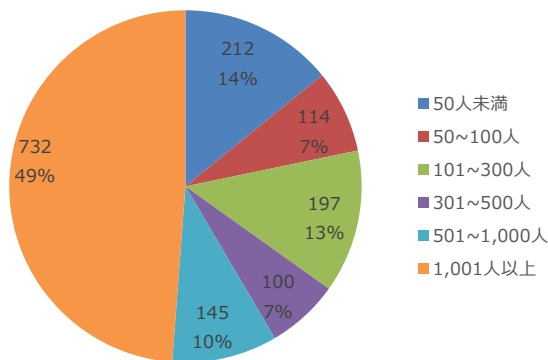


図 6-9 勤務先の企業の従業員数の割合

図 6-10 は、回答者の通勤時間の度数分布である。最も多かった回答のカテゴリーとして

は 60 分台であり，全ての回答者の 3 分の 1 以上が該当した．次いで 70 分台，90 分台が多いという結果となった．東京都と神奈川県を結ぶ鉄道各線の所要時間や駅へのアクセス時間，駅からのイグレス時間を鑑みると，この数値は概ね妥当であるものと考えられる．但し，Rietveld¹³¹⁾や Sato and Maruyama¹³²⁾をはじめ，交通行動調査における誤差として存在が確認されている時間の丸め誤差が，この結果にも反映されていると考えられ，図 6-10 の赤く示した人がちょうど「60 分」という回答をしていた．これだけでも全ての回答者の 3 分の 1 近くを占める 477 人であり，真値との誤差やその分散は未知であるものの，多かれ少なかれ誤差を含んでいる数値であるという点については，留意が必要である．

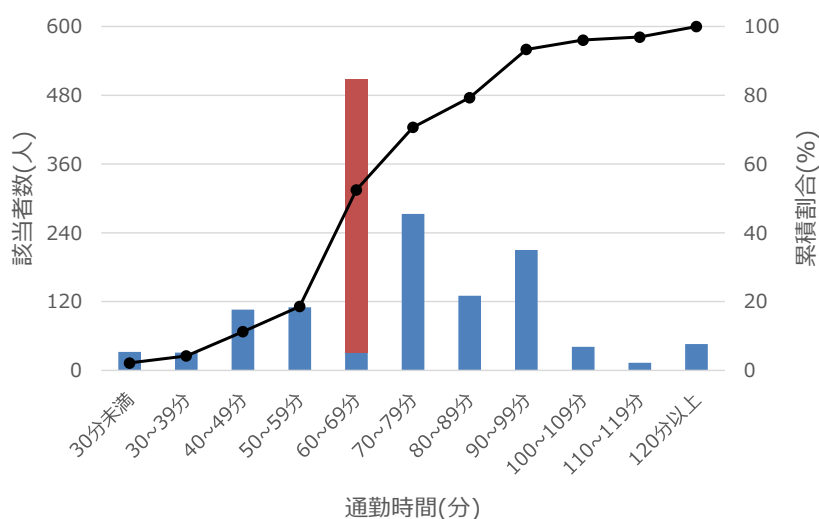


図 6-10 通勤時間の度数分布

6.2.4. 3 時点での変化に関する集計

本節第 1 項で述べたように，アンケート調査におけるいくつかの項目では，2019 年 10 月頃，2021 年 8~10 月頃，2023 年 10 月という 3 時点での情報を問うている．本項では，各時点での通勤頻度や鉄道・路線バスの利用頻度，通勤手当の有無，利用券種の区分をまとめる．

はじめに，図 6-11 から図 6-16 に，2019 年 10 月の通勤頻度ごとの 2021 年 8~10 月頃の通勤頻度および 2023 年 10 月の通勤頻度を整理する．2019 年 10 月の通勤頻度では，週 5 回以上であった人が，全ての回答者 1,500 人のうちの 84.9%を占めており，次点で週 3~4 回程度が 7.4%を占めている．また，それぞれの頻度のカテゴリーについて，それが 3 時点間で変わらない人がいずれも多いことも見て取れ，例えば図 6-11 において，2019 年 10 月頃に週 5 回以上の通勤頻度であった 1,272 人のうち，その 32.9%に当たる 419 人は，2021 年 8~10 月頃も 2023 年 10 月頃も週 5 回以上のままである．しかし，逆説的に捉えると，第 5 章で議論したような，通勤頻度が減り，さらに経年的にはそれが戻ったか戻らなかったかといった変動の方が多いともいえる．

そうした通勤頻度の経年的な変動についてより言及すると、例えば多くの回答者が該当する、図 6-11 の 2019 年 10 月頃の頻度が週 5 回以上だった回答者の通勤頻度の変化に着目すれば、3 時点で継続的に週 5 回以上の通勤頻度を維持した、いわばそれほど変化しなかった人は、419 人である。そして、2021 年 8～10 月頃には週 3～4 回程度以下まで通勤頻度が下がったものの、いわば通勤頻度の V 字回復が起こった弾力的な人は、275 人である。さらには、2021 年 8～10 月頃には週 3～4 回程度以下まで通勤頻度が下がり、2023 年 10 月には戻らなかった、いわば利用が回復しない塑性的な人は、560 人である。

なお、COVID-19 の流行前ですら通勤頻度が全くないと回答したのが 56 人おり、その多くは継続的に通勤頻度が全くないと、図 6-16 から解釈できる。この回答者について年齢や業種を集計しても、特段の傾向はみられなかったことから、以前から多様な働き方を推進していた可能性が考えられるが、アンケート調査においては詳細を問うておらず、正確な事実是不明である。

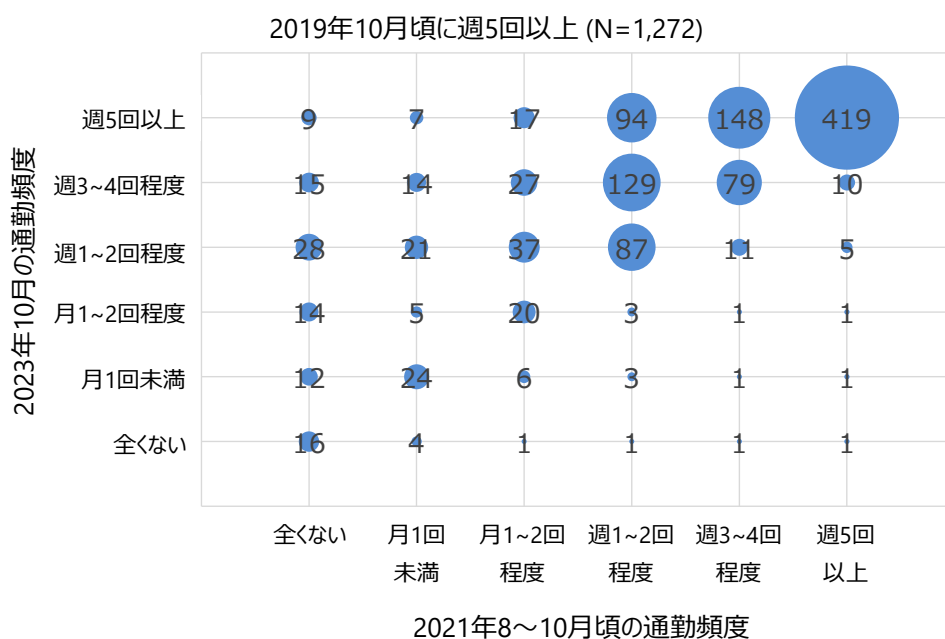


図 6-11 2019 年 10 月頃の頻度が週 5 回以上だった回答者の通勤頻度の変化

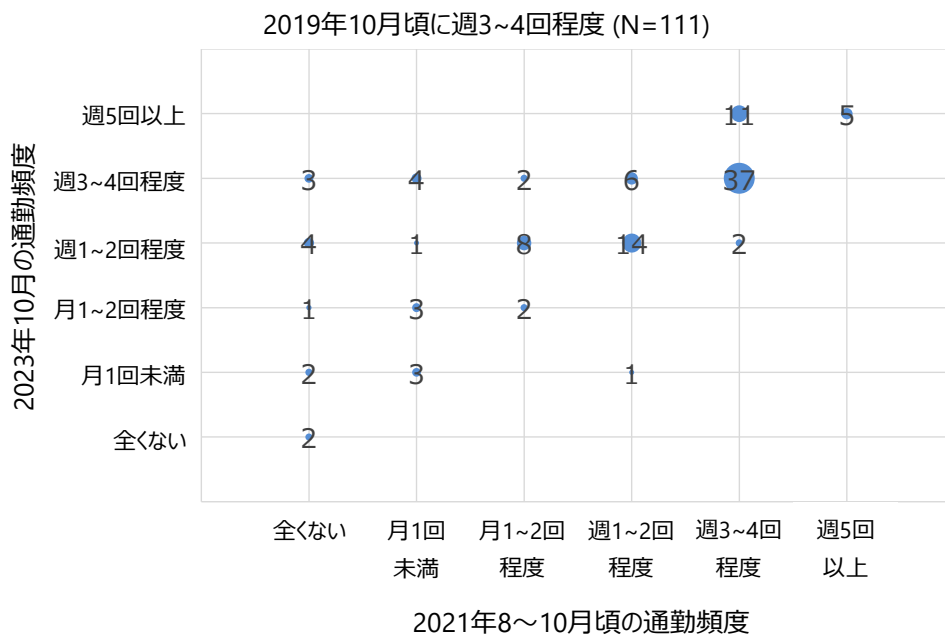


図 6-12 2019年10月頃の頻度が週3~4回程度だった回答者の通勤頻度の変化

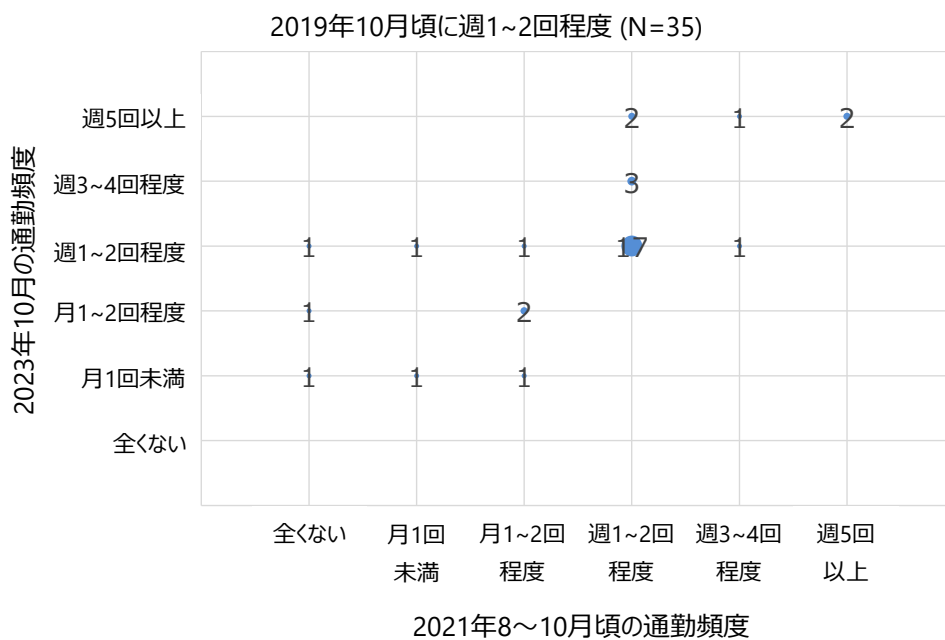


図 6-13 2019年10月頃の頻度が週1~2回程度だった回答者の通勤頻度の変化

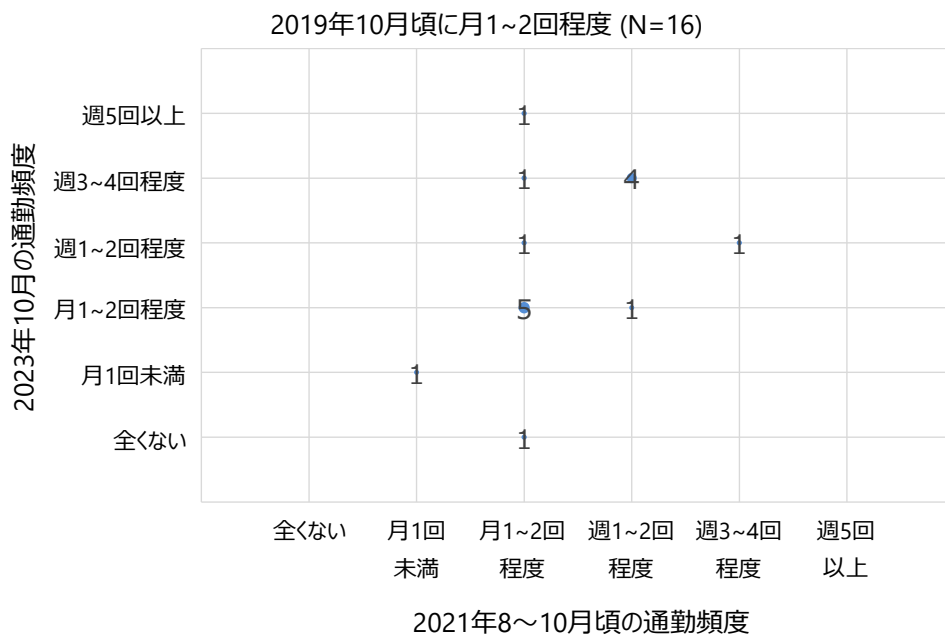


図 6-14 2019年10月頃の頻度が月1~2回程度だった回答者の通勤頻度の変化

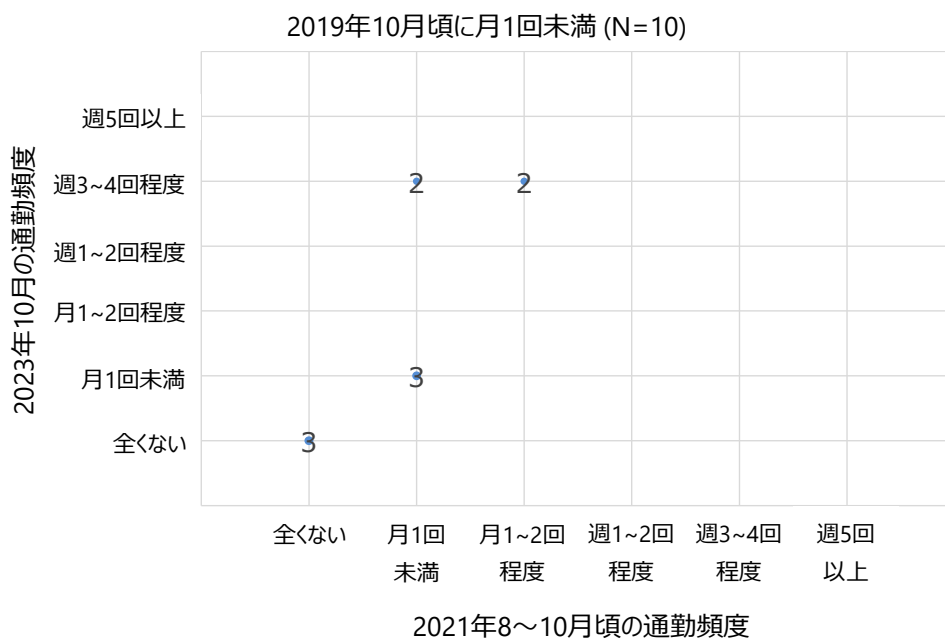


図 6-15 2019年10月頃の頻度が月1回未満だった回答者の通勤頻度の変化

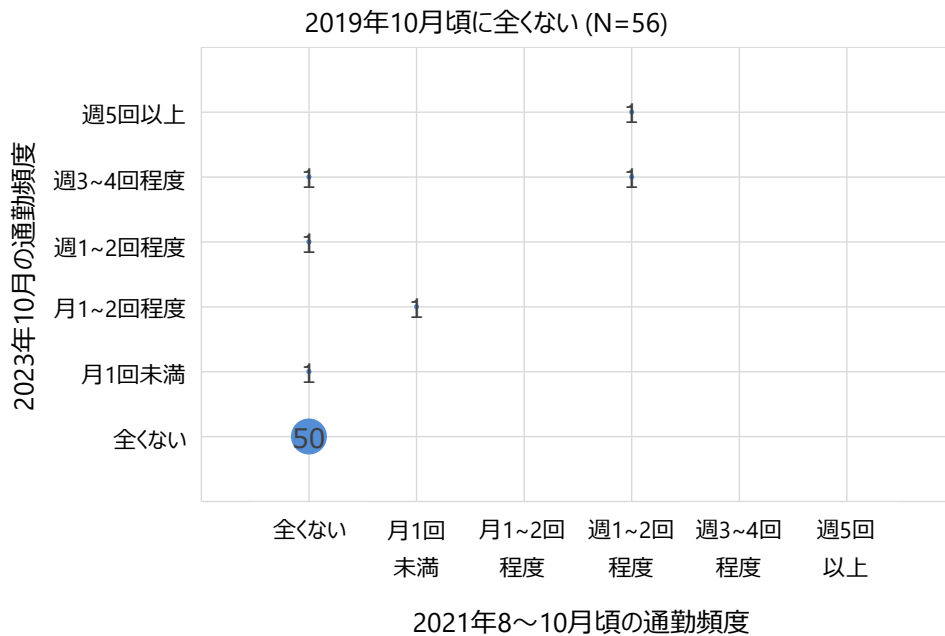


図 6-16 2019年10月頃の頻度が全くなかった回答者の通勤頻度の変化

次に、通勤目的での鉄道や路線バスの利用頻度について、図 6-17 から図 6-22 に、2019 年 10 月の利用頻度ごとの 2021 年 8~10 月頃の利用頻度および 2023 年 10 月の利用頻度を整理する。図 6-11 から図 6-16 と比較すると、通勤頻度の変化と同様の変化の傾向にあることが窺える。具体的には、2019 年 10 月に鉄道や路線バスの利用頻度では、週 5 回以上であった人が、全ての回答者 1,500 人のうちの 80.3%を占めており、次点で週 3~4 回程度が 6.7%を占めている。また、それぞれの頻度のカテゴリーについても、それが 3 時点間で変わらない人がいずれも多いことも見て取れ、例えば図 6-17 において、2019 年 10 月頃に週 5 回以上の通勤頻度であった 1,204 人のうち、その 33.3%に当たる 401 人は、2021 年 8~10 月頃も 2023 年 10 月頃も週 5 回以上のままである。そして、これを逆説的に捉えると、通勤目的での鉄道や路線バスの利用頻度が減り、さらに経年的にはそれが戻ったか戻らなかったかといった変動の方が多いともいえ、これは第 5 章で議論した事項とリンクする部分である。

そうした鉄道や路線バスの利用頻度の経年的な変動についてより言及すると、例えば多くの回答者が該当する、図 6-17 の 2019 年 10 月頃の頻度が週 5 回以上だった回答者の鉄道や路線バスの利用頻度の変化に着目すれば、3 時点で継続的に週 5 回以上の利用頻度を維持した、いわばそれほど変化しなかった人は、401 人である。そして、2021 年 8~10 月頃には週 3~4 回程度以下まで通勤頻度が下がったものの、いわば通勤頻度の V 字回復が起こった弾力的な人は、271 人である。さらには、2021 年 8~10 月頃には週 3~4 回程度以下まで通勤頻度が下がり、2023 年 10 月には戻らなかった、いわば利用が回復しない塑性的な人は、526 人である。

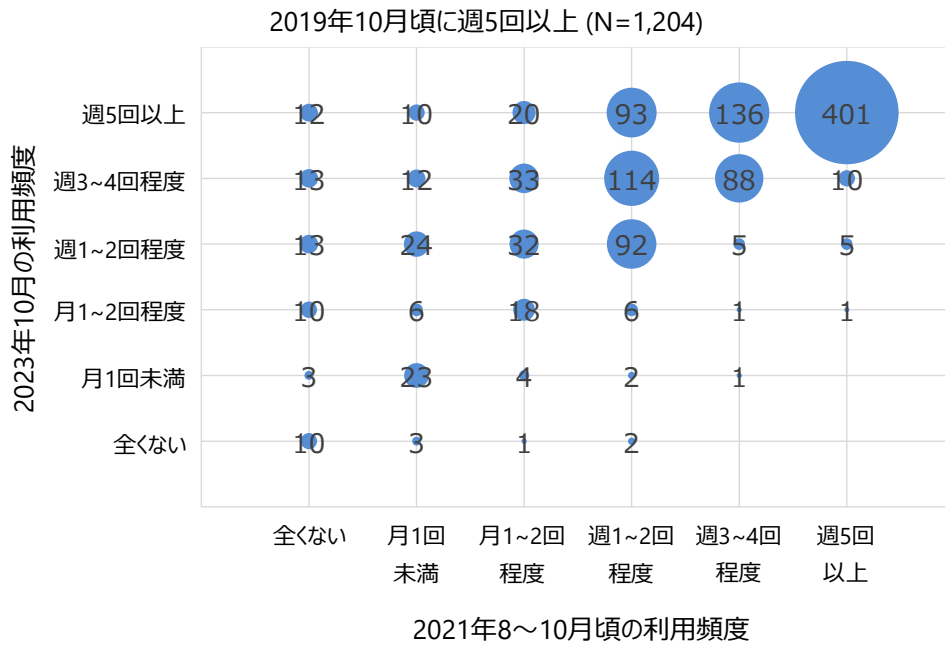


図 6-17 2019年10月頃の頻度が週5回以上だった回答者の鉄道や路線バスの利用頻度の変化

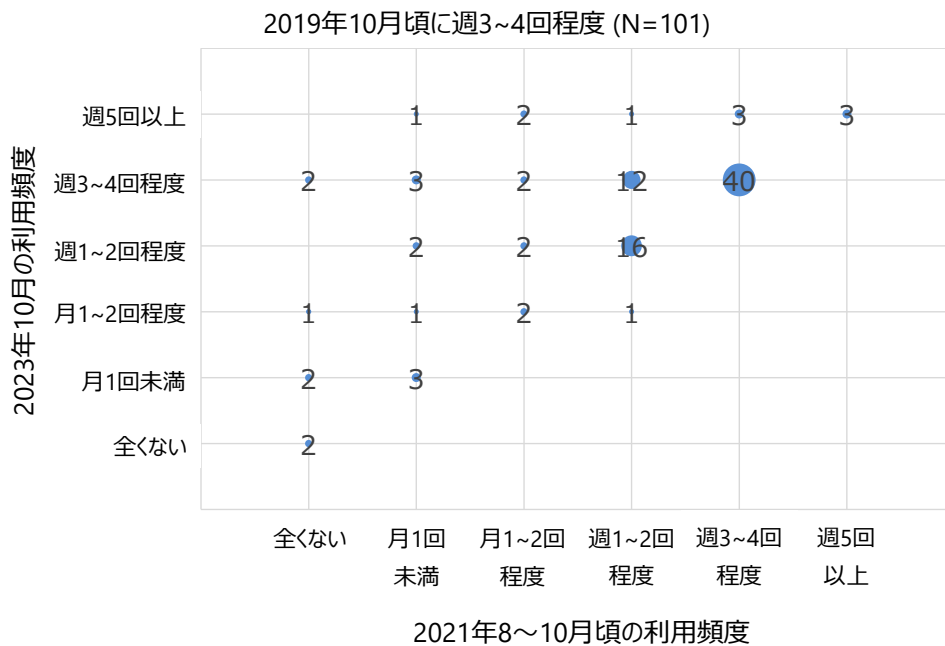


図 6-18 2019年10月頃の頻度が週3~4回程度だった回答者の鉄道や路線バスの利用頻度の変化

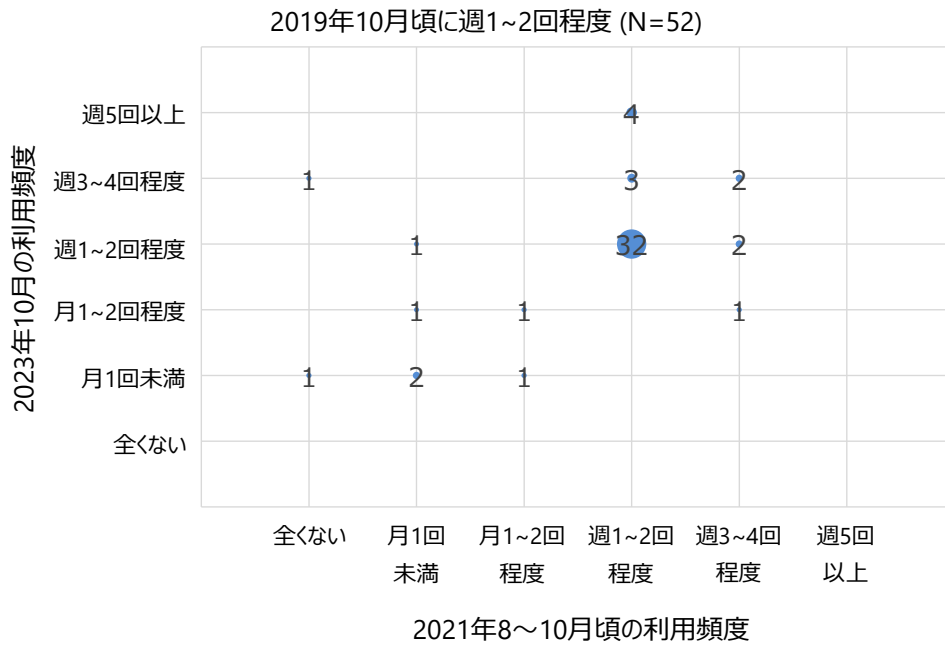


図 6-19 2019年10月頃の頻度が週1~2回程度だった回答者の鉄道や路線バスの利用頻度の変化

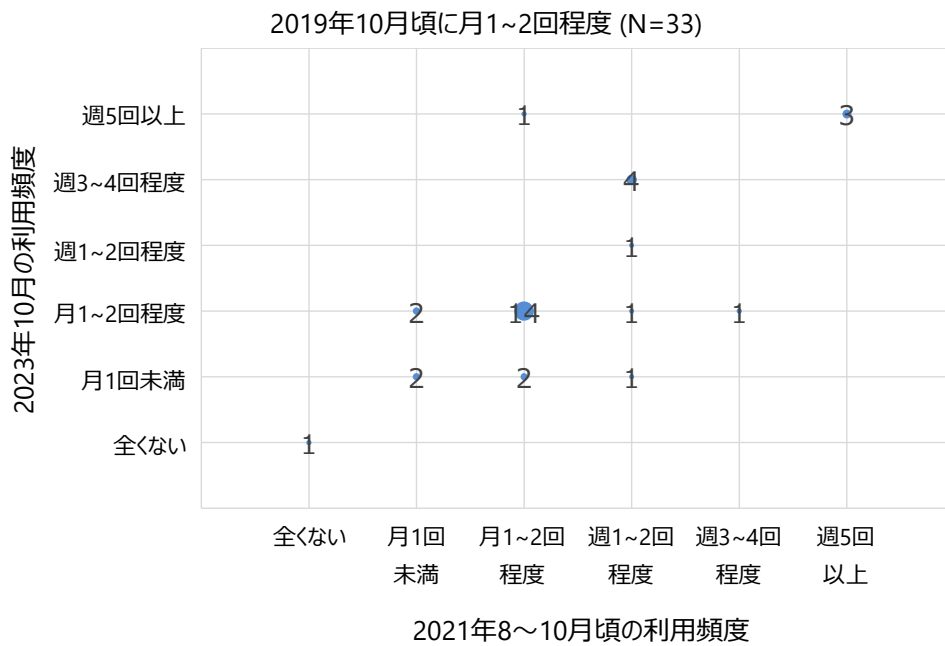


図 6-20 2019年10月頃の頻度が月1~2回程度だった回答者の鉄道や路線バスの利用頻度の変化

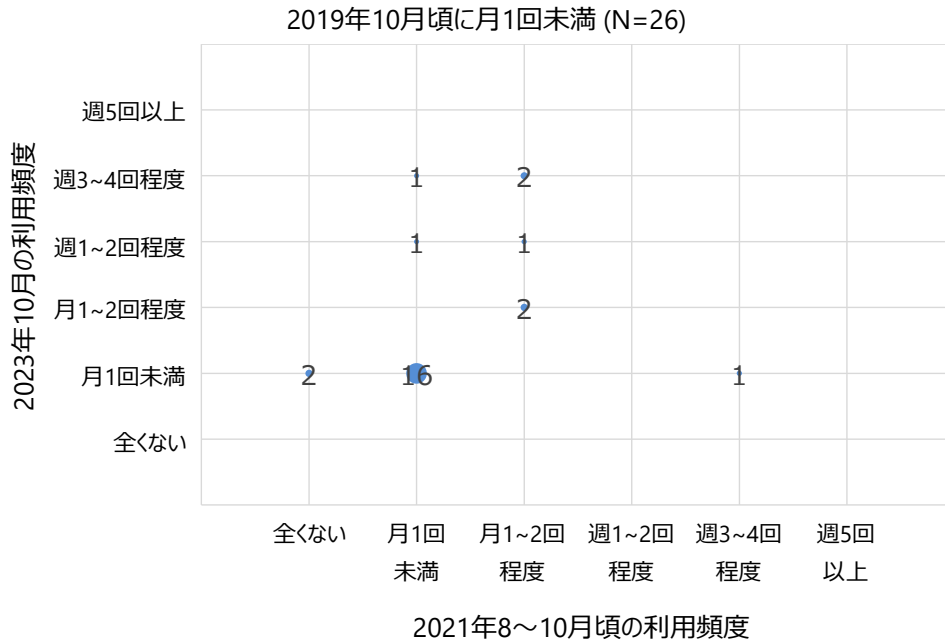


図 6-21 2019年10月頃の頻度が月1回未満だった回答者の鉄道や路線バスの利用頻度の変化

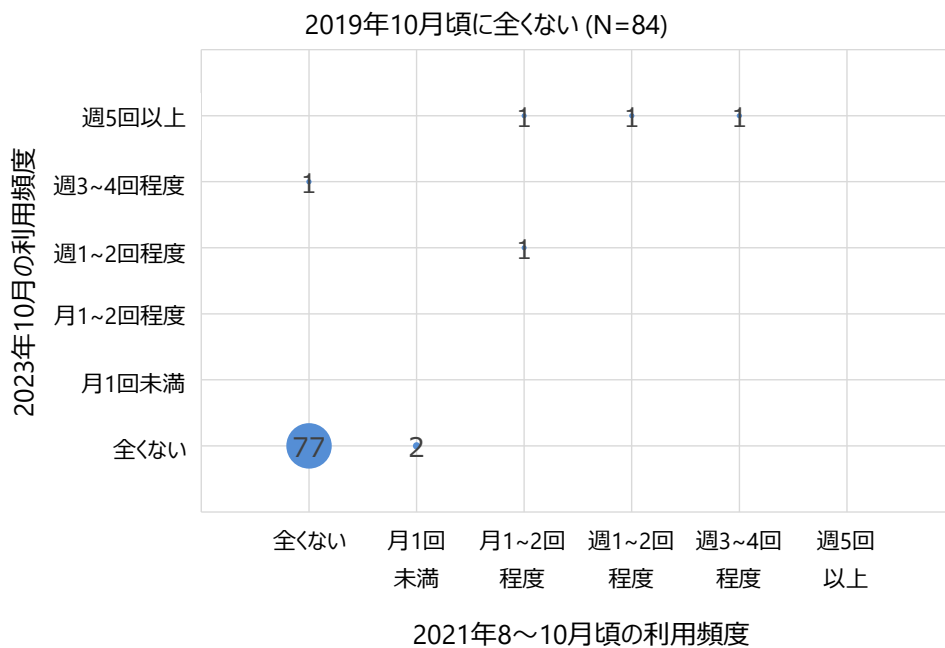


図 6-22 2019年10月頃の頻度が全くなかった回答者の鉄道や路線バスの利用頻度の変化

次に、通勤手当の変化について、アンケート調査では、通勤定期代の支給であろうと、都度実費支給であろうと選択肢には「全額あり」を設定し、それとは異なる選択肢として、「一部あり」、「全くなし」を設けた。この経時的な変化について、2019年10月頃の回答を基準

に集計した結果の沖積図を図 6-23 に示す。まず単年ごとに特徴を整理すると、2019 年 10 月頃には「全額あり」と回答したのは 1,500 人に上り、回答者のおよそ 4 分の 1 を占めている。しかし、2021 年 8~10 月頃には 1,035 人と少々減少し、逆に「一部あり」が 54 人から 139 人に増加しており、2023 年 10 月でも同程度で推移している。

これを 3 時点間で経年的に捉えると、継続して「全額あり」だったのは 997 人であり、回答者の 3 分の 2 近くが「全額あり」から変化はなかったといえる。また、「全額あり」から「一部あり」や「全くなし」に転換したのは 126 人だった。その後、一度転換したものの再度「全額あり」に戻ったのはそのうちの 47 人で、逆に戻らなかったのは 79 人だった。

ところで、2019 年 10 月頃に「全くなし」に該当し、それが 3 時点で連続して変化がなかったのは 275 人であった。図 6-23 を眺めると一目瞭然ではあるが、通勤手当の変化の趨勢としては、3 時点間で連続して「全額あり」だったことである。但し、この全額は通勤定期代の支給によるものなのか、都度実費支給によるものなのかということまではアンケートでは問えておらず、アンケート調査設計の段階における反省点である。

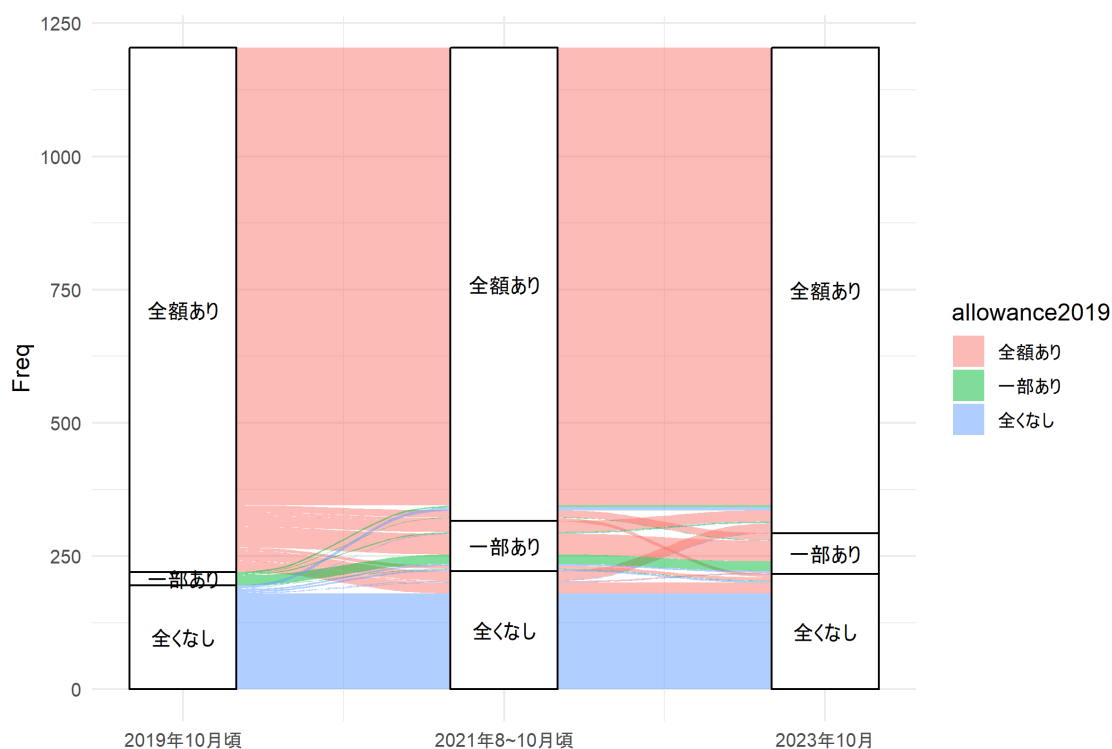


図 6-23 通勤手当の変化

本項の最後に、2019 年 10 月頃の回答を基準にした利用券種の変化について整理する。選択肢は「通勤定期」、「非定期」、「その他」である。この経時的な変化について、2019 年 10 月頃の回答を基準に集計した結果の沖積図を図 6-24 に示す。まず、2019 年 10 月頃には「通勤定期」と回答したのは 1,306 人であり、回答者の 87.1%を占めている。一方で、同時期に

は「非定期」と回答したのは123人であり、回答者の8.2%を占めている。ところが、2021年8～10月頃には「通勤定期」と回答したのは850人と、回答者の56.7%に留まり、反対に、同時期には「非定期」と回答したのは556人と、回答者の37.1%を占めるまでに増加した。その後、2023年10月には「通勤定期」と回答したのは933人、62.2%であり、また同時期には「非定期」と回答したのは477人、31.8%と若干の変化はあったものの、利用券種の構成比が2019年10月頃の水準に戻ることはないといえる。

通勤手当の変化と同様に、これを3時点間で経年的に捉えると、3時点間で継続して「通勤定期」を利用していたのは799人だった。一方で、2019年10月頃には「通勤定期」の利用でも、2021年8～10月頃に「非定期」の利用へと転換したのは432人であり、その後2023年10月に「通勤定期」の利用に戻ったのは108人に留まったが、引き続き「非定期」を利用していたのは321人であった。運賃や定期券の値段設定といった事業者ごとの違いや、購入する定期券の有効期間による割引率の違いなど、定期券代の元を取るための一律な利用回数は決めかねるが、おおよそ12～20日だけ往復の利用をすれば、定期券の利用の方がお得になると考えると、この集計結果は鉄道や路線バスの利用頻度の変化と密接な関係によるものであることが想定される。

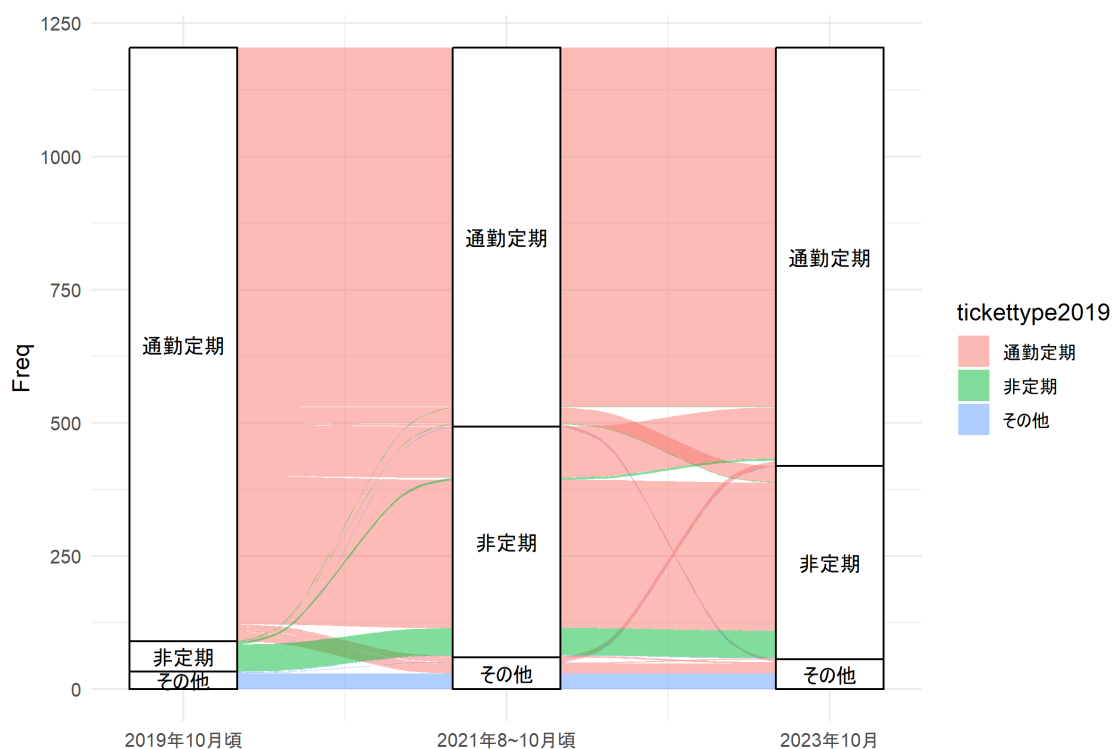


図 6-24 利用券種の変化

6. 2. 5. 個人の意向に関する集計

これまでの項では、個人属性や職業状態といった客観的な事実についてまとめてきた。こ

れらは、交通行動分析における説明変数としても使われてきたオーソドックスな情報である以外にも、COVID-19の流行の影響による働き方や行動の変化を表現する文脈でも用いられてきた^{133), 134)}。他方で、COVID-19の流行初期から各種調査^{135), 136), 137)}や研究^{138), 139), 140)}では、個人の意識や態度、不安などといった内生的な要因や、テレワークの可否や勤務先の方針、事情などといった個人には選択の余地の無い外的な要因の存在も指摘されており、それらの要因も同時に人々の行動、とりわけ通勤を目的とした移動に影響を及ぼしているものと考えられる。

そこで、今回扱うアンケート調査では、コロナ禍中としての2021年8~10月頃、および現在としての2023年10月の時点における、個人の意向に関して、また企業規範や働き方に関する質問項目を設けた。第1項で述べたように、その各々に対して、「あてはまる」、「ややあてはまる」、「どちらともいえない」、「ややあてはまらない」、「あてはまらない」という5段階のカテゴリー尺度によって回答してもらっている。本項では、個人の意向に関する質問と回答について整理し、次項では、企業規範や働き方に関する質問と回答について整理する。

まず、COVID-19の流行を大きなきっかけとして、多様な働き方に焦点が当たるようになったことから、個人としてテレワークをする意思があるか否かを調べるために、「入社するよりも、むしろ可能な限りテレワークを行いたい（行いたかった）」と尋ねた。この回答結果をまとめたのが、図6-25である。これより、半数以上の回答者にテレワークをしたいという意思があるといえ、2021年8~10月頃においても現在においてもその傾向にあることから、個人単位では今もなお継続的にそうした意思を持っていることが考えられる。

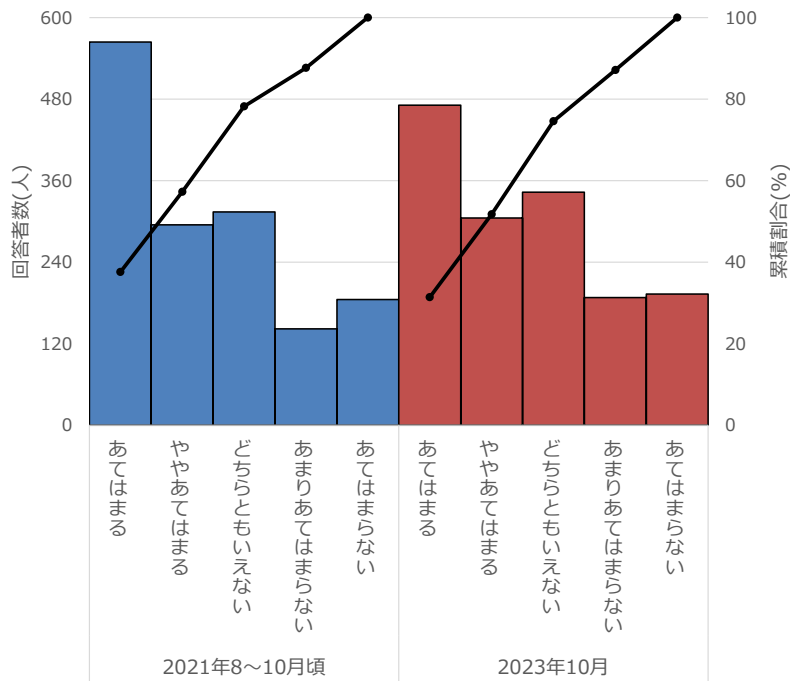


図 6-25 出社するよりもテレワークを行いたいことの回答結果の集計

次に、鉄道や路線バスの性質として、不特定多数の他人と接触することから、鉄道や路線バスを利用することに対する個人の不安を調べるために、「通勤目的で鉄道や路線バスを利用することに不安を感じる（感じた）」と尋ねた。この回答結果をまとめたのが、図 6-26 である。これより、2021 年 8~10 月頃には「あてはまる」ないしは「ややあてはまる」と回答した人は、合わせて 6 割近い 862 人であり、逆に「あてはまらない」ないしは「あまりあてはまらない」と回答した人は、合わせて 2 割程度の 326 人であった。したがって、多くの人は、鉄道や路線バスの利用に感染リスクを感じていたものと考えられる。これに関連して、運輸事業者やその関係者も手をこまねいていたわけではなく、COVID-19 の流行当初から図 6-27 に示すような啓発や、安心して利用してもらえるようマスクの着用や会話を控えめにすることを呼びかけていたのは、記憶に新しい。

しかしながら、2023 年 10 月には「あてはまる」ないしは「ややあてはまる」と回答した人は、合わせて 3 割程度の 457 人と大きく減少している一方で、「あてはまらない」ないしは「あまりあてはまらない」と回答した人は、合わせて 4 割程度の 610 人と増加している。したがって、時間の経過や社会情勢の変化とともに、鉄道や路線バスを利用することへの個人レベルでの意識は大きく変化したといえ、度々緊急事態宣言が発出され、人々に数々の自粛要請が課されていた時期とは、個人が抱く不安感は大きく異なるといえる。

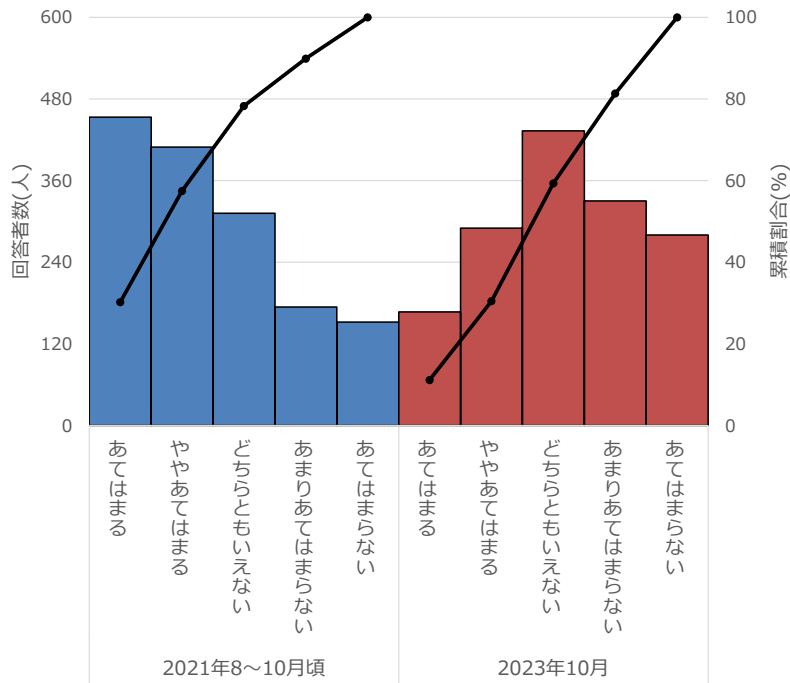


図 6-26 鉄道や路線バスを利用する際の不安感の回答結果の集計

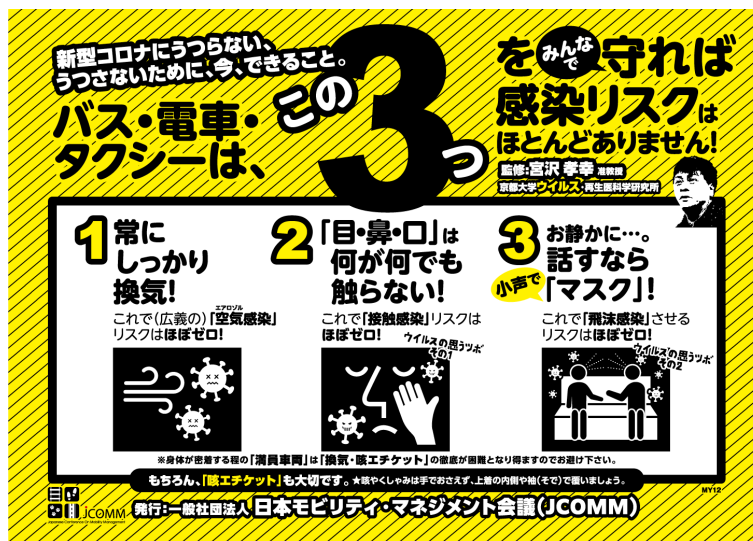


図 6-27 安全な公共交通の乗り方を呼びかけるポスター（日本モビリティ・マネジメント会議のホームページ¹⁴¹⁾よりダウンロードおよび引用）

次に、鉄道や路線バスを利用する際に、例えば定期券を持っていて、通勤や帰宅のトリップにおいて、途中下車して用事をついでに済ませるといったスタイルも選択肢として考えられ、人との接触や移動の自粛が度々呼びかけられていた COVID-19 流行後でも、そのような選択を取り得るのかを調べるために、「買い物や通院、飲食などの用事について、通勤の途

中で寄り道して行くことを控えたいと思っている（思っていた）」と尋ねた。この回答結果をまとめたのが、図 6-28 である。これより、2021 年 8～10 月頃には「あてはまる」ないしは「ややあてはまる」と回答した人は、合わせて 5 割程度の 783 人であり、逆に「あてはまらない」ないしは「あまりあてはまらない」と回答した人は、合わせて 2 割程度の 335 人であった。したがって、施設の時短営業や休業の要請があった中で、人々の意識でも通勤途中の寄り道は控える傾向にあったものと考えられる。

しかしながら、2023 年 10 月には「あてはまる」ないしは「ややあてはまる」と回答した人は、合わせて 3 割 5 分程度の 377 人と減少しており、逆に「あてはまらない」ないしは「あまりあてはまらない」と回答した人は、合わせて 4 割 5 分程度の 670 人と増加している。したがって、鉄道や路線バスを使うことへの不安感と同様に、時間の経過や社会情勢の変化とともに、通勤途中に寄り道することの抵抗感が薄れてきたといえる。

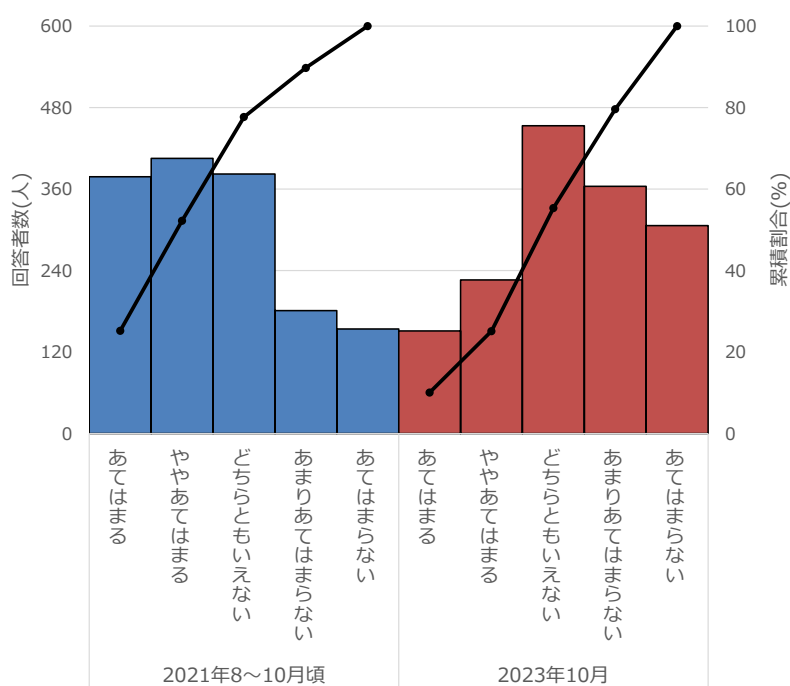


図 6-28 通勤途中に寄り道して行う用事を控えることへの回答結果の集計

最後に、先述の通勤途中で用事を済ますことに関連して、通勤目的以外のために長い距離の移動をすることに対する抵抗感を調べるために、「買い物や通院、飲食などの用事について、なるべく居住の区内で済ませたいと思っている（思っていた）」と尋ねた。この回答結果をまとめたのが、図 6-29 である。これより、2021 年 8～10 月頃には「あてはまる」ないしは「ややあてはまる」と回答した人は、合わせて 5 割 5 分程度の 836 人であり、逆に「あてはまらない」ないしは「あまりあてはまらない」と回答した人は、合わせて 2 割程度の 285 人であった。したがって、トリップが私用目的であっても、鉄道や路線バスで、都心の

繁華街をはじめとして施設が集積しているエリアに出かけるという移動のスタイルよりも、居住地から比較的に近い距離で目的を完結させることの指向の方が強かったものと考えられる。

しかしながら、2023年10月には「あてはまる」ないしは「ややあてはまる」と回答した人は、合わせて3割程度の456人と減少しており、逆に「あてはまらない」ないしは「あまりあてはまらない」と回答した人は、合わせて4割程度の571人と増加している。したがって、先述の不安感や寄り道の抵抗感と同様に、時間の経過や社会情勢の変化とともに、長い距離の移動をすることに対する抵抗感が薄れてきたといえる。

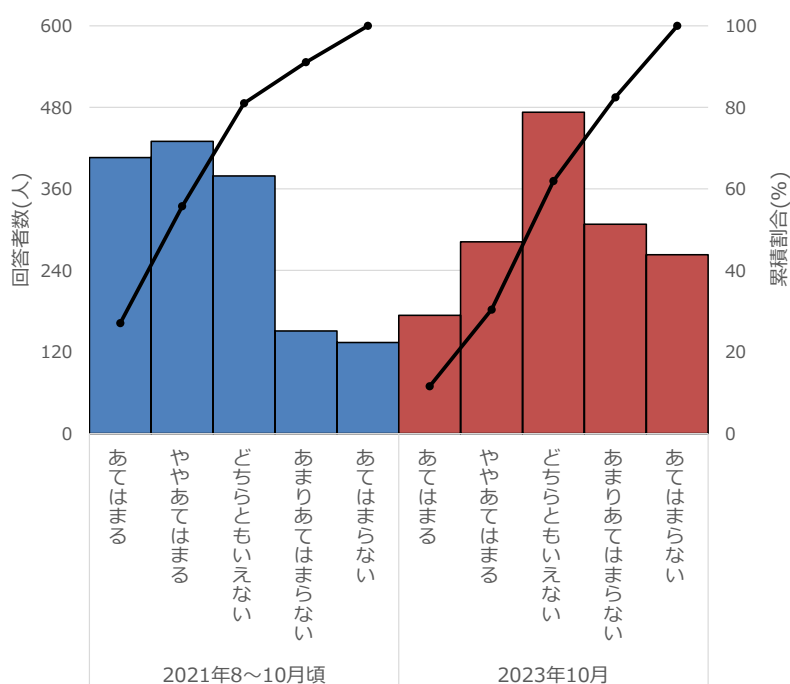


図 6-29 用事は居住の区内で済ませたいと思うことの回答結果の集計

6.2.6. 企業規範や働き方に関する集計

人の行動について、例えば非集計行動モデルの基本的な前提を引用すると、「個人が交通行動の基本的な意思決定単位であり、個人はある選択状況の中から最も望ましい選択肢を選択する」とされている¹⁴²⁾。これを、昨今の通勤行動の状況ないしは行った Web アンケート調査に当てはめるならば、鉄道や路線バスを利用して都心部まで出社するか、自宅でテレワークを行うかという選択肢について、各個人が最も望ましい選択肢を取るものと考えられる。しかし、実際には、そうした選択行動は個人の意思に基づいた合理的なものであるとは考えにくく、むしろ例えば企業の方針や業種の違いなど、勤務先の事情が関わっていることが考えられる。とりわけ昨今では、第1章で述べたように、鉄道の定期利用者の着実な回復や、COVID-19の感染症法上の5類への位置付けをきっかけとした出社への回帰などが進

み、COVID-19の流行を契機にフィーチャーされるようになった多様な働き方の選択に、個人の意思が介在する余地は少なくなっている可能性が挙げられる。

そこで、企業規範や働き方に関して、まず、勤務先の方針として、出社かテレワークかのどちらが求められているのかを調べるために、「テレワークが推奨されることよりも、出社することの方が求められている（求められていた）」と尋ねた。この回答結果をまとめたのが、図6-30である。これより、2021年8～10月頃には「あてはまる」ないしは「ややあてはまる」と回答した人は、合わせて3割程度の439人であり、逆に「あてはまらない」ないしは「あまりあてはまらない」と回答した人は、合わせて5割程度の702人であった。したがって、2021年8～10月頃には、多くの回答者に出社が推奨されていたという訳ではなく、ある程度回答者に出社かテレワークか、選択の余地があったものと考えられる。

しかしながら、2023年10月には「あてはまる」ないしは「ややあてはまる」と回答した人は、合わせて4割5分程度の676人と増加しており、逆に「あてはまらない」ないしは「あまりあてはまらない」と回答した人は、合わせて2割5分程度の385人と減少している。したがって、回答者の立場としては、勤務先から出社が推奨されるようになったといえ、およそ2年前の状況と比較すると、第1章で述べた事項を裏付けるように、多様な働き方の見直しが一定程度起きたものと考えられる。

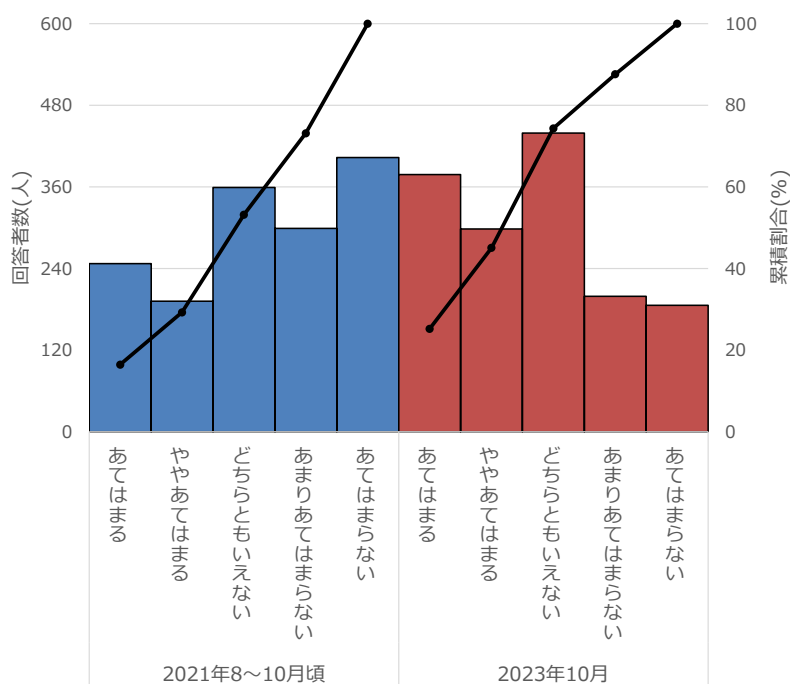


図6-30 テレワークよりも出社することの推奨の回答結果の集計

次に、個人ごとの出社かテレワークかの選択可能性を調べるために、「COVID-19の感染状況によって、出社かテレワークかを柔軟に選択できる状況である（状況であった）」と尋

ねた。この回答結果をまとめたのが、図 6-31 である。これより、2021 年 8～10 月頃には「あてはまる」ないしは「ややあてはまる」と回答した人は、合わせて 5 割程度の 729 人であり、逆に「あてはまらない」ないしは「あまりあてはまらない」と回答した人は、合わせて 3 割程度の 421 人であった。したがって、感染状況に応じて外出や会食など様々な自粛が呼びかけられていた最中であったが、一定数の回答者にとっても、感染状況に応じて柔軟に働き方の選択が行えていたといえる。

そして、2023 年 10 月には「あてはまる」ないしは「ややあてはまる」と回答した人は、合わせて 4 割程度の 617 人とやや減少したものの、逆に「あてはまらない」ないしは「あまりあてはまらない」と回答した人は、合わせて 3 割程度の 456 人と微増に留まっている。その分「どちらともいえない」と回答した人が増えた傾向にあるものの、状況が大きく逆転したわけではなく、したがって、今もなお出社かテレワークかを柔軟に選択できる状況にあることが考えられる。但し、COVID-19 の感染状況については、2023 年 5 月の感染症法上の 5 類移行後、全数把握から定点把握に変わったこと、感染者数が毎日大々的に報じられなくなったことなど、感染状況の認知の仕方にも変化があることには、留意が必要である。

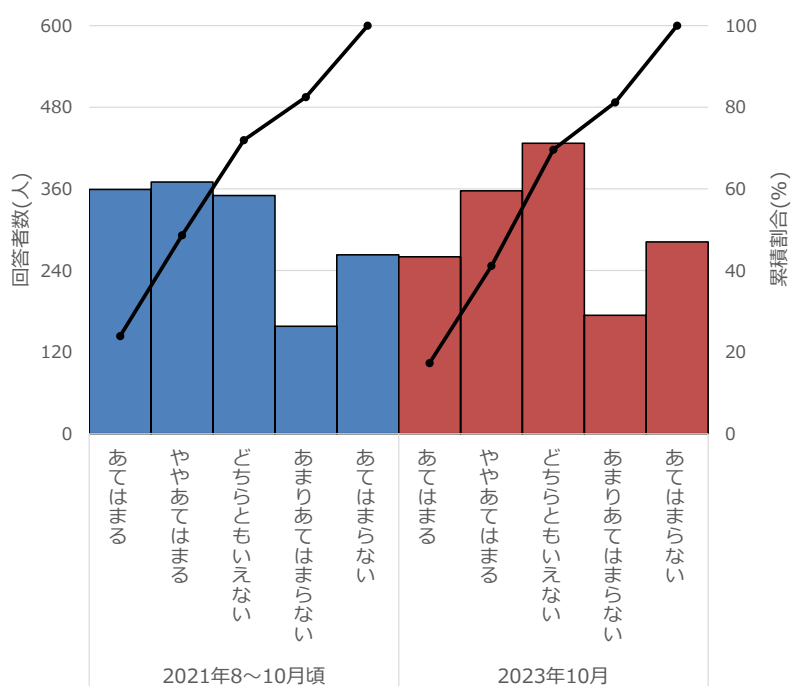


図 6-31 COVID-19 の感染状況による出社かテレワークかの柔軟な選択の回答結果の集計

次に、どうしても出社しなければならない状況にあるかを調べるために、「事務処理や対面での会議など、出社しなければ行えない業務が多い(多かった)」と尋ねた。この回答結果をまとめたのが、図 6-32 である。これより、2021 年 8～10 月頃には「あてはまる」ないしは「ややあてはまる」と回答した人は、合わせて 3 割 5 分程度の 513 人であり、逆に「あ

てはまらない」ないしは「あまりあてはまらない」と回答した人も、合わせて3割5分程度の541人であった。したがって、2021年8～10月頃の情勢に関わらず、やむを得ず出社する必要があった人もそうでない人も、同程度存在していたといえる。

そして、2023年10月には「あてはまる」ないしは「ややあてはまる」と回答した人は、合わせて3割5分程度の568人とほぼ横ばいであり、逆に「あてはまらない」ないしは「あまりあてはまらない」と回答した人は、合わせて3割程度の443人と微減になっている。したがって、やむを得ず出社する必要があるか否かの状況に、大きな変化はないものと考えられる。

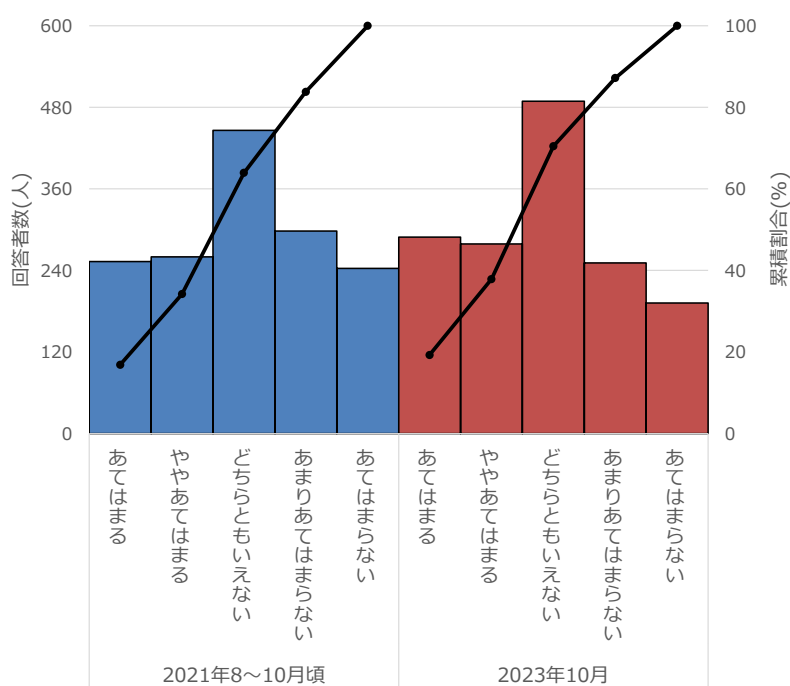


図 6-32 出社しなければ行えない業務の多さの回答結果の集計

6.3. 鉄道や路線バスの利用頻度と調査項目の特徴的な関係

前節では、Web アンケート調査の全ての回答者 1,500 人について、集計を行った。しかし、その中には第 5 章で述べたような経年的な変化と同様に、3 時点間で継続的に高い利用頻度だった人、逆に継続的に低い利用頻度だった人、あるいは各時点間で安定せずに利用頻度に変化し続けた人など、多様な利用頻度の推移ならびに変化があったと考えられる。そこで、本節以降では、COVID-19 の流行前である 2019 年には平日の週 5 日毎日、通勤のために鉄道や路線バスを使っていた状態が、COVID-19 の流行をきっかけにどう変化したのかを想定し、2021 年での利用頻度の変化として、2019 年に鉄道や路線バスを週 5 回以上使っていた 1,204 人に焦点を当てる。さらに、2019 年も 2021 年も継続して週 5 回以上だった人は、先の分析での変化の様子が変わっていない可能性が高いと考えられるため、2023 年での利用

頻度の変化の対象から除外することとし、したがって、2023年での利用頻度の変化として、2019年に鉄道や路線バスを週5回以上使っていた、かつ2021年に週3～4回程度以下に利用頻度が減少した人、すなわち先述の1,204人のうち、2021年に一度鉄道や路線バスの利用頻度が減少した787人に焦点を当てる。

6.3.1. 2021年での利用頻度との関係

性別との関係を示したものが、図6-33である。回答者の男女差から絶対数の違いがある他、男女間で多少の割合の違いは見て取れるものの、男性だから、あるいは女性だからということに起因して鉄道や路線バスの利用頻度が顕著に多い、とはいえないさそうである。

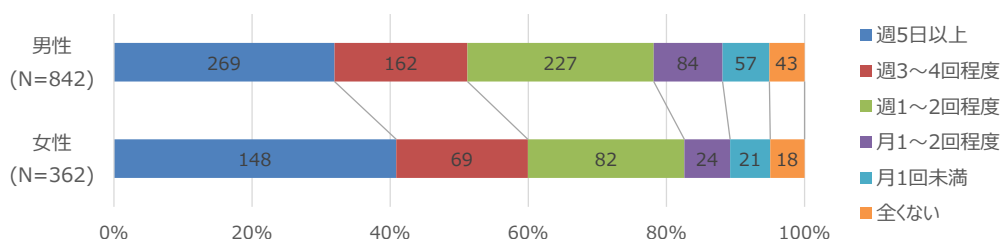


図 6-33 性別と 2021 年での利用頻度との関係

世帯収入との関係を示したものが、図6-34である。これも、世帯収入が低い属性ほど週5日以上の利用頻度が高くなる傾向にあると見受けられるが、それには職業や業種の違いも関わってくるため、世帯収入のみでは関係性を断定するのは早計だろう。

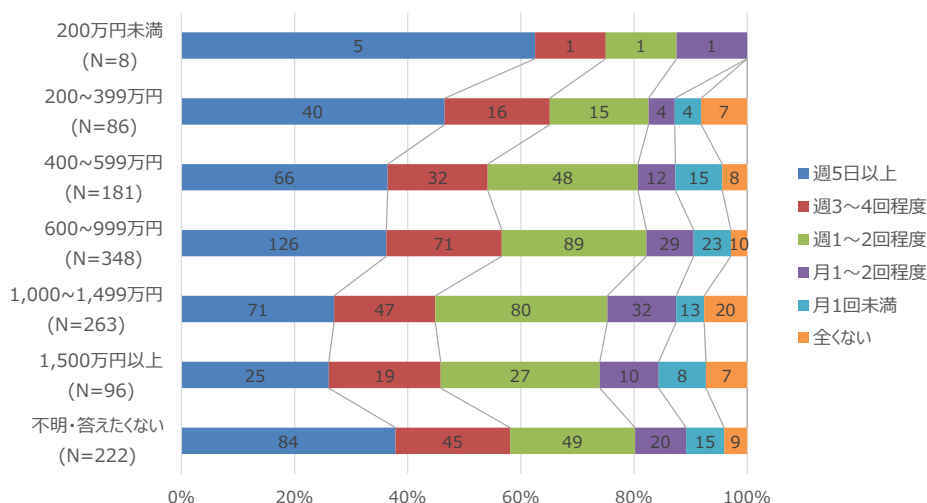


図 6-34 世帯収入と 2021 年での利用頻度との関係

年齢層との関係を示したものが、図6-35である。これより、特に35歳以降の年齢層は鉄

道や路線バスの利用頻度が少なくなる傾向にあるようにも見受けられるが、明確で顕著な傾向とまでは言いきれないだろう。

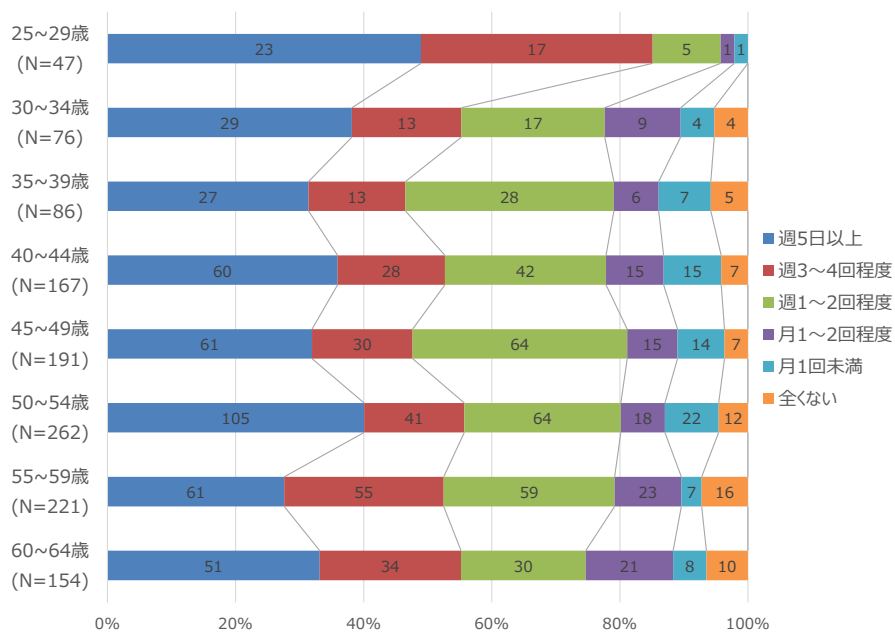


図 6-35 年齢層と 2021 年での利用頻度の関係

世帯内での同居者との関係を示したものが、図 6-36 である。この項目を設定した意図として、罹患すると看病する必要がある小さな子供や、重症化リスクを伴う高齢の親といった同居者に対して、家庭内感染のリスクを鑑みた変化が生じているかを念頭に置いていた。後者については、特段鉄道や路線バスの利用頻度が少なくなったとはいえないが、前者については、そうした配慮故の結果なのか、因果までは不明だが、小学生以下の子供と同居している場合には、やや利用頻度としては少なくなる傾向にあるように捉えられる。

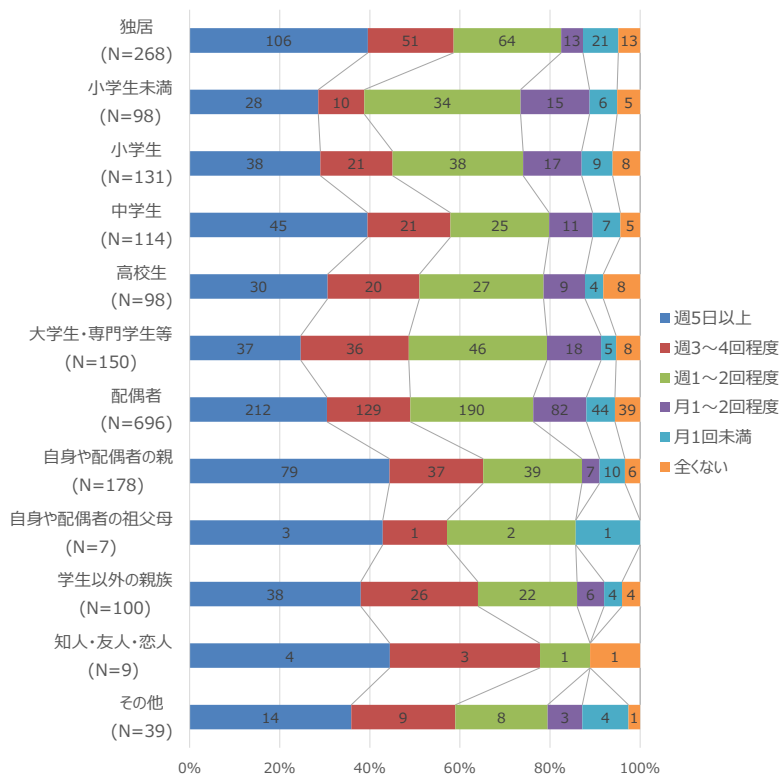


図 6-36 同居者と 2021 年での利用頻度の関係

自動車保有台数との関係を示したものが、図 6-37 である。多くのサンプルが 0 台ないしは 1 台の保有であり、それだけでは関係性を断定しかねるが、少なくとも自動車保有台数が多いほど、鉄道や路線バスの利用頻度は少なくなるというような関係はなさそうであることが分かる。

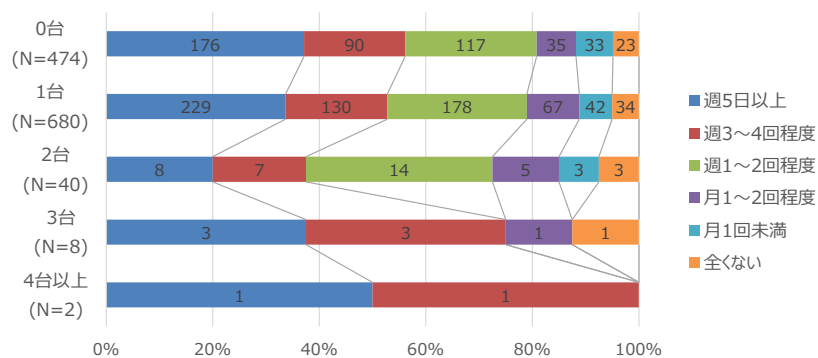


図 6-37 自動車保有台数と 2021 年での利用頻度の関係

一般社員・職員か管理職か、会社勤務か公務員・教職員などかといった区分を表す職業との関係を示したものが、図 6-38 である。テレワークできないような事項、例えばオフィ

スでの決裁や手続きを念頭に置き、管理職の方が一般社員・職員に比べてオフィスに来なければならない、すなわち鉄道や路線バスの利用頻度が多くなるのではないかと予想していたが、回答結果からはそれらの違いによる差は殆どなかったといえる。

それよりもむしろ、会社勤務と公務員・教職員などとの間に差が生じていることが見て取れる。公務員でいえば、とりわけ地方自治体であれば個人情報を取り扱う業務が多く、セキュリティの観点からテレワークが難しいといわれており、実際に2020年の段階で公務員のテレワークは課題とされていた¹⁴³⁾ことが、この結果の背景として考えられる。教職員についても、COVID-19流行初期に休校となっていた時期を除けば、いくらCOVID-19の感染者数が増えようが小中学校や高校などでは継続して授業が行われていたことを鑑みると、妥当な結果であるといえよう。

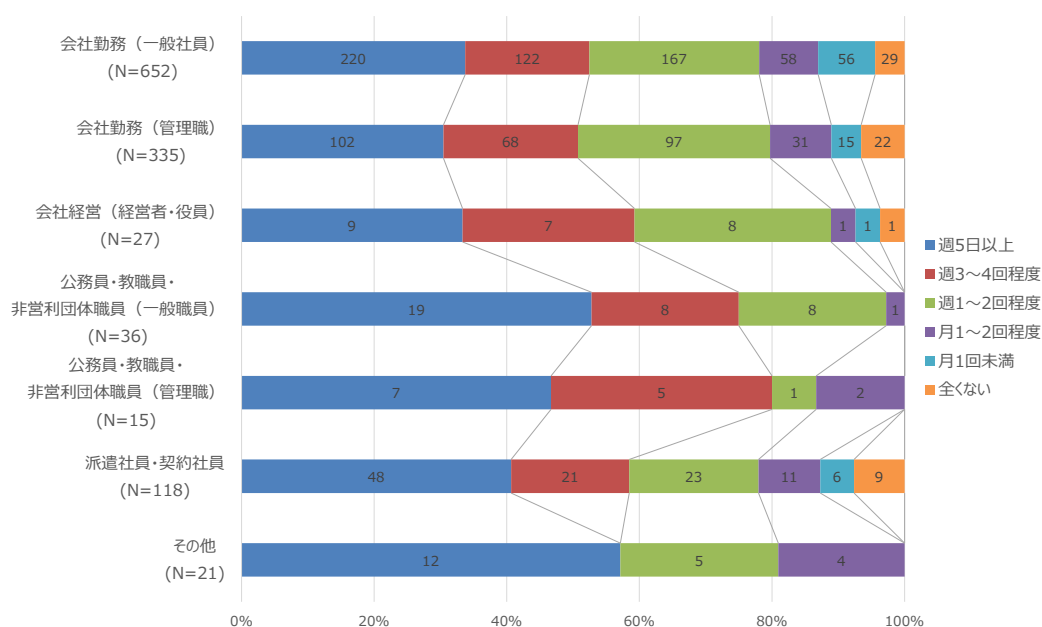


図 6-38 職業と 2021 年での利用頻度の関係

勤務先の企業規模との関係を示したものが、図 6-39 である。これより、大企業に勤めている人ほど、鉄道や路線バスの利用頻度が少ないといえる。これは、日本生産性本部の調査の報告¹²⁾にあるように、テレワークを導入するために必要な環境整備やシステム構築を行う余裕がある分、大企業ほどテレワーク率が比較的高い傾向にあることがそのまま表れているものと考えられる。

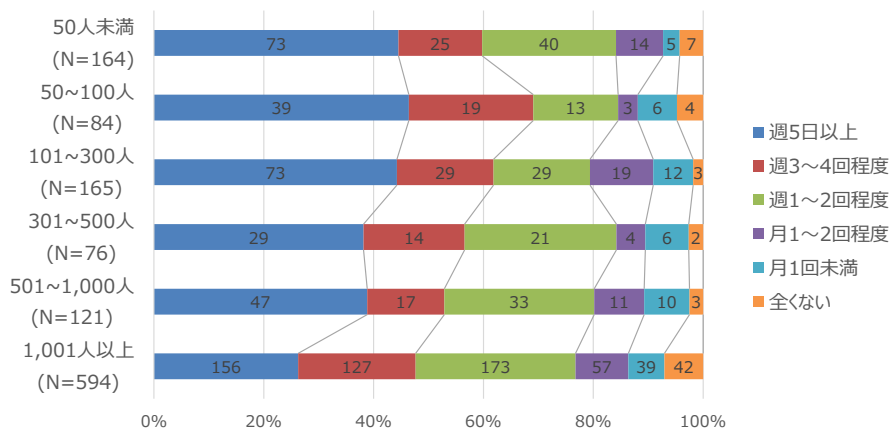


図 6-39 勤務先の企業規模と 2021 年での利用頻度の関係

業種との関係を示したものが、図 6-40 である。これより、業種間での鉄道や路線バスの利用頻度の差が顕著に表れている。まず、利用頻度が少ないといえる業種は、製造業、情報通信業、学術研究・専門・技術サービス業である。製造業には、食料や機械器具の製造、鉄鋼業や化学工業などが含まれ、それらは工場や作業所で行われるイメージを抱くだろうが、本研究においては東京都心 5 区に勤務する人を対象としたため、オフィスで管理事務を行っている人が多く該当しているものと考えられる。また、情報通信業は、インターネットに接続できさえすれば自由な働き方ができるという側面が、特に影響していると考えられる。例えば、大手 IT 企業のヤフーでは、労働環境の選択としてどこでもオフィスという制度を挙げており、曰く「自宅でもカフェでも海でも山でも、インターネットに安定して接続できる環境があれば、会社に通勤せずとも、そこを職場とみなす」としている¹⁴⁴⁾。そして、学術研究・専門・技術サービス業には、学術的研究や開発研究を行う事業所や、法律や財務などに関する事務、文芸・芸術作品の創作などといった専門的な知識サービスを提供する事業所が含まれる。これらは、業務内容の詳細（大掛かりな実験装置が必要な場合をはじめ、事業所に赴かなければできないことの有無）にも依存すると考えられるが、パソコン作業や打ち合わせなどは、オンラインでの代替性を比較的有するものと推察される。

一方で、利用頻度が多いといえる業種は、医療・福祉、複合サービス業、公務であった。医療・福祉には、病院や保健所などの事業所で勤務する人が該当するため、COVID-19 の流行期においては罹患への対応に従事していた、エッセンシャルワーカーの一つであるといえる。また、複合サービス業には郵便局や協同組合で勤務する人が該当し、こちらも COVID-19 が流行しようが、変わらず出勤する必要のあった人であると考えられる。そして、公務には立法、司法、行政機関といった国家公務や、都道府県庁、市区町村役場などの機関での立法事務や地方行政事務を行う地方公務が含まれ、図 6-38 での議論とリンクしてくる部分であると推察される。

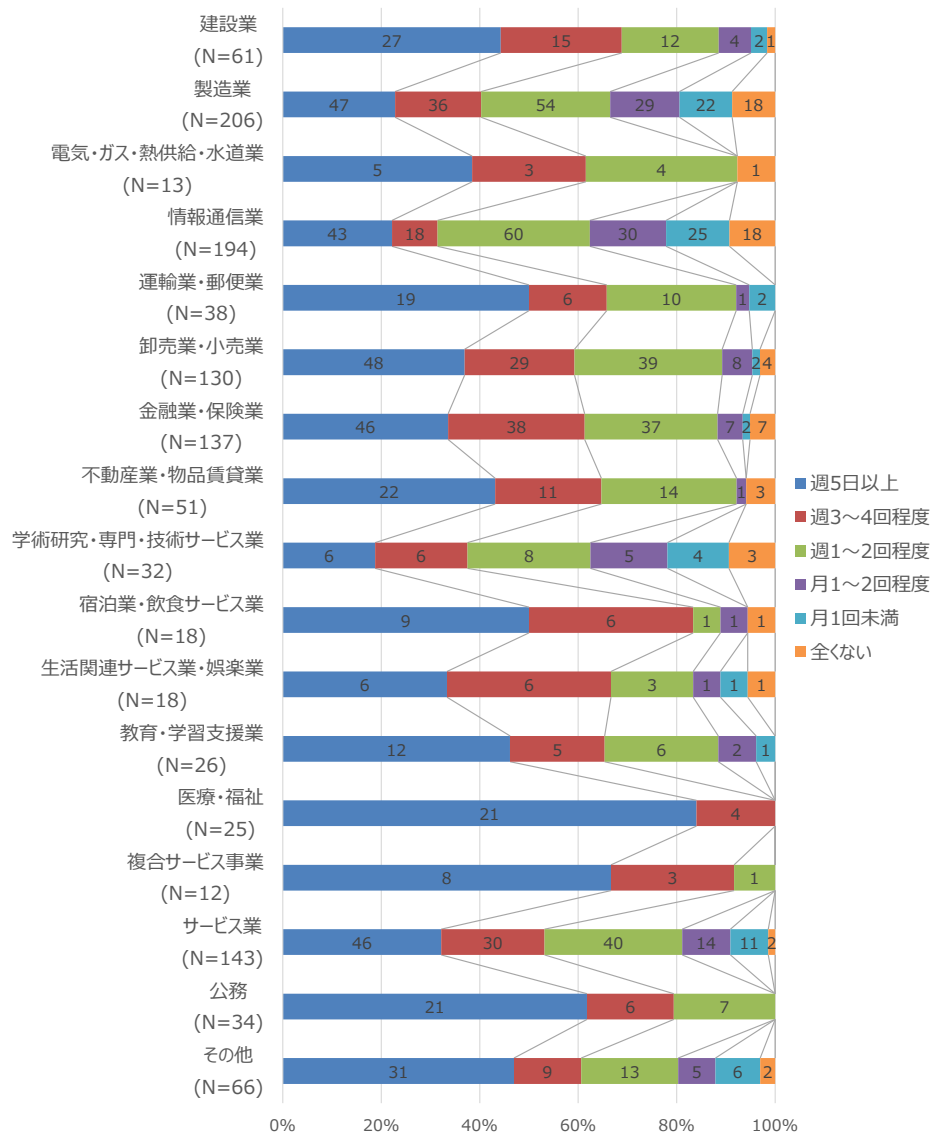


図 6-40 業種と 2021 年での利用頻度の関係

通勤手当との関係を示したものが、図 6-41 である。そもそもの回答者数の違いはあるが、通勤手当が一部あるという人は、鉄道や路線バスの利用頻度が少ない傾向にあることが見て取れ、企業のシステムとして全額でないことも相まって、不定期な利用であることが想定される。しかし、全くないと回答した人も、利用頻度としては少なくないことも見て取れる。したがって、通勤手当の有無が利用頻度に直結しているという関係性は、断定すべきではないだろう。

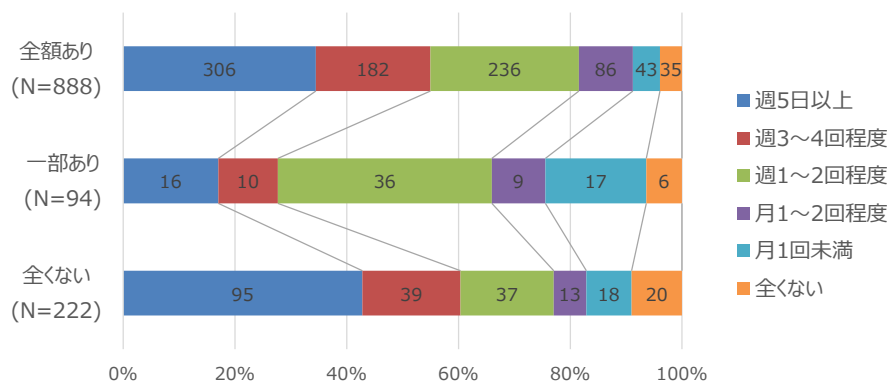


図 6-41 通勤手当と 2021 年での利用頻度の関係

利用券種の変化との関係を示したものが、図 6-42 である。このサンプル自体が 2019 年 10 月頃に鉄道や路線バスを週 5 回以上利用していた人であるため、多くのサンプルが通勤定期であったのは言うまでもないことである。その中で、非定期利用に変わった人の利用頻度が少なくなったのは、全てのサンプルがそうではないだろうが、利用が少なくなるが故に、定期利用から非定期利用に変わったと捉えると、非常に妥当であると考えられる。しかし、通勤定期を継続していた人の中でも、利用頻度としては少なくなっている人も一定数を占めている。想定されるケースとしては、企業が通勤定期代の手当てを引き続き出してくれ、通勤定期券を持ち続けているものの、実際はそこまで利用しなかったことが考えられる。

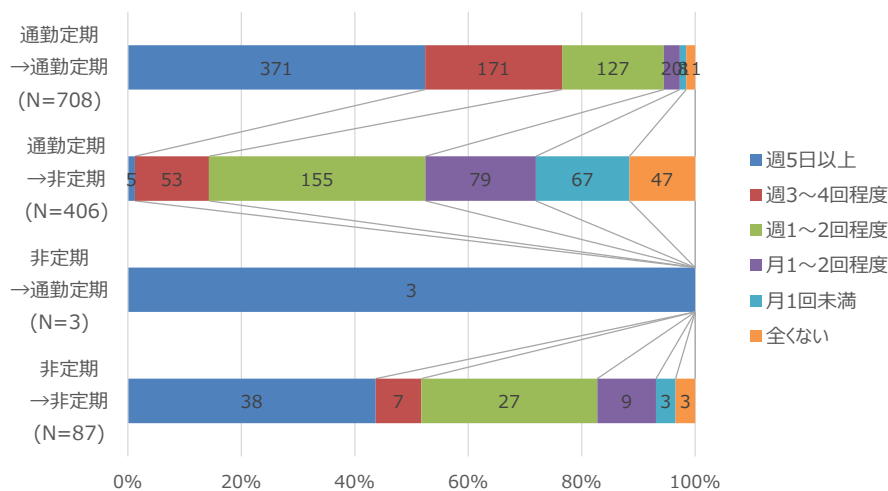


図 6-42 利用券種の変化と 2021 年での利用頻度の関係

出社よりもテレワークを行いたいこととの関係を示したものが、図 6-43 である。これより、テレワークを行いたいと思っているほど、鉄道や路線バスの利用頻度としては少なくなる傾向にあるといえる。しかし、そうは思っているも、実際には週 5 日以上利用頻度であ

るような人がいるのも事実であり、致し方なく出社している人も少なからずいることが窺える。

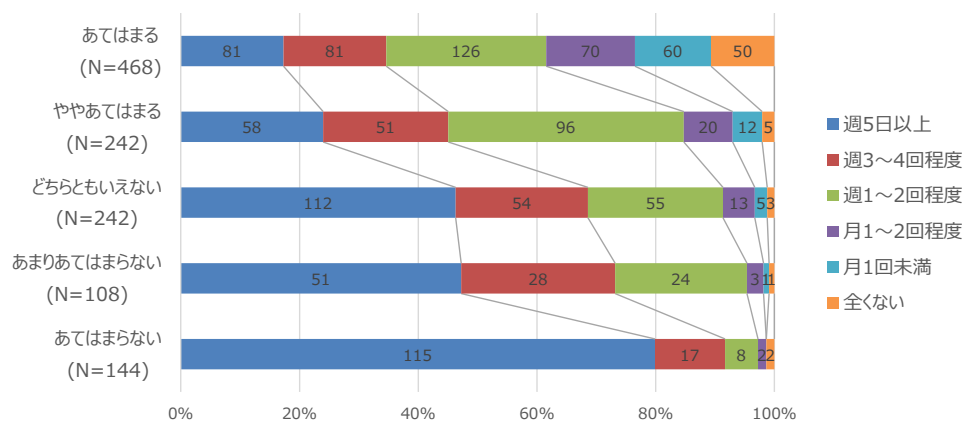


図 6-43 出社よりもテレワークを行いたいことと 2021 年での利用頻度の関係

鉄道や路線バスを利用する際の不安感との関係を示したものが、図 6-44 である。これより、不安を感じているほど、鉄道や路線バスの利用頻度としては少なくなる傾向にあるといえる。

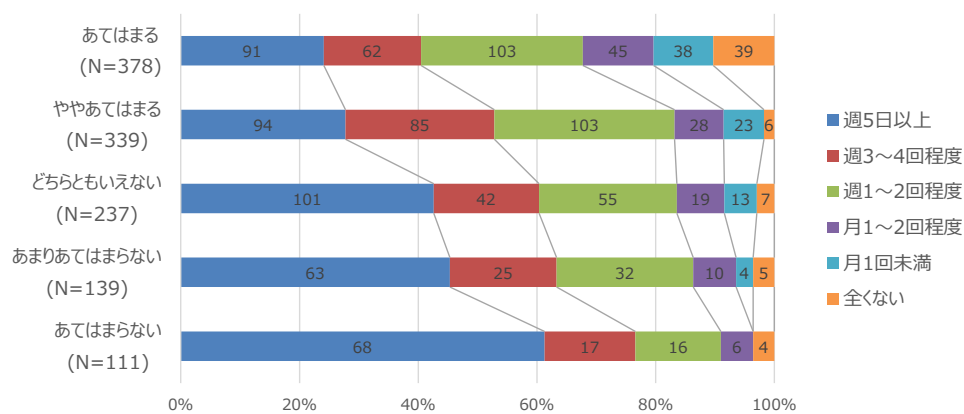


図 6-44 鉄道や路線バスを利用する際の不安感と 2021 年での利用頻度の関係

通勤途中に寄り道して行う用事を控えることとの関係を示したものが、図 6-45 である。先の 2 つの項目ほどではないが、移動するときの認識として、人との接触が増えることが考えられる寄り道しての用事を避ける意識を持っているほど、鉄道や路線バスの利用頻度としては少なくなる傾向にあるといえる。

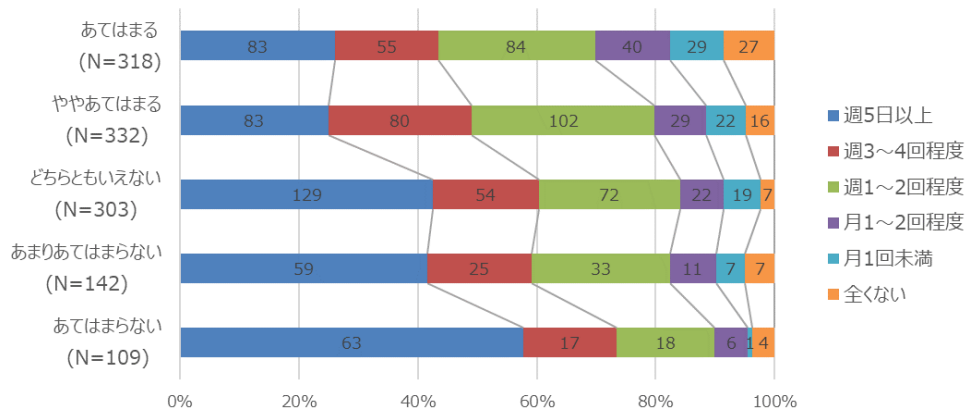


図 6-45 通勤途中に寄り道して行く用事を控えることと 2021 年での利用頻度の関係

用事は居住の区内で済ませたいと思うということとの関係を示したものが、図 6-46 である。これより、先の項目と同様に、移動するときの認識として、人との接触が増えることが考えられる遠出しての用事を避ける意識を持っているほど、鉄道や路線バスの利用頻度としては少なくなる傾向にあるといえる。

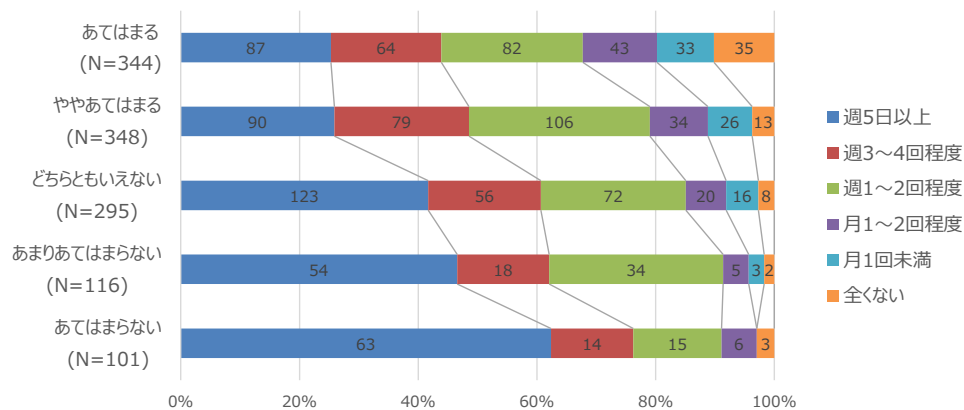


図 6-46 用事は居住の区内で済ませたいと思うことと 2021 年での利用頻度の関係

テレワークよりも出社の方が推奨されているかということとの関係を示したものが、図 6-47 である。これより、勤務先が出社を推奨しているほど、鉄道や路線バスの利用頻度としては多くなる傾向にあるといえる。

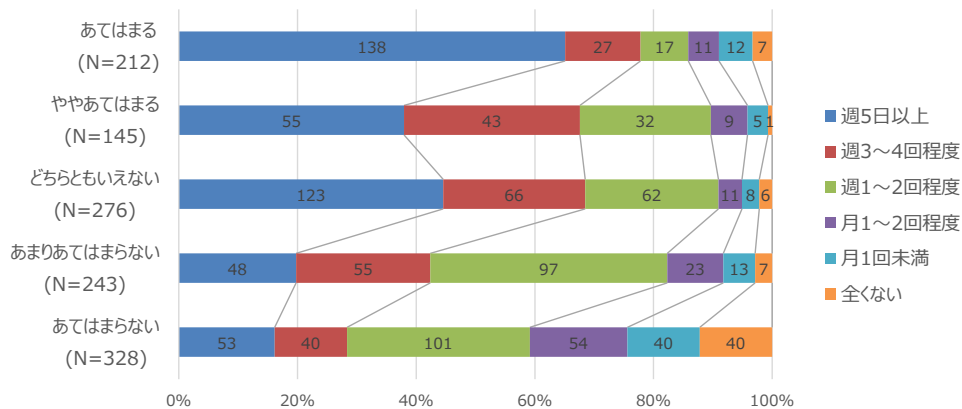


図 6-47 テレワークよりも出社することの推奨と 2021 年の利用頻度の関係

COVID-19 の感染状況によって、出社かテレワークか柔軟に選択できるかということとの関係を示したものが、図 6-48 である。これより、それらを柔軟に選択できる人ほど、鉄道や路線バスの利用頻度としては少なくなる傾向にあるといえ、反対にそれらを柔軟に選択できない人ほど、利用頻度としては多くなる傾向にあるといえる。

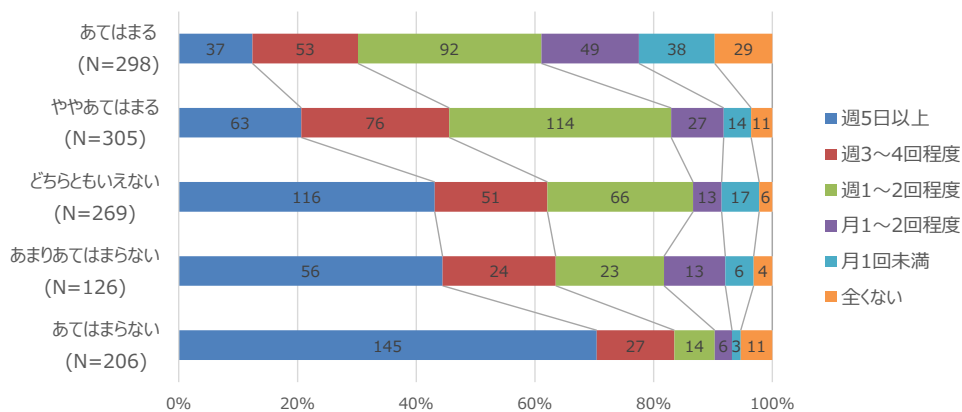


図 6-48 COVID-19 の感染状況による出社かテレワークかの柔軟な選択と 2021 年の利用頻度の関係

出社しなければ行えない業務の多さとの関係を示したものが、図 6-49 である。これより、オフィスでの決裁や手続きなど、出社しなければ行えない業務があるほど、鉄道や路線バスの利用頻度としては多くなる傾向にあるといえる。

以上の企業規範や働き方に関する設問とその回答から、それらが個人自身の考えや思いとは別に、人々の行動やその結果としての鉄道や路線バスの利用に繋がっているものと想定される。

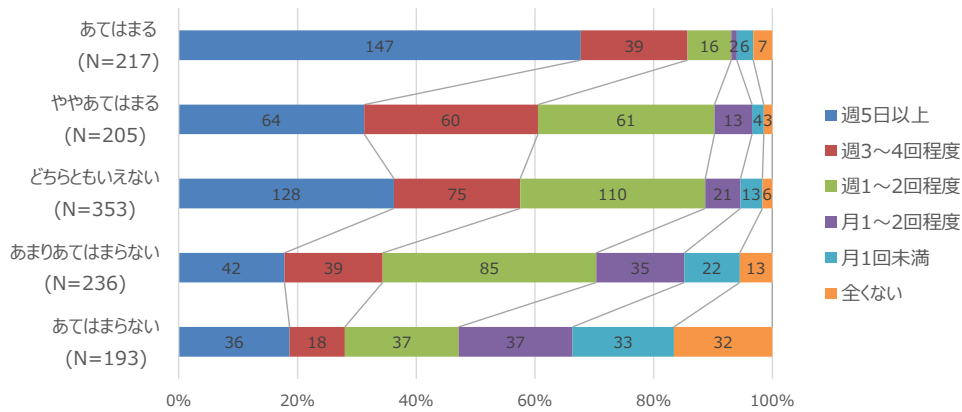


図 6-49 出社しなければ行えない業務の多さと 2021 年の利用頻度の関係

6.3.2. 2023 年での利用頻度との関係

性別との関係を示したものが、図 6-50 である。これも前項の図 6-33 と同様に、男性だから、あるいは女性だからということに起因して鉄道や路線バスの利用頻度が顕著に多い、とはいえなさそうである。

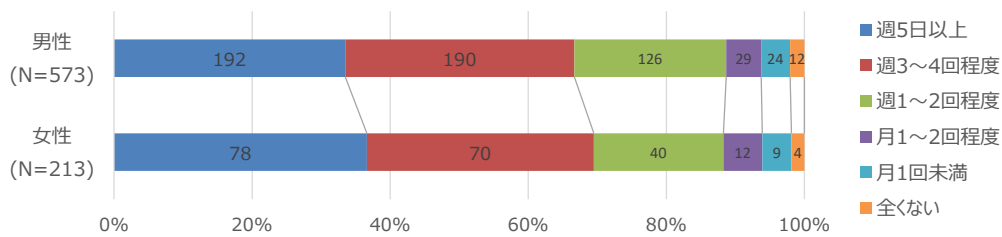


図 6-50 性別と 2023 年での利用頻度の関係

世帯収入との関係を示したものが、図 6-51 である。これも前項の図 6-34 と同様に、世帯収入のみでは関係性を断定するのは早計だろう。

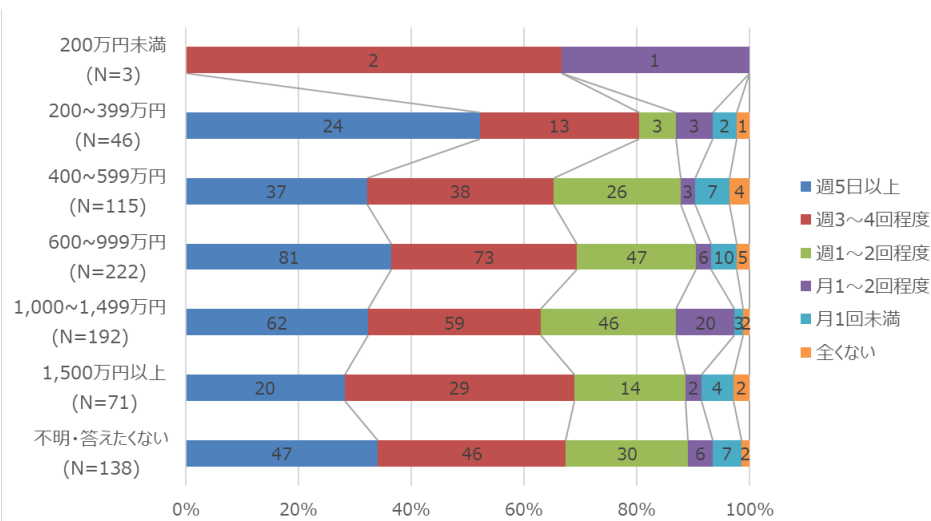


図 6-51 世帯収入と 2023 年での利用頻度の関係

年齢層との関係を示したものが、図 6-52 である。週 3~4 回以上の利用頻度に注目すると、年齢層が高いほど鉄道や路線バスの利用頻度が少なくなる傾向にあるようにも見受けられるが、前項での図 6-35 と同様に、明確で顕著な傾向とまでは言いきれないだろう。

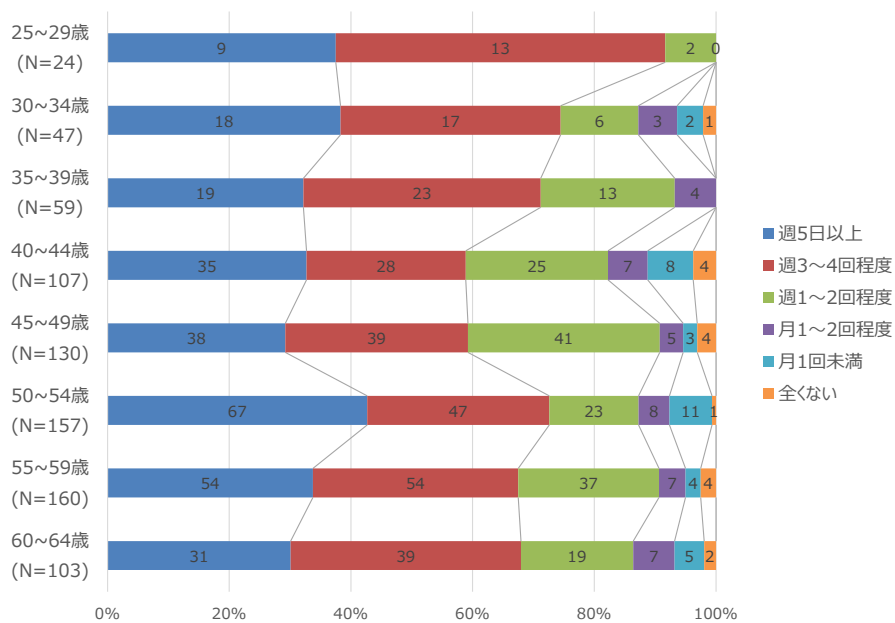


図 6-52 年齢層と 2023 年での利用頻度の関係

同居者との関係を示したものが、図 6-53 である。これも前項での図 6-36 と同様に、小学生以下の子供と同居している場合には、やや利用頻度としては少なくなる傾向にあるように捉えられる。

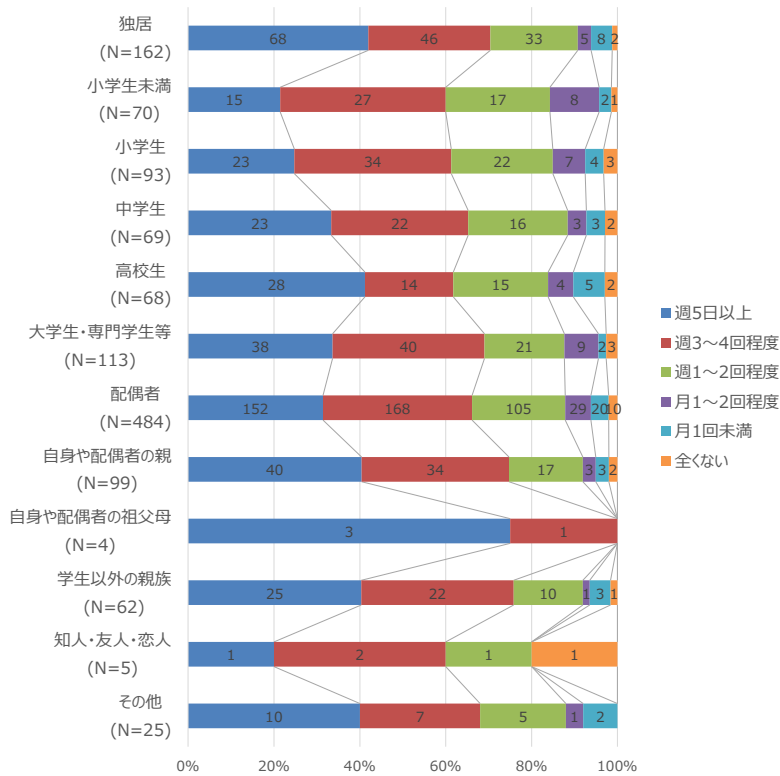


図 6-53 同居者と 2023 年での利用頻度の関係

自動車保有台数との関係を示したものが、図 6-54 である。前項での図 6-37 と同様に、自動車保有台数が多いほど、利用頻度は少なくなるというような関係はなさそうである。

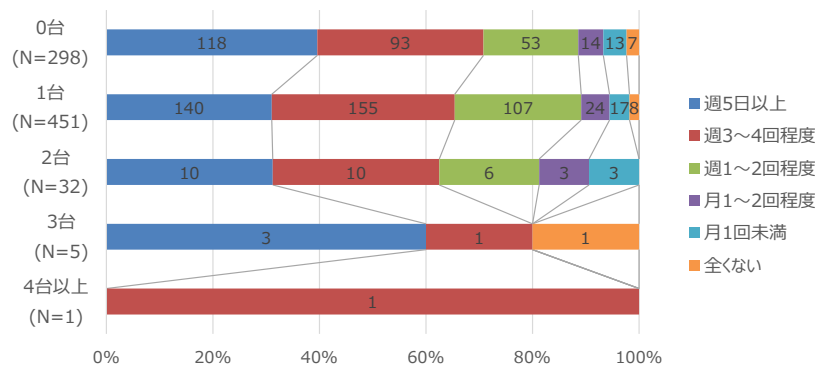


図 6-54 自動車保有台数と 2023 年での利用頻度の関係

職業との関係を示したものが、図 6-55 である。前項での図 6-38 と同様に、会社勤務と公務員・教職員などとの間に差が生じているのは変わらないが、このサンプルは 2021 年に週 5 回以上の利用頻度だった人は除いているため、後者に該当するサンプル数が少ない点には、

留意が必要である。加えて、このサンプルでは、会社勤務の中でも一般社員と管理職の間に差が生じていることも見て取れ、管理職である会社勤務の人は一般職である会社勤務の人よりも、鉄道や路線バスの利用頻度がやや多いと捉えられる。

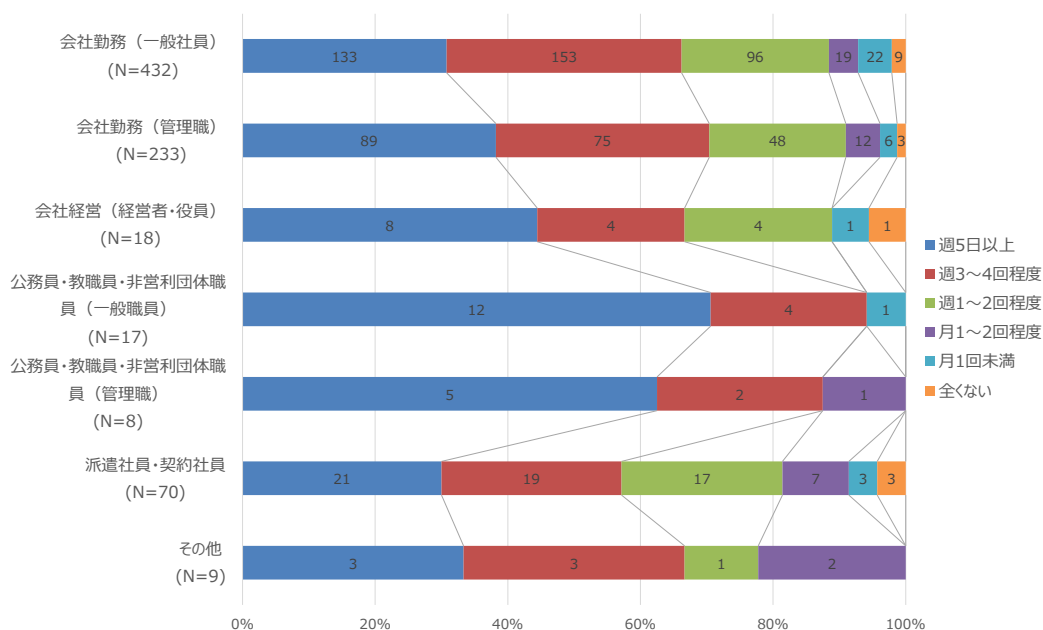


図 6-55 職業と 2023 年での利用頻度の関係

勤務先の企業規模との関係を示したものが、図 6-56 である。前項での図 6-39 と比較すると、1,001 人以上とそれ未満の間での差がいささか縮まっているように見受けられる。これは、第 1 章でも述べた、1,001 人以上の勤務先のテレワーク率の減少、すなわち、昨今のテレワークからオフィス勤務へと回帰する動きに一致しているといえる¹²⁾。

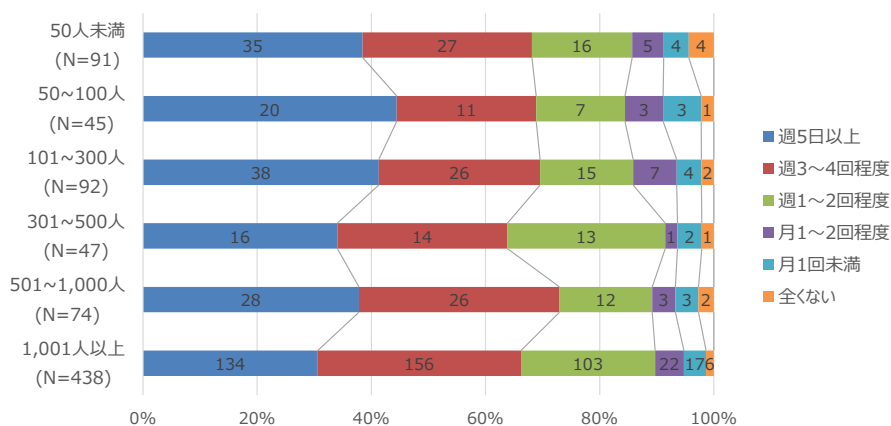


図 6-56 勤務先の企業規模と 2023 年での利用頻度の関係

業種との関係を示したものが、図 6-57 である。業種ごとの傾向としては、概ね前項での図 6-40 と同様であるが、利用頻度が少ないといえる業種として、学術研究・専門・技術サービス業に従事する人の利用頻度は、図 6-40 にみられるほど少ない利用頻度の偏りはないようである。すなわち、2021 年 8～10 月頃には利用頻度が減少した後、2023 年 10 月にはある程度利用が回復する人が多かったといえ、前章での分析における「弾性的」な人が該当するものと推察される。反対に、残りの製造業や情報通信業に従事する人は、引き続き週 3～4 回以下に減少している割合が多く、前章での分析における「塑性的」な人が該当するものと推察される。

一方で、利用頻度が多いといえる業種として、医療・福祉や公務については、2021 年 8～10 月頃で週 5 回以上だったが故に、この集計では母数が極めて少ないものの、2023 年 10 月で週 5 日以上の利用頻度である人が多いことは変わらない。加えて、生活関連サービス業・娯楽業に従事する人の中で、利用頻度の割合が多くなっていることが見て取れる。この業種には、洗濯業や理容業の他、旅行業や劇場、スポーツ施設、遊戯場などでの業務が含まれており、様々な自粛や規制の緩和とそれに伴う施設や興行の需要の回復が、こうした「弾性的」な利用頻度の変化の要因であると推察される。

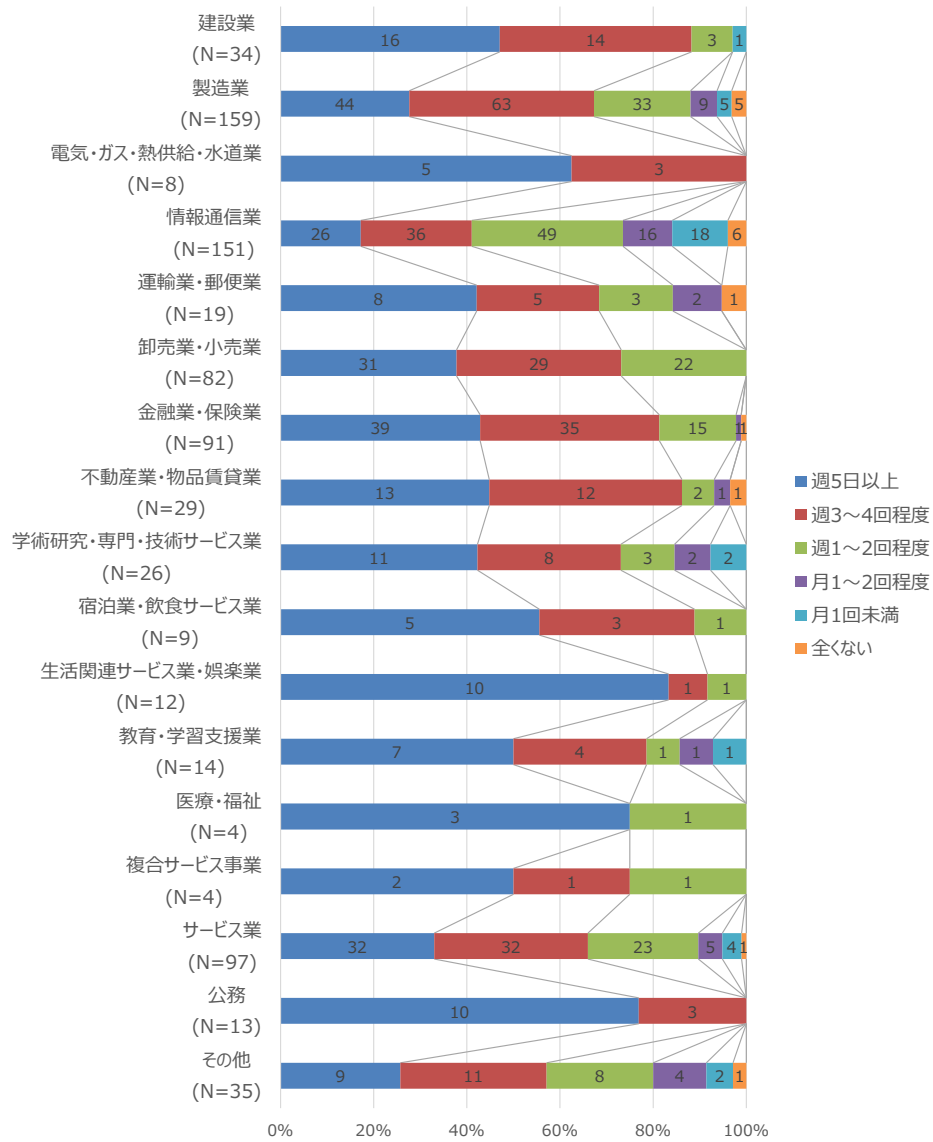


図 6-57 業種と 2023 年での利用頻度の関係

通勤手当との関係を示したものが、図 6-58 である。これも前項の図 6-41 と同様に、通勤手当の有無が利用頻度に直結しているという関係性は、断定すべきではないだろう。

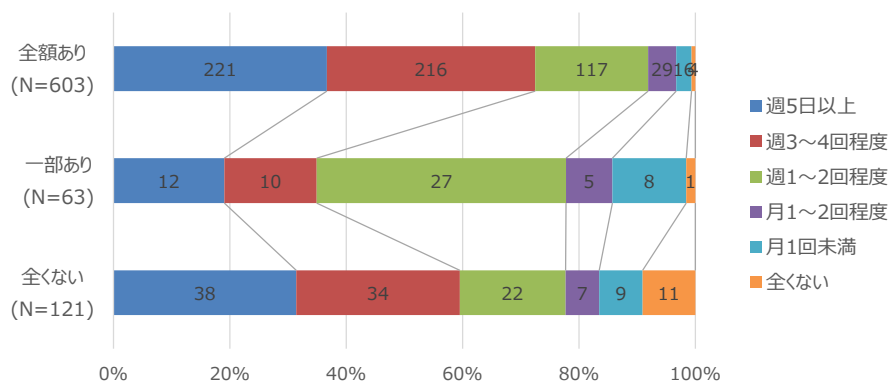


図 6-58 通勤手当と 2023 年での利用頻度の関係

利用券種の変化との関係を示したものが、図 6-59 である。2019 年 10 月頃も 2023 年も通勤定期を利用していただる人に着目すると、2021 年 8~10 月頃に利用頻度が少なくなった中で、2023 年 10 月も通勤定期であることと、利用頻度が弾力的に戻ることは、必ずしも直結しないようである。これは、前項での図 6-42 と同様の要因であると考えられる。

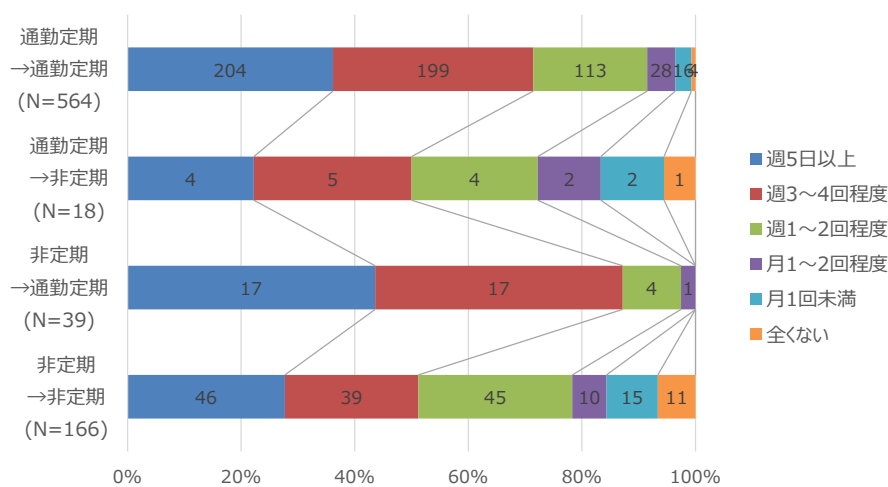


図 6-59 利用券種の変化と 2023 年での利用頻度の関係

出社よりもテレワークを行いたいこととの関係を示したものが、図 6-60 である。傾向としては前項での図 6-43 と変わらないようであり、テレワークを行いたいと思っているほど、鉄道や路線バスの利用頻度としては少なくなる傾向にあるといえる。反対に、そうは思っていないも、実際には週 5 日以上の利用頻度であるような人がいるのも事実であり、致し方なく出社している人も少なからずいることが、2023 年 10 月においても窺える。

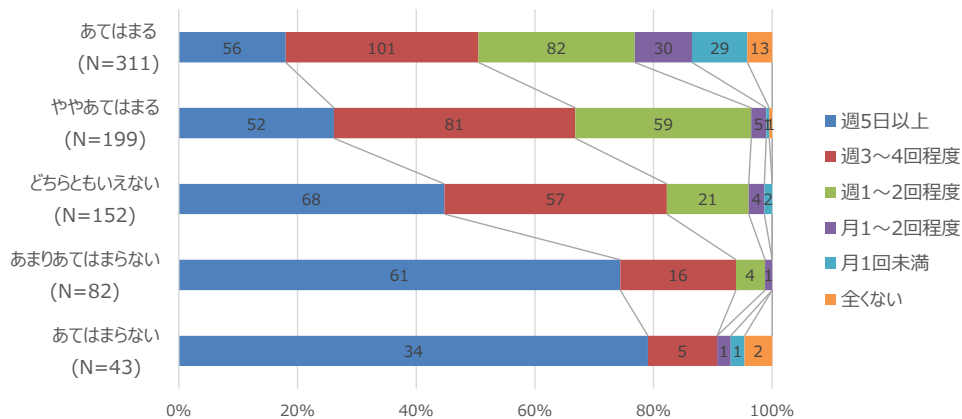


図 6-60 出社するよりもテレワークを行いたいことと 2023 年での利用頻度の関係

鉄道や路線バスを利用する際の不安感との関係を示したものが、図 6-61 である。前項での図 6-44 と同様に、不安を感じているほど、鉄道や路線バスの利用頻度としては少なくなる傾向にあるといえる。しかし、回答選択肢間で利用頻度の割合の違いが縮小しているように見て取れる。これには、図 6-26 で示したように、全体的には不安を覚える人自体が減っていることから、その分の変化として不安を覚えていようがいが、他の要素や事情が利用頻度に影響を及ぼしている可能性があることが考えられる。

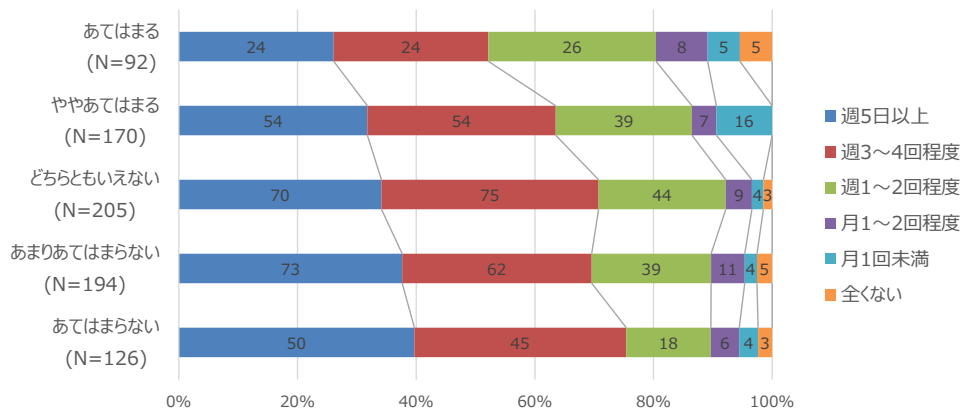


図 6-61 鉄道や路線バスを利用する際の不安感と 2023 年での利用頻度の関係

通勤途中に寄り道して行う用事を控えることとの関係を示したものが、図 6-62 である。前項の図 6-45 とは異なり、あてはまるという回答以外で、回答選択肢間で利用頻度の割合の違いがあまりないように見て取れる。これには、先の図 6-61 と同様、図 6-28 で示したように、全体的には寄り道しての用事を控えたいと思っている人自体が減っていることから、その分の変化としてそう思っていようがいが、他の要素や事情が利用頻度に影響を及

ぼしている可能性があることが考えられる。

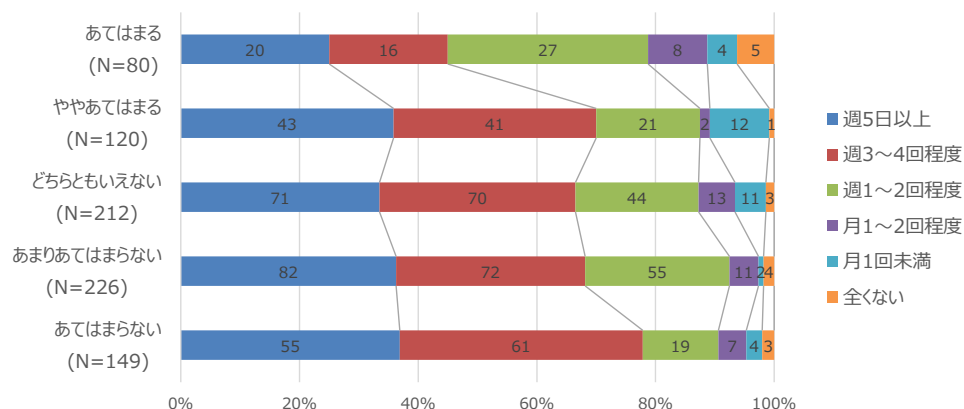


図 6-62 通勤途中に寄り道して行う用事を控えることと 2023 年での利用頻度の関係

用事は居住の区内で済ませたいと思うということとの関係を示したものが、図 6-63 である。先の図 6-61 や図 6-62 と同様に、回答選択肢間で利用頻度の割合の違いがあまりないように見て取れる。

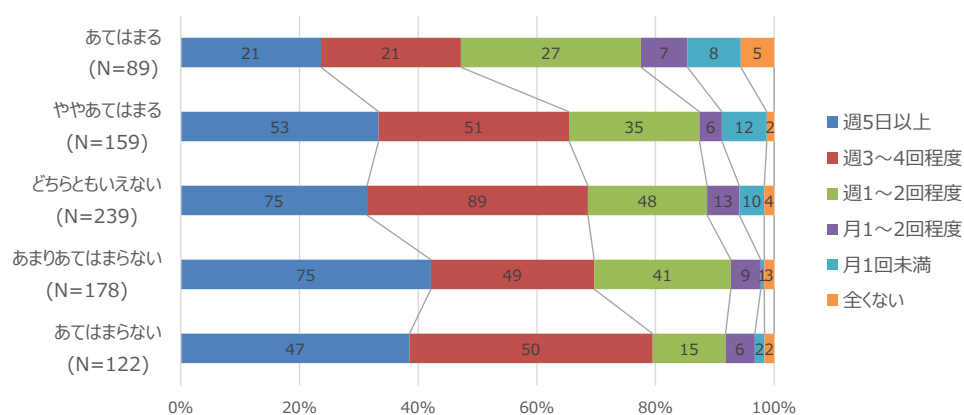


図 6-63 用事は居住の区内で済ませたいと思うことと 2023 年での利用頻度の関係

テレワークよりも出社の方が推奨されているかということとの関係を示したものが、図 6-64 である。これより、勤務先が出社を推奨しているほど、鉄道や路線バスの利用頻度としては多くなる傾向にあるといえ、傾向としては図 6-47 と変わっていないようである。

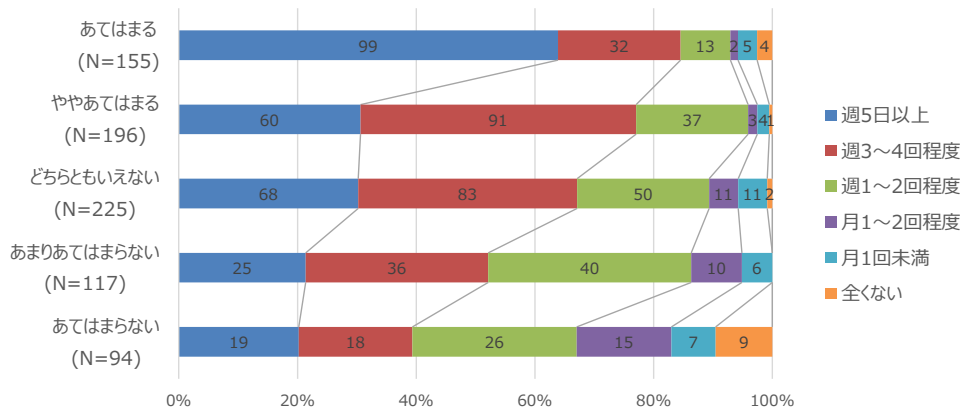


図 6-64 テレワークよりも出社することの推奨と 2023 年の利用頻度の関係

COVID-19 の感染状況によって、出社かテレワークか柔軟に選択できるかということとの関係を示したものが、図 6-65 である。前項での図 6-48 と同様の傾向にあることが窺え、それらを柔軟に選択できる人ほど、鉄道や路線バスの利用頻度としては少なくなる傾向にあり、反対にそれらを柔軟に選択できない人ほど、利用頻度としては多くなる傾向にあるといえる。

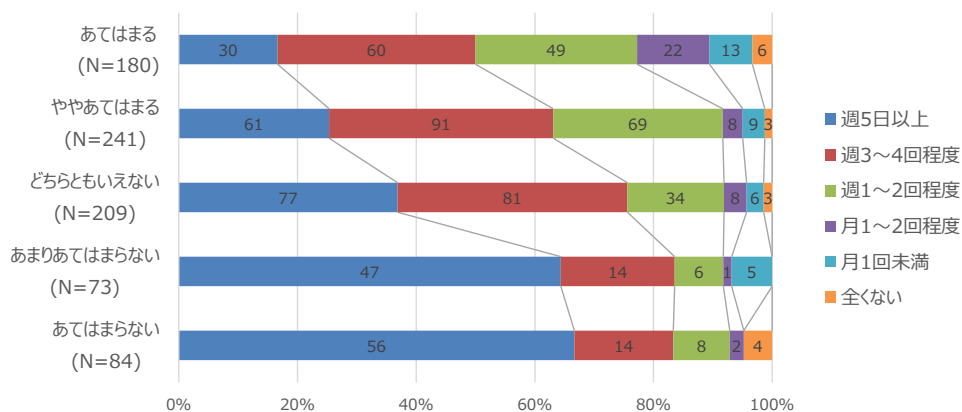


図 6-65 COVID-19 の感染状況による出社かテレワークかの柔軟な選択と 2021 年の利用頻度の関係

出社しなければ行えない業務の多さとの関係を示したものが、図 6-66 である。これも前項での図 6-49 と同様の傾向にあることが窺え、オフィスでの決裁や手続きなど、出社しなければ行えない業務があるほど、鉄道や路線バスの利用頻度としては多くなる傾向にあるといえる。

以上の企業規範や働き方に関する設問とその回答から、前項と同様に、それらが個人自身の考えや思いとは別に、人々の行動やその結果としての鉄道や路線バスの利用に繋がって

いるものと想定される。

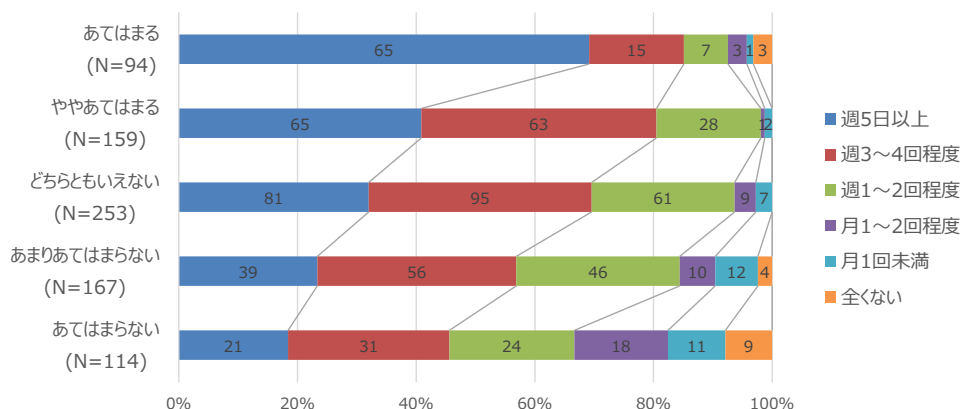


図 6-66 出社しなければ行えない業務の多さと 2023 年の利用頻度の関係

6.4. 利用頻度の変化の要因

前節で整理した個人属性や職業状態，ならびに個人の意向，企業規範や働き方に関する事項と，2021 年および 2023 年での鉄道や路線バスの利用頻度との関係を基に，本節では定量的な分析として共分散構造分析を行う．これにより，図 6-43 から図 6-49 や図 6-60 から図 6-66 に取りまとめた Web アンケート調査の結果から，「移動に対する個人の意向」や「企業規範や働き方」という構成概念としての潜在変数を導き出し，それと個人属性や職業状態といった客観的な事実との，利用頻度の変化に対する影響の程度や因果関係を明らかにできることが期待される．そして，第 3 章から第 5 章に示したような利用の変化の背後に存在する，個人の主観的な意識や多様な事情の把握を行う．

潜在変数は，個人の意向や，企業規範や働き方の問いに対する回答を基に構成する．すなわち，「移動に対する個人の意向」という潜在変数は，回答者自身の思いや考えとして，テレワークを行いたいのか，通勤目的で鉄道や路線バスを利用することに不安を感じるか，買い物や通勤，飲食など，通勤途中で寄り道して行く用事を控えたいか，そうした用事は近場で済ませたいかという 4 項目から構成される．また，「企業規範や働き方」という潜在変数は，回答者の意思ではどうしようもできない外的な要素として，出社することが求められているか，出社とテレワークを柔軟に選択できるか，出社しなければ行えない業務が多いかという 3 項目から構成される．

そして，これらにはそれぞれ，「あてはまる」から「あてはまらない」までの 5 段階のカテゴリーで回答してもらっており，分析に際しては「あてはまる」を 5，「あてはまらない」を 1 という順序尺度とみなして扱う．共分散構造分析を行うにあたっては，離散的な順序尺度を扱うことに様々な議論はあるものの，行った Web アンケート調査でも採用した 5 件法であれば，連続変数とみなしても大きな損失は無いといわれていることから¹⁴⁵⁾，このよう

な処理の上で共分散構造分析を行うことには、特段差し支えないものと判断した。

分析には SPSS AMOS 25 を用い、最尤法により推定を行う。モデルの構築にあたっては、個人の意向、企業規範や働き方が鉄道や路線バスの利用頻度に影響を及ぼすという構造について、検証的に分析を行う。また、その他の個人属性や職業状態が鉄道や路線バスの利用頻度に影響を及ぼすという構造は、前節の集計結果を土台として、出力された数値や統計的な有意性といった観点から、探索的に分析を行う。この因果構造に関する仮説を、図 6-67 に示す。そして、最終的なモデルの決定には、分析結果として相応しいと考えられるモデル、具体的には、推定されたパス係数の正負や因果構造についての論理的説明が可能なもの、パス係数の推定値に統計的な有意性が認められるもの、モデルの適合度が一般に用いられている経験的な基準に見合うものなどの要素を鑑みたモデルを採用する。

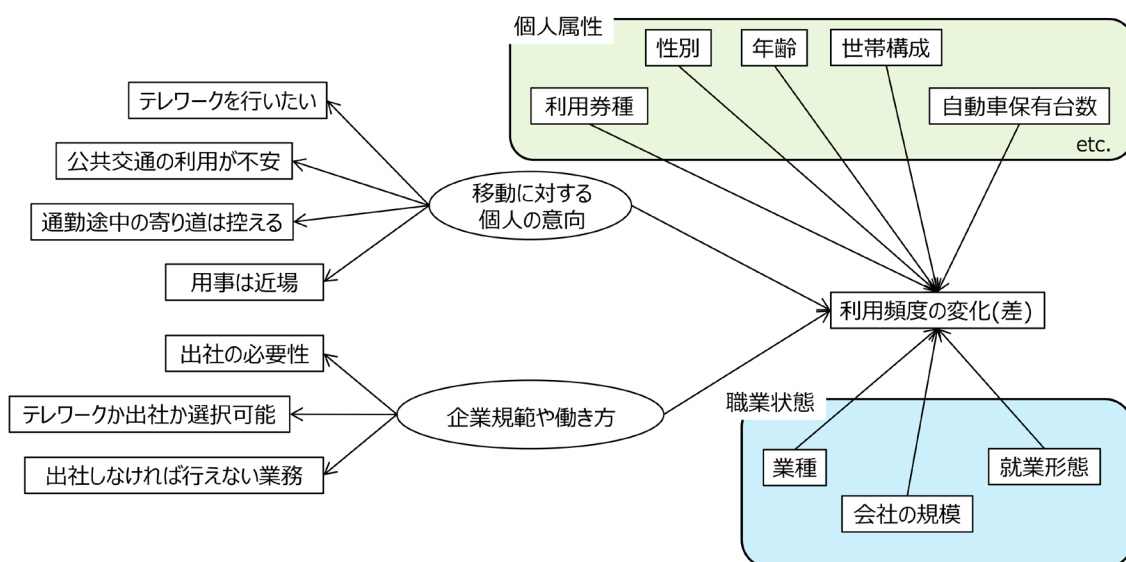


図 6-67 因果構造の仮説

なお、利用頻度の変化として、2 か年間の利用頻度の差を考える。具体的には、2021 年における変化であれば、2021 年 8～10 月頃の鉄道や路線バスの利用頻度から、2019 年 10 月頃の利用頻度の差、2023 年における変化であれば、2023 年 10 月の鉄道や路線バスの利用頻度から、2019 年 10 月頃の利用頻度の差である。そして、Web アンケート調査の選択肢のままであれば、カテゴリーで等間隔な尺度となっているが、これに数値的な意味を持たせることを意図し、鈴木ら⁵⁴⁾と同様の考え方に則り、利用頻度に関する月当たりの回数の換算を行う。この換算の対応表を表 6-4 に示す。すなわち、例えば 2019 年には週 5 回以上の利用頻度だった人が、2021 年には週に 1～2 回程度の利用頻度に変化した人ならば、その利用頻度の変化は、 $6 - 20 = -14$ (回/月)となる。

表 6-4 利用頻度に関する月換算対応表

回答選択肢	月換算後頻度(回)
週に5回以上	20
週に3~4回	14
週に1~2回	6
月に1~2回	2.5
年に数回以下	0.2
まったくない	0

6.4.1. 2021 年における変化を表す構造方程式モデル

2019年に鉄道や路線バスを週5回以上使っていた1,204人を分析対象のサンプルとして、得られた構造方程式モデルのパス図（各パス係数は標準化推定値）を図 6-68 に、推定されたパス係数の詳細を表 6-5 にそれぞれ示す。表 6-5 より、いずれの推定値も、有意水準 1% で統計的に有意である。また、モデルの主な適合度としては、 $\chi^2=468.409$, GFI=0.936, AGFI=0.901, CFI=0.902, RMSEA=0.082, AIC=522.409 であった。このうち、RMSEA については、一般にその値が 0.05 以下であれば当てはまりは良く、0.1 以上であれば当てはまりは悪いと判断されるが¹⁴⁵⁾、RMSEA の値からは当てはまりが悪いとはいえないこと、その他の指標は経験的な基準値を超えていることから、推定された構造方程式モデルの妥当性としては、問題無いものと考えられる。

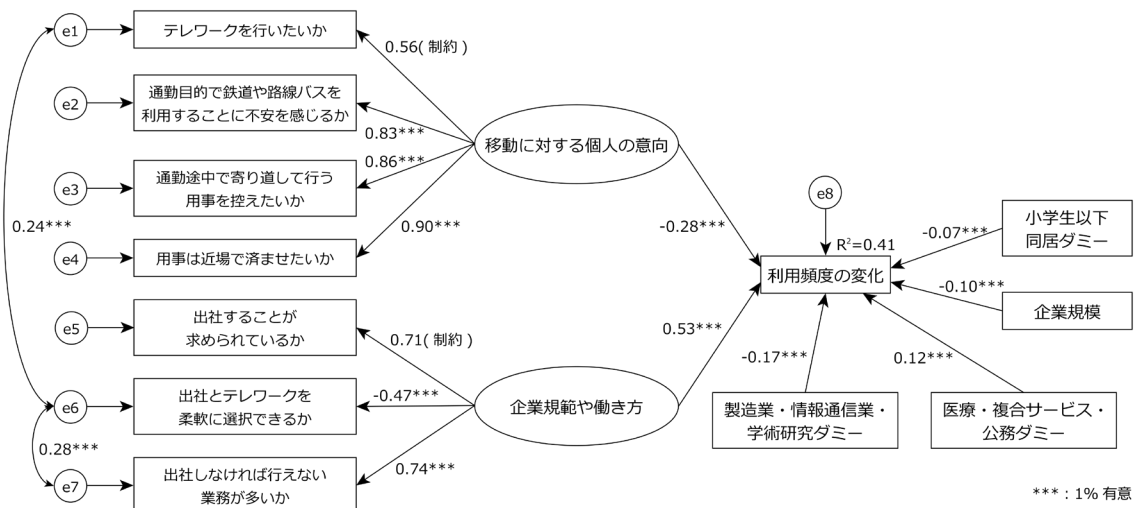


図 6-68 2021 年における利用頻度の変化に関するパス図

表 6-5 2021 年における利用頻度の変化に関するパス係数

		非標準化推定値	標準化推定値	標準誤差	検定統計量
利用頻度の変化	<- 移動に対する個人の意向	-2.69	-0.28	0.27	-10.14***
利用頻度の変化	<- 企業規範や働き方	3.72	0.53	0.23	16.09***
利用頻度の変化	<- 製造業・情報通信業・学術研究ダミー	-2.50	-0.17	0.35	-7.08***
利用頻度の変化	<- 医療・複合サービス・公務ダミー	3.71	0.12	0.72	5.16***
利用頻度の変化	<- 小学生以下同居ダミー	-1.32	-0.07	0.46	-2.88***
利用頻度の変化	<- 企業規模	-0.02	-0.10	0.00	-4.37***
テレワークを行いたい	<- 移動に対する個人の意向	1.00	0.56	—	—
通勤目的で鉄道や路線バスを利用することに不安を感じるか	<- 移動に対する個人の意向	1.41	0.83	0.07	20.52***
通勤途中で寄り道して行う用事を控えたいか	<- 移動に対する個人の意向	1.42	0.86	0.07	20.90***
用事は近場で済ませたいか	<- 移動に対する個人の意向	1.45	0.90	0.07	21.23***
出社することが求められているか	<- 企業規範や働き方	1.00	0.71	—	—
出社とテレワークを柔軟に選択できるか	<- 企業規範や働き方	-0.63	-0.47	0.06	-11.31***
出社しなければ行えない業務が多いか	<- 企業規範や働き方	0.96	0.74	0.06	15.32***

*** : 1%有意

はじめに、一定程度のパス係数を以て、有意に利用頻度の変化に影響を及ぼす観測変数は、業種の分類のうち、製造業や情報通信業、学術研究・専門・技術サービス業に該当する場合に 1 としたダミー変数である「製造業・情報通信業・学術研究ダミー」、同じく業種の分類のうち、医療・福祉や複合サービス事業、公務に該当する場合に 1 としたダミー変数である「医療・複合サービス・公務ダミー」、小学生以下の子供と同居している場合に 1 としたダミー変数である「小学生以下同居ダミー」、企業の従業員数を表す「企業規模」の 4 つであった。これらは、前節の基礎集計で示した図 6-36 や図 6-39、図 6-40 における傾向を参考に設定した。なお、企業規模については、第 3 節第 1 項で集計したようにカテゴリカルな選択肢として尋ねたが、その数値は等間隔で線形的な尺度ではないと考えられるため、主に階級値を採用して、50 人未満を 5、50～100 人を 7.5、101～300 人を 20、301～500 人を 40、501～1,000 人を 75、1,001 人以上を 100 と重み付けして変数とした。

これらの観測変数の符号について、「医療・複合サービス・公務ダミー」は正に、その他 3 つの変数は負と推定された。したがって、医療や複合サービス、公務に従事する人であれば、利用頻度の変化が正に大きくなるといえる。そして、この分析では 2019 年 10 月頃には週 5 回以上の利用頻度だった人に着目しているため、そうした業種に従事する人は、2021 年 8～10 月頃でも週 5 回以上の利用頻度にあまり変化が生じない傾向にあるといえる。反対に、製造業や情報通信業、学術研究・専門・技術サービス業に従事する人は、利用頻度の変化が負に大きくなるといえ、すなわち 2019 年 10 月頃には週 5 回以上の利用頻度であっても、そうした業種に従事する人は、2021 年 8～10 月頃ではそれ未満の利用頻度に減少する傾向にあるといえる。こうした業種間の差異は、テレワークの実施可能性に結び付いているものと考えられ、例えば、前章における B 駅の駅前に所在する巨大 IT 企業のように、完全なテレワークを推奨される業種もあれば、COVID-19 への対応として医療現場で尽力する

業種もあることが、如実に反映されているものと考えられる。

また、この他の観測変数である「小学生以下同居ダミー」が負に作用する背景として、通勤しないことは出社することによる家庭内感染、とりわけ子供への感染リスクやその不安¹⁴⁶⁾を回避する手立ての一つである可能性が考えられる。したがって、小学生以下の子供と同居している人は、利用頻度の変化が負に大きくなる、すなわち 2021 年 8~10 月頃では週 5 回未満の利用頻度に減少する傾向にあるといえる。

「企業規模」については、前節でも述べたが、テレワークを導入するために必要な環境整備やシステム構築を行う余裕がある分、日本生産性本部の調査の報告¹²⁾にあるように、大企業ほどテレワーク率は比較的高い傾向にあることが、そのまま表れているものと考えられる。したがって、規模が大きい企業に働いている人は、利用頻度の変化が負に大きくなる、すなわち 2021 年 8~10 月頃では週 5 回未満の利用頻度に減少する傾向にあるといえる。

次に、潜在変数の構成について、「移動に対する個人の意向」を強く表している観測変数は、パス係数の値から、用事は近場で済ませたいかという項目であり、これと同程度に、通勤途中で寄り道して行う用事を控えたいか、通勤目的で鉄道や路線バスを利用することに不安を感じるかという項目が続いた。また、潜在変数を構成する各観測変数とも、潜在変数からのパス係数が正であるため、いずれの項目に対しても「あてはまる」と回答するほど、「移動に対する個人の意向」は正に大きくなる。そして、この潜在変数から利用頻度の変化に対するパス係数は負であることから、「移動に対する個人の意向」が大きい、具体的には、テレワークを行いたい、通勤目的で鉄道や路線バスを利用することに不安を感じる、通勤途中で寄り道して行う用事を控えたい、用事や近場で済ませたいという意向を持っている人は、利用頻度の変化が負に大きくなる、すなわち 2021 年 8~10 月頃では週 5 回未満の利用頻度に減少する傾向にあるといえる。

もう一つの潜在変数である「企業規範や働き方」を強く表している観測変数は、出社しなければ行えない業務が多いかという項目であり、これと同程度に、出社することが求められているかという項目が挙げられる。また、この潜在変数から各観測変数へのパスで、出社することが求められているかという観測変数と、出社しなければ行えない業務が多いかという観測変数に対しては正に、出社とテレワークを柔軟に選択できるかという観測変数に対しては負になっていることから、前者の 2 つの項目に対して「あてはまる」と回答するほど、「企業規範や働き方」は正に大きくなり、逆に後者の項目に対して「あてはまらない」と回答するほど、「企業規範や働き方」は正に大きくなる。そして、この潜在変数から利用頻度の変化に対するパス係数は正であることから、「企業規範や働き方」が大きい、具体的には、出社することが求められている、出社とテレワークを柔軟に選択できない、出社しなければ行えない業務が多いという企業規範や働き方の人は、利用頻度の変化が正に大きくなる、すなわち 2021 年 8~10 月頃でも週 5 回以上の利用頻度にあまり変化が生じない傾向にあるといえる。

続けて、利用頻度の変化に対するパス係数の絶対値の大小を比較すると、「企業規範や働

き方」からのパス係数の絶対値が 0.53 と最大になった。その次に大きいのは、「移動に対する個人の意向」からのパス係数の絶対値が 0.28 と、およそ半分程度の大きさとなっている。他、個人属性や職業状態を表す各観測変数からのパス係数の絶対値は 0.10 前後となっており、およそ 8 分の 1 から 3 分の 1 程度の大きさであった。このことから、2021 年 8～10 月頃の利用頻度の変化に影響を及ぼす要因としては、「企業規範や働き方」が支配的であることが分かり、逆説的に述べると、COVID-19 の流行を契機としたこの頃の鉄道や路線バスの利用頻度の変化は、個人の意向に基づいた合理的な選択行動による帰結とは言いきれない状態にあるものと解釈できる。

なお、潜在変数間の因果や相関の関係性も試みたものの、いずれの場合もパス係数の値が 0 に近くなり、有意性からも統計的に信頼できる結果にはならなかった。このことから、「移動に対する個人の意向」と「企業規範や働き方」という潜在変数同士は、互いに独立なものと仮定した上で分析を行った。すなわち、例えば「移動に対する個人の意向」に「企業規範や働き方」が影響を及ぼすといった因果関係や、「移動に対する個人の意向」が大きいほど「企業規範や働き方」も大きいといった相関関係は考慮していない。

また、探索的に試みた過程で採り入れた個人属性として、年齢や性別、職業（一般社員・職員か管理職か）なども検討したものの、いずれの場合もパス係数の値が 0 に近くなり、有意性からも統計的に信頼できる結果にはならなかったため、分析からは除外した。但し、本節で用いたサンプルの範疇で、パス係数が 0 ではないという帰無仮説が棄却されなかっただけであり、例えば第 3 章から第 5 章までの分析で、駅単位で性・年齢層別に傾向を確認したように、よりミクロな範囲を対象とした分析を行うと、別の要因が異なる影響力を持っている可能性が大いにある点には、留意が必要である。

6.4.2. 2023 年における変化を表す構造方程式モデル

前節で述べたように、2019 年も 2021 年も継続して週 5 回以上だった人は、特段状態が変わっていない可能性が高いと考えられるため、2023 年での利用頻度の変化の分析対象から除外することとする。したがって、本項では、2019 年に鉄道や路線バスを週 5 回以上使っていた、かつ 2021 年に週 3～4 回程度以下に利用頻度が減少した人として、787 人を分析対象のサンプルとする。

得られた構造方程式モデルのパス図（各パス係数は標準化推定値）を図 6-69 に、推定されたパス係数の詳細を表 6-6 にそれぞれ示す。表 6-6 より、多くの推定値では、有意水準 1% で統計的に有意であり、その他の推定値も、5%ないしは 10%で統計的に有意である。また、モデルの主な適合度としては、 $\chi^2=321.502$ 、GFI=0.935、AGFI=0.901、CFI=0.886、RMSEA=0.082、AIC=375.502 であった。このうち、CFI の値については、0.9 以上が一つの基準として知られているものの¹⁴⁵⁾、今回の分析ではそれを下回っている。しかし、特定の適合度指標の値が芳しくないからといって、推定されたモデルが使い物にならないことは意味しないと同時に、その他の指標としては概ね良好な値であり、決して当てはまりが悪い

とはいえないことから、推定された構造方程式モデルの妥当性としては、適切であると判断する。

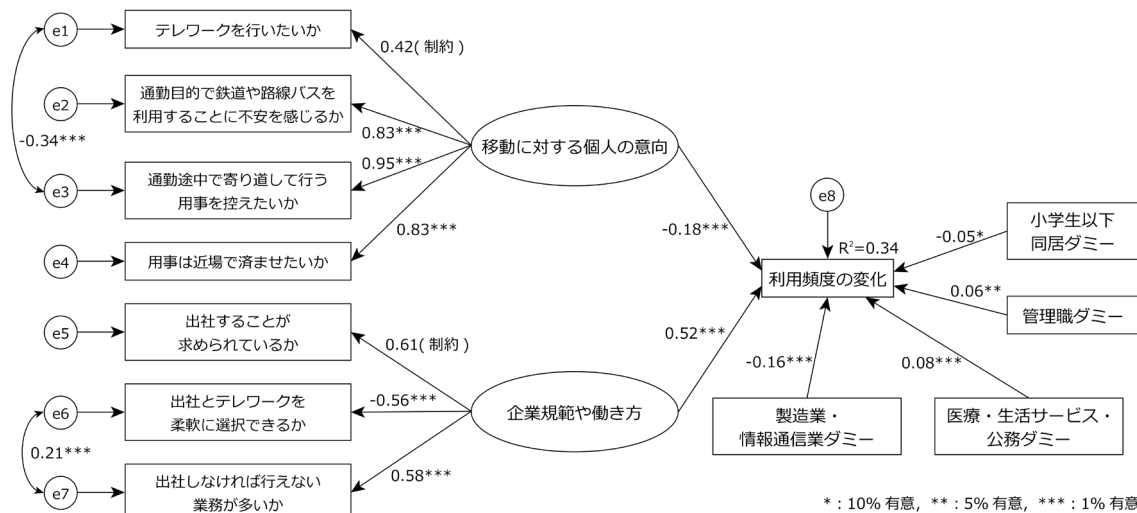


図 6-69 2023 年における利用頻度の変化に関するパス図

表 6-6 2023 年における利用頻度の変化に関するパス係数

		非標準化推定値	標準化推定値	標準誤差	検定統計量
利用頻度の変化	<- 移動に対する個人の意向	-2.36	-0.18	0.46	-5.16***
利用頻度の変化	<- 企業規範や働き方	4.32	0.52	0.42	10.28***
利用頻度の変化	<- 製造業・情報通信業ダミー	-2.12	-0.16	0.41	-5.19***
利用頻度の変化	<- 医療・生活サービス・公務ダミー	2.75	0.08	1.06	2.59***
利用頻度の変化	<- 小学生以下同居ダミー	-0.87	-0.05	0.52	-1.67*
利用頻度の変化	<- 管理職ダミー	0.86	0.06	0.43	1.99**
テレワークを行いたいか	<- 移動に対する個人の意向	1.00	0.42	—	—
通勤目的で鉄道や路線バスを利用することに不安を感じるか	<- 移動に対する個人の意向	2.05	0.83	0.19	10.99***
通勤途中で寄り道して行う用事を控えたいか	<- 移動に対する個人の意向	2.30	0.95	0.21	12.70***
用事は近場で済ませたいか	<- 移動に対する個人の意向	2.00	0.83	0.18	10.98***
出社することが求められているか	<- 企業規範や働き方	1.00	0.61	—	—
出社とテレワークを柔軟に選択できるか	<- 企業規範や働き方	-0.89	-0.56	0.11	-8.39***
出社しなければ行えない業務が多いか	<- 企業規範や働き方	0.90	0.58	0.11	8.52***

*: 10%有意, **: 5%有意, ***: 1%有意

はじめに、一定程度のパス係数を以て、有意に利用頻度の変化に影響を及ぼす観測変数は、業種の分類のうち、製造業や情報通信業に該当する場合に1としたダミー変数である「製造業・情報通信業ダミー」、同じく業種の分類のうち、医療・福祉や生活関連サービス産業・娯楽業、公務に該当する場合に1としたダミー変数である「医療・生活サービス・公務ダミー」、小学生以下の子供と同居している場合に1としたダミー変数である「小学生以下同居ダミー」、ならびに会社勤務や公務員・教職員・非営利団体職員で、管理職に該当する場合

に1としたダミー変数である「管理職ダミー」の4つであった。これらは、前節の基礎集計で示した図6-53や図6-55、図6-57における傾向を参考に設定した。

これらの観測変数の符号について、「医療・複合サービス・公務ダミー」と「管理職ダミー」は正に、「製造業・情報通信業ダミー」と「小学生以下同居ダミー」は負と推定された。したがって、医療や生活関連サービス、公務に従事する人や、管理職の立場にある人であれば、利用頻度の変化が正に大きくなるといえる。そして、この分析では2019年10月頃には週5回以上の利用頻度だった、かつ2021年8~10月頃には週3~4回程度以下に利用頻度が減少した人に着目しているため、そうした職業や業種に従事する人は、2021年8~10月頃に減少したとしても、鉄道や路線バスの利用頻度が、2023年10月には2019年10月頃の水準に戻りやすい傾向にあることを示している。反対に、製造業や情報通信業に従事する人は、利用頻度の変化が負に大きくなるといえ、すなわち2023年10月には2019年10月頃の水準に比べて利用頻度が減少するか、2021年8~10月頃に減少した水準以上に、さらに利用頻度が減少する傾向にあることを示している。こうした業種間の差異は、前項で述べた背景と相違がないものと考えられる。但し、2023年10月では、前節での図6-57の集計にあるように、学術研究・専門・技術サービス業に従事する人の利用の回復があるものとみられ、個々の業種自体に一層の変化があったものと考えられる。

また、この他の観測変数である「小学生以下同居ダミー」が負に作用するロジックとしては前項と同様であると考えられる。すなわち2021年8~10月頃に鉄道や路線バスの利用頻度が減少した人のうち、小学生以下の子供と同居している人は、2019年10月頃の水準と比べて利用頻度が回復せず、2023年10月では週5回未満の利用頻度に減少する傾向にあるといえる。

「管理職ダミー」が正に作用する背景については、一般社員に比べて出社しなければならない業務が多いものと考えられる。日本生産性本部の調査¹⁴⁷⁾でも、直近1週間の勤め先への出勤日数が0日と回答した管理職の割合は、直近3か月にテレワークを実施した一般社員よりも10%以上低くなっている。そして、テレワークで働くときの課題かつ解決していない事項として、押印の廃止や決裁手続きのデジタル化、職場に行かないと閲覧できない資料・データのネット上での共有化が多く挙げられていることから、管理職であるが故に、致し方なく出社している場面があるものと推察される。

次に、潜在変数の構成について、「移動に対する個人の意向」を強く表している観測変数は、パス係数の値から、通勤途中で寄り道して行う用事を控えたいかという項目であり、これと同程度に、用事は近場で済ませたいか、通勤目的で鉄道や路線バスを利用することに不安を感じるかという項目が続いた。また、潜在変数を構成する各観測変数とも、潜在変数からのパス係数が正であるため、いずれの項目に対しても「あてはまる」と回答するほど、「移動に対する個人の意向」は正に大きくなる。そして、この潜在変数から利用頻度の変化に対するパス係数は負であることから、「移動に対する個人の意向」が大きい、具体的には、テレワークを行いたい、通勤目的で鉄道や路線バスを利用することに不安を感じる、通勤途中

で寄り道して行く用事を控えたい、用事や近場で済ませたいという意向を持っている人は、利用頻度の変化が負に大きくなる、これらは前項で示した 2021 年における変化と同様であり、2023 年 10 月には 2019 年 10 月の水準に比べて利用頻度が減少するか、2021 年 8~10 月頃に減少した水準以上に、さらに利用頻度が減少する傾向にあることを示している。但し、各観測変数と潜在変数の関係から、テレワークを行いたいことと「移動に対する個人の意向」との結びつきは、前節での分析結果に比べて弱くなっているといえ、分析対象とした回答者間の性質による違い、あるいは回答者内での意向の経年的な変化がその原因の可能性であると考えられる。

もう一つの潜在変数である「企業規範や働き方」を強く表している観測変数は、入社とテレワークを柔軟に選択できるかという項目であり、続いて入社することが求められる、入社しなければ行えない業務が多いかという項目の順に強く表されている。また、前項での分析と同様に、入社することが求められているかという観測変数と、入社しなければ行えない業務が多いかという観測変数に対しては正に、入社とテレワークを柔軟に選択できるかという観測変数に対しては負になっていることから、前者の 2 つの項目に対して「あてはまる」と回答するほど、「企業規範や働き方」は正に大きくなり、逆に後者の項目に対して「あてはまらない」と回答するほど、「企業規範や働き方」は正に大きくなる。そして、この潜在変数から利用頻度の変化に対するパス係数は正であることから、「企業規範や働き方」が大きい、具体的には、入社することが求められている、入社とテレワークを柔軟に選択できない、入社しなければ行えない業務が多いという企業規範や働き方の人は、利用頻度の変化が正に大きくなる。これらは前項で示した 2021 年における変化と同様であり、2021 年 8~10 月頃に減少したとしても、2023 年 10 月には 2019 年 10 月の水準に利用頻度が戻りやすい傾向にあることを示している。

続けて、利用頻度の変化に対するパス係数の絶対値の大小を比較すると、「企業規範や働き方」からのパス係数の絶対値が 0.52 と最大になった。その次に大きいのは、「移動に対する個人の意向」の 0.18、「製造業・情報通信業ダミー」の 0.16 と続いている。前項の 2021 年での変化と比較して、2023 年の利用頻度の変化に影響を及ぼす要因として、「企業規範や働き方」が支配的であることには変わらないが、「移動に対する個人の意向」はそれと比べて影響力が縮小していることが分かる。とりわけ COVID-19 が感染症法上の 5 類に移行し、テレワークではなく出社に回帰する動きがみられたように、COVID-19 の流行前の社会経済活動に戻った部分も鑑みると、やはり、個人の意向に基づいた合理的な選択行動による帰結とは言いきれない状態にあるものと解釈できる。

6.5. 小括

本章では、第 3 章から第 5 章までで用いた改札通過データによる分析を補完する形で、比較的長い距離のトリップを行っていた東京都市圏の就業者の通勤需要を取り上げ、鉄道や路線バスといった公共交通の利用頻度の変化が何故生じたのかという要因に焦点を当て

た。そして、Web アンケート調査の結果を基に、個人属性や職業の状態といった客観的な事実以外にも、個人の意向ならびに企業規範や働き方といった事項も変数に用いた上で、鉄道や路線バスの利用の変化に関する因果関係を明らかにすることを、本章での目的とした。

分析に当たっては、2019年10月頃と2021年8~10月頃を比べた利用頻度の変化、ならびに2019年10月頃と2023年10月を比べた利用頻度の変化に区別した。そして、前者では、COVID-19の流行前である2019年には平日の週5日毎日、通勤のために鉄道や路線バスを使っていた状態が、COVID-19の流行をきっかけにどう変化したのかを想定し、2021年での利用頻度の変化として、2019年に鉄道や路線バスを週5回以上使っていた1,204人を分析対象とした。さらに、後者では、2019年も2021年も継続して週5回以上だった人は、特段状態が変わっていない可能性が高いと考えられるため、2023年での利用頻度の変化の対象から除外することとし、したがって、2023年での利用頻度の変化として、2019年に鉄道や路線バスを週5回以上使っていた、かつ2021年に週3~4回程度以下に利用頻度が減少した人、すなわち先述の1,204人のうち、2021年に一度鉄道や路線バスの利用頻度が減少した787人を分析対象とした。

まず、2019年10月頃と2021年8~10月頃を比べた利用頻度の変化については、以下の事項を明らかにした。

- 「移動に対する個人の意向」による影響として、テレワークを行いたい、通勤目的で鉄道や路線バスを利用することに不安を感じる、通勤途中で寄り道して行う用事を控えたい、用事は近場で済ませたいと思っている人ほど、週5回未満の利用頻度に減少すること。
- 「企業規範や働き方」による影響として、出社することが求められている、出社とテレワークを柔軟に選択できない、出社しなければ行えない業務が多い人ほど、週5回以上の利用頻度は変化しないこと。
- 利用頻度の変化への影響要因としては、「企業規範や働き方」が支配的であり、それは「移動に対する個人の意向」のおよそ2倍、個人属性や職業状態の各変数に対して3~5倍の影響力を持っていること。

続けて、2019年10月頃と2023年10月を比べた利用頻度の変化については、2つの潜在変数の構成は変わらなかった上で、以下の事項を明らかにした。

- 利用頻度の変化への影響要因としては、「企業規範や働き方」が変わらずに支配的であり、それは「移動に対する個人の意向」のおよそ3倍、個人属性や職業状態の各変数に対して3~10倍程度の影響力を持っていること。
- 「移動に対する個人の意向」は、「企業規範や働き方」と比較して、利用頻度の変化への影響の程度が縮小していること。

これらより、一般にCOVID-19の流行を契機に人々の行動は変わったとも言われる中で、図6-17で集計した、2019年10月頃の利用頻度が週5回以上だった回答者のうち、2021年8~10月頃も2023年10月も利用頻度が週5回以上で不変だった401人の背景として、企業

規範や働き方に起因する影響が比較的大きかったものと推察される。また、2021年8～10月頃には週5回未満に一度は利用頻度が減少したものの、2023年10月には週5回以上に回復した、いわば「弾性的」な271人にも、同様の背景があったものと推察される。反対に、2021年8～10月頃も2023年10月も利用頻度が週5回未満であった、いわば「塑性的」な516人については、そうした影響が弱く、ある程度個人の意向に沿った行動が取られているものと推察される。このように、個人の鉄道や路線バスの利用について、客観的な事実としての結果に作用する要因を全てではないにせよ把握できたことは、本章での成果である。

同時に、COVID-19の流行後における通勤需要は、個人の意向に基づいた合理的な選択行動による帰結とは、必ずしも言いきれない状態にあるとも解釈できる。したがって、今後の通勤需要の推計や定期券に関する施策を行う際には、個人のみならず企業の動向にも注視していく必要があるものと考えられる。コロナ禍という不安定な情勢を脱しつつあり、感染症法上の5類移行以外にも、出社やテレワークのメリット・デメリットといった働き方における経験の蓄積も増えてきた昨今であるならば、尚のことであろう。

最後に、第3章から第5章で扱った改札通過データと、本章で取り組んだ事項を結び付けるのが理想である。というのも、本研究では、データ提供の契約やカード自体の規約上、利用者個人の特定は不可能であり、データを活用することの限界である。そこで、例えば本章でのアンケート調査内容を、駅の改札口にQRコードで掲示しておき、各利用者がそれを読み取り、同意の上でカードIDを入力してもらい、質問にも回答してもらえば、カード、すなわち個人ごとに利用頻度と個人の意向、ならびに企業規範や働き方を紐付けることが可能である。今後の経営戦略やマーケティングに役立てるためのデータ取得方法は、如何様にもできるはずである。

7. 改札通過データの利活用に関する議論

本研究を行うに際して、鉄道事業者から提供いただいた改札通過データからは、利用時刻、利用頻度(利用回数をカウントすることによる)、券種、性別(定期券購入時の記録による)、年齢(定期券購入時の記録による)、出場の場合であれば乗車駅といった項目が把握することが可能であった。このうち、本研究で行った分析においては、COVID-19の流行前に一定回数以上、習慣的に鉄道を使っていたと考えられる定期利用の人に着目し、利用時刻や利用頻度といった客観的な事実として観測される利用形態に関して、その変化の動的な描写を示した。具体的には、改札通過データを用いることで、どういった個人がどの程度変化する傾向にあるのか(第3章)、さらには、変化の質的な理解として、利用時刻という点で、どの程度の個人がどのように変化したのか、あるいはしなかったか(第4章)、利用頻度という点で、経年的にはどのように変化したのか(第5章)といった理解を得るための、活用方法を示すことができた。

こうした活用は、従来の交通行動調査で取得されてきた個人の代表的な1日におけるデータでは難しく、改札通過データの大量かつ精確で長期的なデータであることの利点によるものである。すなわち、以下が改札通過データの特長であるといえ、同時に、従来の断面的な交通行動データや他のビッグデータにはあまり、あるいは全く含まれていない要素であるものと考えられる。

- 被験者への負担や調査のコストを限りなく減らせる中で、膨大な量のデータを取得できること。
- 人の状態量としての、精確な密度(利用頻度)や時間(利用時刻)を利用できること。
- それらの個人レベルの利用形態について、データの解像度が非常に高いこと。

一方で、現象の要因分析においては、改札通過データ単体では理解しきれない点があることも、本研究で行った分析を通して浮き彫りとなった。具体的には、性別や年齢、それも定期利用者の情報によるものであり、利用者の個人属性が限定的であること(第3章)、内的なものであれ外的なものであれ、十人十色であろう個人の置かれている詳細な事情までは不明であること(第6章)が挙げられる。加えて、本研究における利用形態の変化で述べると、他の手段へ転換した人や全く出社することがなくなった人など、改札通過という記録に限りなく発現しない人、あるいは全く発現しない人は、変化の追跡が不可能であることも、改札通過データの限界といえるであろう。

ところで、本研究では改札通過データという駅断面での情報を分析に用いたが、利用者本位の視点としてカードに埋め込まれているICチップに着目すると、それに記録される情報として、どの会社線のどこから乗車してどこで降車したか、それがそれぞれいつなのかという個人のトリップに関する情報の他にも、本来的には電子マネーとしての利用履歴も記録されているはずである。例えば、駅ナカのコンビニで朝食を買うとき、電車を待つ間にホーム上の自動販売機で飲み物を買うときといった鉄道利用時に付帯した買い物以外にも、会社近くのお店で昼食を取るとき、駅から家までの間にあるスーパーで買い物をするとき、休

日にショッピングセンターで買い物をするとき、さらには駐車場やガソリンスタンドといった自動車利用時の支払いやタクシーでの支払いといった記録である¹⁴⁸⁾。

移動データと、こうした購買データが個人ごとに組み合わせられている、すなわち個人がいつどうやって移動して、その先でどのようなものを消費したのかという実態を、全数的かつ網羅的に把握できることを活かせれば、買い物行動あるいは回遊行動のモデル化¹⁴⁹⁾、¹⁵⁰⁾や店舗へのアクセシビリティの評価¹⁵¹⁾への適用に留まらず、昨今の社会課題の解決に向けて、買い物弱者への移動支援や移動販売といった買い物支援策の検討にも資する、基礎的なデータになり得るといえる。そして、これは長期間のデータであり、変動や異質性を大いに包含したデータであるため、場所や年代、店舗の分布状況などといった地域特性の切り口ごとに、人々の移動と買い物ひいては活動の実態を把握し、交通計画や都市計画に役立てていくことが期待される。

さらに、昨今では事業者ごとにポイントサービスが盛んに導入されており、例えば東日本旅客鉄道(以降 JR 東日本)の JRE POINT や西日本旅客鉄道の WESTER ポイント、民鉄であれば東京地下鉄のメトポや西武鉄道の乗車ポイントサービスなどが挙げられる。これらのサービスを利用するためには、各社局の Web サイトないしはスマートフォンアプリ上で会員登録の必要がある。したがって、この状態におけるデータの活用案の一つとして、鉄道の利用のされ方を把握するために、第 6 章で行ったような、個人の事情の詳細を尋ねるアンケートを会員に配信することも可能であろう。

例えば、朝ラッシュ時間帯の混雑の緩和や分散を目的として、いくつかの鉄道事業者においては、ピーク時間帯前後の利用に対して、ポイントを付与する施策を行っている (JR 東日本であればオフピークポイントサービス¹⁵²⁾、東京地下鉄であれば東西線オフピークプロジェクト¹⁵³⁾、西武鉄道であればオフピークプラス¹⁵⁴⁾)。これについて、実際の利用履歴とも照らし合わせることで、従来の通勤スタイルから時間帯をずらした利用に移行した人は、どういう理由でどれだけいてどのように利用しているのか、反対に移行しない人は、どういう理由でどれだけいてどのように利用しているのか、少しでも移行する可能性のある人は、現在どれだけいてどのように利用しているのか、今後どのような条件であればどれだけ移行しそうなのかといった事項を明らかにできるものと考えられる。これらは、第 4 章や第 5 章で示した分析と組み合わせることで容易に可能であるのに加えて、こうしたマーケティングにより、サービスの改善や修正すべき点を洗い出し、さらなる質の向上に繋がれることが期待される。

このように、アンケート調査データと改札通過データを組み合わせることで、互いの特長を以て互いの欠点を補いあい、ともすればシナジー効果を生み出し、それぞれ個別の分析だけによる知見では分からなかった事項も、新たに把握できる可能性を秘めているといえる。これは古典的な調査手法と改札通過データの組み合わせだけではなく、他の既存統計や既存調査手法と、他のビッグデータの連携についてもいえることであろう。鈴木ら¹⁵⁵⁾の最新の研究では、JR 東日本山手線渋谷駅の線路切り替え工事の際に、工事前、工事中、工事後

の3時点での改札機、カメラ、Bluetooth センサー、プローブパーソン調査などの多様な観測データから、広域および駅構内で発生した行動変容を明らかにしている。

こうした研究事例も参考に、今後期待されるデータの連携例として、分析的な観点とすれば、よりリッチな情報を用いた「変化」の観測や分析が可能である。まず、本研究では COVID-19 の流行を契機として扱ったが、パンデミックはいつ起こるか分からないものである。確かに、COVID-19 は殆どの人間が経験したことのない規模のパンデミックだったと考えられるが、感染症流行の事例を振り返ると、2009 年にも新型インフルエンザ A(H1N1)pdm09 が流行し、学校では休校措置が取られたのをはじめ、少なからず社会活動への影響があった。そうした不測の事態に対して、本研究で取り組んだ分析について、他にもデータを付加した上で分析を行えば、本研究よりも有用な知見を得られ、それから考えられる対応策を導き出せるだろう。

さらには、変化の質としては異なるだろうが、高齢化や人手不足といった社会課題に起因する変化への適応もできるだろう。とりわけ、本研究では2~4年といった短期的な視点で変化を捉えたが、わが国においては、漸減的に変化する生産年齢人口と漸増的に変化する高齢人口に起因する公共交通の需要の変化、あるいはそれを補うための外国人労働者の流入による変化は、もっと長いスパンで考えていかなければならないだろう。その際の分析手法として、本研究で採った分析手法は、十分に適応可能である。

一方で、政策的に考えると、例えば鉄道の車内だけでなく、移動の全てに快適性を付与するための横断的なサービス提供に寄与できるものと期待できる。昨今では、朝や夕方・夜といった混雑時間帯に、有料着席サービスを導入している動きが盛んにみられるが、その快適性は鉄道利用の時間だけで完結してしまう。そうではなく、乗車前の過ごし方や降車した後の二次交通といった、車外での移動や活動も含めた快適性のサービス提供である。具体的には、有料着席サービスの利用者が、どの駅間にどの程度の利用頻度でトリップが起きているのかという、個人ベースの交通量の基礎的な情報を改札通過データにより収集した上で、それにプラスで、乗車の前後にどのような買い物をしているかという購買データや、移動に対してどのような思いを抱いているのかという個人の意識のデータ、さらには、個人を特定しすぎない形で、年齢層や手荷物の量を推定する画像判定のデータを連携させることで、変動や異質性を考慮しながら、ちょっとした専用ラウンジの整備や、接続する路線バスやタクシーとの時空間的にシームレスな乗り継ぎ（ダイヤや配車台数の見直し、施設配置や動線の見直しなど）を検討する材料になり得ると思われる。無論、これは筆者のフラッシュアイデアに過ぎず、採算性や費用対効果をはじめ、事業としての成立可能性には課題があるだろうが、コストの捉え方によっては、サービス満足度の改善や沿線価値の向上といった正の効果にも結び付くであろう。

さらには、移動をデザインするという点においては、自治体が整備するような駅前広場や駅前の再開発事業での施設配置の検討の際にも、役立つものと考えられる。所によっては、駅の入出口の目の前が自家用車の送迎スペースとなっているような駅前広場もあるが、

もし一定数の路線バスへの乗り継ぎがあるならば、本当にその設計で良いのだろうか。利用者の行動や属性だけでなく、利用者の経路や軌跡といったデータとも組み合わせることができれば、より政策方針や利用者の需要に則した設計に、活用できるものと考えられる。

但し、改札通過データのみならず、個人に関するデータの利活用の際には、データの公開や共有と、個人情報の扱いや利害関係者間のルール作りは必要である。記憶に新しいところであれば、2013年7月にJR東日本が、Suicaデータを日立製作所に提供したことは、個人情報やプライバシーの保護の観点で注目を集めた¹⁵⁶⁾。提供を行ったSuicaデータ自体は、個人の特定を行うことを禁止した上で、氏名や電話番号、物販情報などの情報を削除、カードIDを不可逆の別の番号に変更していたことから、JR東日本では、当時の個人情報保護法の「個人情報」には該当しない見解であった¹⁵⁷⁾。しかし、利用者からは「データ提供は許されるものなのか」、「本当に個人が特定されないか」、「周知不足ではなかったか」などの意見があった他、専門家の間でも個人情報の解釈に幅があったことから¹⁵⁷⁾、この事業は中止となった。その後、ビッグデータの利活用を背景に、2015年に個人情報保護法が改正され、個人情報の定義や匿名加工情報の制度の創設、第三者へのデータ提供に関する規定の整備などが行われた^{158), 159)}(以降、2020年と2021年にも法の大きな見直しが行われている¹⁵⁹⁾)。先述の事業に関連して、JR東日本は、この法改正を「パーソナルデータの利活用の制度の枠組みはできた」と捉えており、合わせて「ビッグデータの利活用によって生み出される価値を引き続き社会に伝えていくことが期待される」としている¹⁶⁰⁾。

以上に述べたように、ビッグデータの利活用に向けた環境整備をはじめ、学術的な領域でも実務的な領域でも、この10年前後で知見や活用事例が多く蓄積されてきたことが見て取れる。加えて、ビッグデータ単体ではなく、既知の情報や複数のビッグデータを連携させ、現象の理解や施策の検討によって、事業者の立場として輸送サービスの質の改善や社会課題の克服、利用者の立場として暮らしの利便性の向上という点で、より一層の利活用の発展が期待される。それと同時に、そうして生み出される価値は、社会に与えるインパクトが大きいものと考えられるため、誰もがそれを不信感無く享受できるよう、分析者は努めていかなければならないだろう。

8. 結論

本研究では、COVID-19 の流行や IT を用いた交通行動データの進展といった背景から、COVID-19 の流行を契機として、人々の活動や交通行動はより一層多様になったと考えられること、それらは今もなお不安定な状態にあること、そうした変化をデータとして長期的で大量に取得できる手法が発展してきたことに着目した。そして、COVID-19 の流行による個人の交通行動の変化という、改札通過データを利用した現象分析を通して、交通行動分析における改札通過データの活用可能性を明らかにすることを目的とした。

第3章では、個人ごとの利用頻度や利用時刻の変化に着目し、何人の利用者数が減ったという量的な事実だけでなく、利用者に関する質的な理解を得ることを想定し、習慣的な鉄道利用減少の特性を明らかにすることを目的とした分析を行った。これより、COVID-19 の流行を契機とした利用頻度や平均入場時刻の変化量と、定期券情報として記録されている年齢や性別、券種といった個人単位での属性との関係性を明らかにした。具体的には、年齢の高低によって、あるいは継続して定期券を持ち続けることによって、利用頻度や平均入場時刻がどのように変化するかを、重回帰分析によって定量的に示した。そして、どういった個人が、どの程度変化する傾向にあるのかの全体的な理解が得られた。

しかしながら、本来的には多様で異質と想定される、駅の全ての利用者を対象にして、限られた個人属性のみを用いて、平均的な関係性を調べる分析には限界があることも、課題として同時に浮き彫りとなった。そこで、次章以降では、より個人を細分化した視点で、利用の質的な変化を可視化する分析を行うこと、職業や生活様式など、個人に尋ねないと分からない情報も取り入れた分析を、補完的に行うこととした。

このことを受けて、続いての第4章では、性・年齢層別に大局的な鉄道利用の変化を調べた後、COVID-19 の影響があったにも関わらず高い利用頻度が変化しなかった人に着目した上で、利用時刻という点での利用形態の変化の詳細をいくつかのグループに分類し、変化の特性とその総量を明らかにすることを目的とした分析を行った。手法としては、前章と同様のデータおよびサンプルについて、利用の平均時刻のみならずそのばらつき、すなわち標準偏差を変数として用いたクラスター分析を行った。また、週4回以上と設定した高頻度の鉄道利用の変化が、他の属性の平均的な変化とは異なることから、男性の44歳以下（通学定期を除く）や女性の45～64歳という性・年齢層を扱った。

これより、例えば、2019年10月では、早朝から朝時間帯の入場は固定的な利用であり、夕から深夜時間帯の出場はやや非固定的な利用だった人たちがいて、その状態が2020年10月でもあまり変化しなかったというクラスターには499人が分類された。一方で、夕から深夜時間帯の出場は非固定的で変わらなかったものの、早朝から昼時間帯の入場では、非固定的な利用から固定的な利用に変化したというクラスターには183人が分類された。このように、利用時刻やそのばらつきについて、2時点間でどの程度の人がどのように変化したのか、あるいは変化しなかったのかという変化の質の理解が得られた。この分析の持つ意味としては、個人ごとの利用時刻の変化を表す方法論を示したこと、混雑緩和や分散乗車が呼び

かけられていた中で、人々はどのような変動を持って利用していたか、それは2時点間でどのように変化したのかということをも可視化したことが挙げられる。

以上の2つの章では、1つの駅における2年分のデータを用いていたが、COVID-19の流行が無かった場合の定常的な変化や、別の駅での変化の傾向までは分からない。そこで、第5章では、用いるデータを時空間的に拡張し、複数の駅における4年分のデータを用いた上で、個人ごとの利用頻度の経年的な変化を分類し、その変化は多様で異質なものであることを明らかにすることを目的とした分析を行った。まず、定常的な変化を示すため、2018年10月と2019年10月の利用頻度の変化を調べ、多くの利用者は経年的な変化が起きていなかったことを確認した。その上で、この2時点間で比較的高い利用頻度を継続していた人を対象に、既往研究で用いられた「行動弾性」の考え方を援用し、経年的な利用頻度の変化を明らかにした。

これより、COVID-19の流行を契機として、個人ごとの利用頻度があまり変化しなかった、変化した中でも戻った、あるいは戻らなかったという経年的な変化の形態を分類した点で、それらの変化は多様で異質なものであることを示した。そして、経年的には個人がどのような変化をしたのかの理解が得られ、この分析の持つ意味としては、実行動に基づくデータにより、鉄道利用の回復の程度を可視化したことが挙げられる。

このように、第3章から第5章までの分析においては、改札を通過したという個人ごとの大量で正確なデータに基づき、COVID-19の流行を契機とした変化について捉えた。しかしながら、データの性質上、個人に関する詳細な情報に限界があり、何故そのような変化が生じたのかという要因まで言及することは難しい。すなわち、客観的な事実としての結果の把握や現象の描写は可能でも、個人の主観的な意識や多様な事情までは把握できない点は、改札通過データを用いた分析の限界であるといえる。

そこで、第3章から第5章までの分析を補完する形で、第6章では、鉄道や路線バスといった公共交通の利用頻度の変化の要因を、アンケート調査の結果に基づいて探究した。なお、この章で考慮する変化とは、COVID-19流行前としての2019年10月頃、コロナ禍中としての2021年8~10月頃、現在としての2023年10月という、3つの時間断面である。そして、分析対象としては、比較的長い距離のトリップを行っていた東京都市圏の就業者の通勤需要を取り上げ、個人属性や職業の状態といった客観的な事実以外にも、個人の意向ならびに企業規範や働き方といった事項も変数に用いた上で、鉄道や路線バスの利用の変化に関する因果関係を明らかにすることを目的とした分析を行った。

手法としては共分散構造分析を採用し、2019年10月頃に通勤目的で週5回以上鉄道や路線バスを利用していた人の、2021年8~10月頃での通勤目的の鉄道や路線バスの利用頻度という変化、ならびにCOVID-19の流行前後である2019年と2021年の間で変化のなかった人は、移動の状態が変わっていない可能性が高いことから、そうした人は除外した上で、2019年10月頃と比べた2023年10月での通勤目的の鉄道や路線バスの利用頻度という変化の2つを扱った。各々の分析では、テレワークを行いたいのか、通勤目的で鉄道や路線バスを

利用することに不安を感じるか、通勤途中で寄り道して行う用事を控えたいか、用事は近場で済ませたいかという項目から構成される「移動に対する個人の意向」や、出社することが求められているか、出社とテレワークを柔軟に選択できるか、出社しなければ行えない業務が多いかという項目から構成される「企業規範や働き方」という潜在変数を設定した。

いずれの分析においても、「企業規範や働き方」が鉄道や路線バスの利用頻度に強く影響を及ぼす要因であることが示され、この分析の持つ意味としては、個人の意向ならびに企業規範や働き方といった、客観的な事実以外の要因の影響力を理解できたことが挙げられる。それと同時に、COVID-19の流行後における通勤需要は、個人の意向に基づいた合理的な選択行動による帰結とは、必ずしも言いきれない状態にあるとも解釈できる。したがって、今後の通勤需要の推計や定期券に関する施策を行う際には、個人のみならず企業の動向にも注視していく必要があるものと考えられる。

以上、本研究では、個人ごとに大量かつ精確で長期的なデータである利点を活かし、改札通過データを用いて、COVID-19を契機とする鉄道利用の変化を可視化した。加えて、利用頻度や利用時刻に着目し、変化の異質性を示した。言い換えると、鉄道利用は平均して8〜9割に留まると一般的にいわれているが、サンプルの7割前後に、多かれ少なかれ利用頻度に変化がみられたこと、分散乗車や混雑緩和が謳われていた中で、サンプルの5割前後は、多かれ少なかれ利用時刻のばらつきに変化がみられたことが挙げられる。これらから、COVID-19による鉄道利用の変化は、一律に生じたものではなく、個人ごとに多様な形で生じたといえよう。

一方で、利用者の個人属性が限定的であることや、内的なものであれ外的なものであれ、十人十色であろう個人の主観的な意識や、多様な事情までは考慮できないことに起因して、改札通過データ単体では理解しきれない点があることも、分析の限界として浮き彫りとなった。

加えて、今後の活用への示唆としては、カードに埋め込まれているICチップには記録されているはずである購買データの利用、乗車によるポイントサービスの会員登録者に向けたアンケートの配信と利用履歴の結合など、改札通過データ単体ではなく、既知の情報や複数のビッグデータを連携させ、様々な「変化」の分析への適用の他、輸送サービスや施設配置などの施策検討の際の基礎データという点で、より一層の利活用の発展が期待される。もちろん、こうした利活用には規約や制度、プライバシーの面での課題も残っており、一筋縄ではいかないだろうが、利活用によって生み出される価値が社会に与えるインパクトは大きいものと考えられるため、誰もがそれを不信感無く享受できるよう、分析者は努めていかなければならないだろう。

参考文献

- 1) World Health Organization (WHO): Listings of WHO's response to COVID-19, <<https://www.who.int/news/item/29-06-2020-covid-timeline>>, 2023年10月2日アクセス.
- 2) World Health Organization (WHO): COVID-19 Public Health Emergency of International Concern (PHEIC) Global research and innovation forum, <[https://www.who.int/publications/m/item/covid-19-public-health-emergency-of-international-concern-\(pheic\)-global-research-and-innovation-forum](https://www.who.int/publications/m/item/covid-19-public-health-emergency-of-international-concern-(pheic)-global-research-and-innovation-forum)>, 2023年10月2日アクセス.
- 3) BBC NEWS JAPAN : 【図表で見る】 封鎖される世界 新型コロナウイルス対策に各地で行動制限, <<https://www.bbc.com/japanese/features-and-analysis-52217073>>, 2023年10月3日アクセス.
- 4) 厚生労働省 : 新型コロナウイルスを想定した「新しい生活様式」の実践例を公表しました, <https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/0000121431_newlifestyle.html>, 2023年4月26日アクセス.
- 5) 首相官邸 : 新型コロナウイルスの感染拡大防止にご協力をおねがいたします, <<https://www.kantei.go.jp/jp/content/000062771.pdf>>, 2023年9月27日アクセス.
- 6) 厚生労働省 : データからわかるー新型コロナウイルス感染症情報ー, <<https://covid19.mhlw.go.jp/>>, 2023年10月3日アクセス.
- 7) 令和4年版犯罪白書 : 第7編第2章3 新型コロナウイルス感染症緊急事態宣言期間等の推移, <https://hakusyo1.moj.go.jp/jp/69/nfm/n69_2_7_2_0_3.html>, 2023年10月3日アクセス.
- 8) 内閣官房 : 新型コロナウイルス感染症対策, <<https://corona.go.jp/emergency/>>, 2023年4月29日アクセス.
- 9) NHK : タイムラインで伝える新型コロナウイルスのNHKニュース, <<https://www3.nhk.or.jp/news/special/covid19-timeline/>>, 2023年10月3日アクセス.
- 10) 国土交通省 : 新型コロナ感染症の影響下における生活行動調査, <https://www.mlit.go.jp/toshi/tosiko/tosiko_tk_000056.html>, 2023年9月29日アクセス.
- 11) 土木計画学研究委員会 : 「新型コロナウイルスに関する行動・意識調査」の実施と結果報告 (速報), <<https://jsce-ip.org/2022/09/16/covid19-survey/>>, 2023年9月29日アクセス.
- 12) 日本生産性本部 : 第13回働く人の意識調査, <<https://www.jpc-net.jp/research/detail/006527.html>>, 2023年9月24日アクセス.
- 13) 大坂直樹 : JR7社の2021年3月期決算, 鉄道ジャーナル, 第55巻, 第8号, pp.80-85, 2021.
- 14) 大坂直樹 : 大手私鉄2021年3月期決算 構造改革は避けられない, 鉄道ジャーナル, 第55巻, 第9号, pp.80-84, 2021.

- 15) 国土交通省：令和3年版国土交通白書，p.11，2021.
- 16) 国土交通省：新型コロナウイルス感染症による関係業界への影響について（令和5年1月末時点まとめ），<<https://www.mlit.go.jp/kikikanri/content/001588291.pdf>>，2023年9月29日アクセス.
- 17) e-Stat：鉄道輸送統計調査，<<https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1&toukei=00600350>>，2023年9月30日アクセス.
- 18) 山口涼，齊藤千紗：ポストコロナの働き方と鉄道事業者が注目すべき変化，運輸と経済，第82巻，第6号，pp.28-36，2022.
- 19) 中村文彦，三浦詩乃，三牧浩也，本間健太郎，相尚寿，北崎朋希：ピークレス都市東京，近代科学社，pp.89-96，2023.
- 20) 新谷洋二，原田昇：都市交通計画（第3版），技報堂出版，pp.44-54，2017.
- 21) 国土交通省：パーソントリップ調査，<https://www.mlit.go.jp/toshi/tosiko/toshi_tosiko_tk_000031.html>，2023年10月3日アクセス.
- 22) 新谷洋二，高橋洋二，岸井隆幸，大沢昌玄：都市計画（四訂版），コロナ社，pp.38-43，2014.
- 23) 大阪府：調査票，<<https://www.pref.osaka.lg.jp/toshikotsu/kinki-pt/osakapt9.html>>，2023年10月3日アクセス.
- 24) 北村隆一：変動についての試行的考察，土木計画学研究・論文集，Vol.20-1，pp.1-15，2003.
- 25) 国土交通省：大都市交通センサス，<https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/transport/sosei_transport_tk_000007.html>，2023年4月26日アクセス.
- 26) 朝倉康夫：交通行動の観測手法とその課題，運輸と経済，第72巻，第6号，pp.4-13，2012.
- 27) 加藤浩徳：大都市交通センサスの調査手法上の課題と改善の方向性：特に鉄道輸送データの観点から，運輸と経済，第72巻，第6号，pp.31-38，2012.
- 28) 総務省：ビッグデータの更なる活用の方向性～政策の質の向上を目指して～，<https://www.soumu.go.jp/main_content/000818549.pdf>，2023年4月26日アクセス.
- 29) 国土交通省：総合都市交通体系調査におけるビッグデータ活用の手引き【第1版】，<<https://www.mlit.go.jp/common/001241230.pdf>>，2023年10月3日アクセス.
- 30) E-Gov 法令検索：地域公共交通の活性化及び再生に関する法律（平成十九年法律第五十九号），<<https://elaws.e-gov.go.jp/document?lawid=419AC0000000059>>，2023年12月14日アクセス.
- 31) 山越伸浩：地域公共交通の活性化・再生への取組に関する一考察 —地域公共交通活性

- 化・再生法の改正における国会論議を踏まえて一, 立法と調査, No.367, pp.13-27, 2015.
- 32) International Association of Public Transport (UITP): MOBILITY AS A SERVICE, <https://cms.uitp.org/wp/wp-content/uploads/2020/07/Report_MaaS_final.pdf>, 2023年12月14日アクセス.
 - 33) 飯田恭敬, 北村隆一: 交通工学, p.125, オーム社, 2008.
 - 34) 総務省: 平成29年版情報通信白書, pp.53-54, 2017.
 - 35) 日本テレワーク協会: テレワークとは, <https://japan-telework.or.jp/tw_about/>, 2023年12月15日アクセス.
 - 36) Hanson, S. and Huff, J.: Systematic variability in repetitious travel, *Transportation*, Vol.15, pp.111-135, 1988.
 - 37) Goulias, K. G.: Multilevel analysis of daily time use and time allocation to activity types accounting for complex co-variance structures using correlated random effects, *Transportation*, Vol.29, pp.31-48, 2002.
 - 38) 野口健幸: 鉄道駅端末交通における交通手段選択と利用者の評価—雨天時と晴天時の比較—, 都市計画論文集, Vol.34, No.164, pp.979-984, 1999.
 - 39) 高山純一, 塩土圭介: 公共交通計画から見た通勤者の交通手段変更の実態に関する研究, 土木計画学研究・論文集, No.15, pp.517-525, 1998.
 - 40) 杉恵頼寧, 芦沢哲蔵: 買物・私用交通の曜日変動特性, 都市計画論文集, Vol.26, pp.277-282, 1991.
 - 41) 力石真, 藤原章正, 張峻屹, K.W.Axhausen: 6週間の交通日誌データを用いた交通行動の変動特性の分析—活動発生と出発時刻を例に, 土木計画学研究・論文集, Vol.26, pp.447-455, 2009.
 - 42) Gärling, T., Fujii, S. and Boe, O.: Empirical tests of a model of determinants of script-based driving choice, *Transportation Research Part F*, Vol.4, No.2, pp.89-102, 2001.
 - 43) 藤井聡, 中山晶一郎, 北村隆一: 習慣解凍と交通政策: 道路交通シミュレーションによる考察, 土木学会論文集, No.667/IV-50, pp.85-101, 2001.
 - 44) Eagle, N. and Pentland, A. S.: Eigenbehaviors: identifying structure in routine, *Behavioral Ecology and Sociobiology*, Vol.63, pp.1057-1066, 2009.
 - 45) Bamberg S., Rölle D. and Weber C.: Does habitual car use not lead to more resistance to change of travel mode?, *Transportation*, Vol.30, pp.97-108, 2003.
 - 46) 飯田恭敬: 交通モデルの課題と展望, 土木計画学研究・論文集, No.10, pp.1-13, 1992.
 - 47) Iida, Y., Akiyama, T. and Uchida, T.: Experimental analysis of dynamic route choice behaviour, *Transportation Research*, Vol.26B, No.1, pp.17-32, 1992.
 - 48) 杉恵頼寧, 張峻屹, 藤原章正: 個人の異質性による交通機関選択モデルの構造分析, 土木計画学研究・論文集, No.12, pp.425-434, 1995.
 - 49) 西井和夫, 北村隆一, 近藤勝直, 弦間重彦: 観測されていない異質性を繰り返しデータ

- に関するパラメータ推定法：Mass Point Model と Mixing Distribution Model, 土木学会論文集, No.506/IV-26, pp.25-33, 1995.
- 50) 福田大輔・城間洋也：離散選択モデル研究の最近の展開—異質性と摂動性の観点から—, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.78, No.5, pp.I_1-I_20, 2023.
 - 51) 河上省吾, 井上徹, 佐々木邦明：利用手段ごとの主観的知覚構造の違いを考慮した交通機関選択モデル, 土木計画学・論文集, No.16, pp.637-642, 1999.
 - 52) 張峻屹, 杉恵頼寧, 藤原章正：横断的及び縦断的異質性を考慮した交通選択行動ダイナミックスの表現, 土木学会論文集, No.765/IV-64, pp.3-15, 2004.
 - 53) 大園渉, 室町泰徳：ベイズ推定法を用いた買い物交通手段選択モデルの構築に関する研究, 土木計画学研究・論文集, Vol.25, pp.717-722, 2008.
 - 54) 鈴木渉, 有吉亮, 中村文彦, 田中伸治, 松行美帆子：個人の交通行動での習慣性に着目した交通手段選択の異質性とその要因に関する研究, 土木学会論文集 D3(土木計画学), Vol.77, No.5, pp.I_635-I_647, 2022.
 - 55) 廣井悠：COVID-19 に対する日本型ロックダウンの外出抑制効果に関する研究, 都市計画論文集, Vol.55, No.3, pp.902-909, 2020.
 - 56) 岡田潤, 出口敦：コロナ第一波の緊急事態宣言中および解除後における生活行動調査に基づくテレワークの導入実態, 都市計画論文集, Vol.56, No.3, pp.913-920, 2021.
 - 57) 小松崎諒子, 石橋澄子, 宗健, 谷口守：COVID-19 による業務活動のオンラインシフトの要因分析 -勤務先の制度的裏付けの有無に配慮して-, 都市計画論文集, Vol.56, No.3, pp.547-554, 2021.
 - 58) 安達晃史：新型コロナウイルス感染症が関西の通勤行動などにもたらした影響と今後の展望—アンケート調査に基づく基礎的考察—, 同志社商学, 第 73 巻, 第 2 号, pp.653-662, 2021.
 - 59) 三浦詩乃, 三牧浩也, 中村文彦, 北崎朋希, 大森啓史, 湯川俊一：東京都心オフィスワーカーの働き方および通勤形態の特徴と将来の定着可能性に関する研究, 交通工学論文集, Vol.9, No.3, pp.47-60, 2023.
 - 60) 武田陸, 石橋澄子, 谷口守：行動弾性図に見る COVID-19 流行がもたらした生活行動の変化—一元に戻ること・戻らないことの定量的把握—, 土木学会論文集 D3(土木計画学), Vol.78, No.6, pp.II_95-II_107, 2022.
 - 61) Shamsiripour, A., Rahimi, E., Shabanpour, R. and Mohammadian, A.: How is COVID-19 reshaping activity-travel behavior? Evidence from a comprehensive survey in Chicago, *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, Vol.7, 100216, 2020.
 - 62) Beck, M. J., Hensher, D. A. and Wei, E.: Slowly coming out of COVID-19 restrictions in Australia: Implications for working from home and commuting trips by car and public transport, *Journal of Transport Geography*, Vol.88, 102846, 2020.
 - 63) Balbontin, C., Hensher, D. A., Beck, M. J., Giesen, R., Basnak, P., Vallejo-Borda, J. A. and Venter,

- C.: Impact of COVID-19 on the number of days working from home and commuting travel: A cross-cultural comparison between Australia, South America and South Africa, *Journal of Transport Geography*, Vol.96, 103188, 2021.
- 64) Balbontin, C., Hensher, D. A. and Beck, M. J.: Relationship between commuting and non-commuting travel activity under the growing incidence of working from home and people's attitudes towards COVID-19, *Transportation*, 2023.
- 65) Nikolaidou, A., Kopsacheilis, A., Georgiadis, G., Noutsias, T., Politis, I. and Fyrogenis, I.: Factors affecting public transport performance due to the COVID-19 outbreak: A worldwide analysis, *Cities*, Vol.134, 104206, 2023.
- 66) Thomas, F. M. F., Charlton, S. G., Lewis, I. and Nandavar, S.: Commuting before and after COVID-19, *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, Vol.11, 100423, 2021.
- 67) Jenelius, E. and Cebecauer, M.: Impacts of COVID-19 on public transport ridership in Sweden: Analysis of ticket validations, sales and passenger counts, *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, Vol.8, 100242, 2020.
- 68) Tan, L. and Ma, C.: Choice behavior of commuters' rail transit mode during the COVID-19 pandemic based on logistic model, *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, Vol.8, No.2, pp.186-195, 2021.
- 69) 阿久津友宏, 日比野直彦, 森地茂: テレワーク進展社会における都市鉄道戦略のための通勤行動の変化に関する研究, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.78, No.6, pp.II_190-II_201, 2022.
- 70) 橋本真基, 日比野直彦, 森地茂: 自動改札データを活用した鉄道利用者の通勤行動の変化の実態把握, 土木学会論文集, Vol.79, No.7, 22-00182, 2023.
- 71) 西内裕晶, 松田紗奈, 板垣信政: IC カードデータを活用した生存時間分析による緊急事態宣言下での公共交通利用特性の把握, AI・データサイエンス論文集, Vol.2, No.J2, pp.503-509, 2021.
- 72) Almlöf, E., Rubensson, I., Cebecauer, M. and Jenelius, E.: Who continued travelling by public transport during COVID-19? Socioeconomic factors explaining travel behavior in Stockholm 2020 based on smart card data, *European Transport Research Review*, Vol.13, 31, 2021.
- 73) 岡田将範, 氏原岳人, 堀裕典: COVID-19 流行における代表交通手段の転換パターンと公共交通機関の利用継続・停止の特性把握—東京都特別区及び岡山県の居住者を対象に一, 都市計画論文集, Vol.57, No.1, pp.106-113, 2022.
- 74) 三村泰広, 山崎基浩, 穆蕊: パネルデータを用いたコロナ禍における公共交通利用者の交通手段変化に関する研究 愛知県の政令市・中核市を対象として, 都市計画論文集, Vol.58, No.3, pp.1623-1629, 2023.
- 75) Harrington, D. M. and Hadjiconstantinou, M.: Changes in commuting behaviours in response to the COVID-19 pandemic in the UK, *Journal of Transport & Health*, Vol.24, 101313, 2022.

- 76) Javadinasr, M., Maggasy, T., Mohammadi, M., Mohammadain, K., Rahimi, E., Salon, D., Conway, M. W., Pendyala, R. and Derrible, S.: The Long-Term effects of COVID-19 on travel behavior in the United States: A panel study on work from home, mode choice, online shopping, and air travel, *Transportation Research Part F: Psychology and Behaviour*, Vol.90, pp.466-484, 2022.
- 77) Currie, G., Jain, T. and Aston, L.: Evidence of a post-COVID change in travel behaviour –Self-reported expectations of commuting in Melbourne, *Transportation Research Part A*, Vol.153, pp.218-234, 2021.
- 78) Abdullah, M., Ali, N., Hussain, S. A., Aslam, A. B. and Javid, M. A.: Measuring changes in travel behavior pattern due to COVID-19 in a developing country: A case study of Pakistan, *Transport Policy*, Vol.108, pp.21-33, 2021.
- 79) Downey, L., Fonzone, A., Fountas, G. and Semple, T.: The impact of COVID-19 on future public transport use in Scotland, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol.496, pp.338-352, 2022.
- 80) 朝倉康夫, 羽藤英二, 大藤武彦, 田名部淳: PHSによる位置情報を用いた交通行動調査手法, 土木学会論文集, No.653/IV-48, pp.95-104, 2000.
- 81) 大森宣暁, 室町泰徳, 原田昇, 太田勝敏: 高度情報機器を用いた交通行動データ収集の可能性, 都市計画論文集, Vol.34, pp.169-174, 1999.
- 82) 今井龍一, 深田雅之, 重高浩一, 矢部努, 牧村和彦, 足立龍太郎: 多様な動線データの組合せ分析による都市交通計画への適用可能性に関する考察, 土木計画学研究・講演集, Vol.48, 2013.
- 83) Murakami, E. and Wagner, D. P.: Can using global positioning system (GPS) improve trip reporting?, *Transportation Research Part C*, Vol.7, pp.149-165, 1999.
- 84) Ram M. Pendyala: Measuring day-to-day variability in travel behavior using GPS data, *The Federal Highway Administration*, <<https://www.fhwa.dot.gov/ohim/gps/index.html>>, 2000, 2023年6月20日アクセス.
- 85) モバイル空間統計, <<https://mobaku.jp/>>, 2023年10月12日アクセス.
- 86) 川上陸, Schmöcker, J.-D., 宇野伸宏, 中村俊之: モバイル空間統計のデータ特性を考慮したOD推計手法: 京都観光地間流動におけるケーススタディ, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.75, No.6, pp.I_379-I_391, 2020.
- 87) 佐野拓真, 金子雄一郎: 携帯電話基地局データを用いた鉄道の計画運休の運転再開時における滞在人口の時空間分析—東京圏を対象として—, 土木学会論文集, Vol.79, No.8, 22-00192, 2023.
- 88) 西堀泰英, 巖先鏞, 佐々木邦明, 加藤秀樹: 交通ビッグデータを用いた地方都市中心市街地の人出等に対する COVID-19 感染拡大防止対策の影響分析 -複数の緊急事態宣言による違いに着目して-, 都市計画論文集, Vol.56, No.3, pp.834-841, 2021.

- 89) 森隆慶, 荒木雅弘, パラディジアンカルロス, 高見淳史, 谷口綾子: 新型コロナウイルス蔓延下での個人の外出自粛行動に対する社会的影響に関する研究—モバイル空間統計を活用して—, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.78, No.5, pp.I_515-I_528, 2023.
- 90) 松島敏和, 橋本浩良, 高宮進: スマートフォンによるプローブパーソン調査の高度化に向けた移動手段判別手法の開発, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.71, No.5, pp.I_547-I_558, 2015.
- 91) 寺山一輝, 小谷通泰, 羽岡陽平: 都心部における公共交通サービスが来街者の活動空間に及ぼす影響に関する分析 -GPS による行動軌跡データを用いて, 都市計画論文集, Vol.56, No.3, pp.842-849, 2021.
- 92) 鎌田佑太郎, 松中亮治, 大庭哲治, 後藤正明, 辻堂史子, 鈴木義康, 中川大: GPS データを用いた高齢者の歩行量と中心市街地来訪行動に関する研究, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.75, No.5, pp.I_545-I_554, 2019.
- 93) 山村啓一, 片岸将広, 藤生慎, 森崎裕磨: 金沢市公共シェアサイクル「まのり」利用データ・GPS データを用いた移動行動の可視化分析, AI・データサイエンス論文集, Vol.3, No.J2, pp.675-681, 2002.
- 94) 寺部慎太郎, 一井啓介, 柳沼秀樹, 小野瑞樹, 田中皓介, 康楠: Wi-Fi パケットセンサーを用いた歩行者行動・観光客周遊行動研究の包括的レビューとそれを踏まえた分析例示, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.75, No.5, pp.I_669-I_679, 2019.
- 95) 末木祐多, 佐々木邦明: Wi-Fi パケットセンサから得られるデータを用いた市街地における歩行者 OD 交通量の推計, 都市計画論文集, Vol.54, No.3, pp.718-725, 2019.
- 96) 壇辻貴生, 杉下佳辰, 福田大輔, 浅野光行: Wi-Fi パケットデータを用いた観光客の滞在時間特性把握の可能性に関する研究 -奈良県長谷寺賛同における試み-, 都市計画論文集, Vol.52, No.3, pp.247-254, 2017.
- 97) 中西航, 小林巴奈, 都留崇弘, 松本拓朗, 田中謙大, 菅芳樹, 神谷大介, 福田大輔: Wi-Fi パケットセンサーによる観光周遊パターンの把握可能性: 沖縄・本部半島における検討, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.74, No.5, pp.I_787-I_797, 2018.
- 98) 吉田純土, 新階寛恭, 絹田裕一, 和泉範之, 西田純二: 地下街を有する市街地における Wi-Fi パケットセンサーを用いた歩行流動観測に関する研究, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.78, No.5, pp.I_97-I_105, 2023.
- 99) Singh, V., Gore, N., Chepuri, A., Arkatkar, S., Joshi, G. and Pulugurtha, S.: Examining travel time variability and reliability on an urban arterial road using Wi-Fi detections – A case study, *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, Vol.13, pp.2390-2411, 2019.
- 100) Hidayat, A., Terabe, S. and Yaginuma, S.: Estimating bus passenger volume based on a Wi-Fi scanner survey, *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, 100142, Vol.6, 2020.
- 101) 西内裕晶, 轟朝幸: 交通マーケティング手法検討のための IC カードデータを活用した利用者行動特性の把握, 土木学会論文集 F3 (土木情報学), Vol.68, No.2, pp.II_8-II_17,

- 2012.
- 102) 嶋本寛, 北脇徹, 宇野伸宏, 中村俊之: IC カード利用履歴データを用いた公共交通需要変動分析, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.70, No.5, pp.I_605-I_610, 2014.
 - 103) Egu O. and Bonnel P.: Investigating day-to-day variability of transit usage on a multimonth scale with smart card data. A case study in Lyon, *Travel Behaviour and Society*, Vol.19, pp.112-123, 2020.
 - 104) Ma X., Liu C., Wen H., Wang Y. and Wu Y.: Understanding commuting patterns using transit smart card data, *Journal of Transport Geography*, Vol.58, pp.135-145, 2017.
 - 105) Bagchi, M. and White, P. R.: The potential of public transport smart card data, *Transport Policy*, Vol.12, pp.464-474, 2005.
 - 106) 宮崎一貴, 溝上章志: スマートカードの利用履歴データを用いた熊本市電利用者の選好特性分析, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.77, No.3, pp.207-218, 2021.
 - 107) 細江美欧, 桑野将司, 宮崎耕輔: 交通系 IC カードデータを用いた鉄道利用に関する時空間的特徴の長期変動分析, 都市計画論文集, Vol.58, No.3, pp.1670-1677, 2023.
 - 108) 森田琢雅, 溝上章志, 中村嘉明: IC カードデータによる熊本市電利用者の行動特性分析とダイヤ編成への活用, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.73, No.5, pp.I_993-I_1001, 2017.
 - 109) Pelletier, M.-P., Trépanier, M. and Morency, C.: Smart card data use in public transit: A literature review, *Transportation Research Part C*, Vol.19, pp.557-568, 2011.
 - 110) Deng, Y., Wang, J., Gao, C., Li, X., Wang, Z. and Li, X.: Assessing temporal-spatial characteristics of urban travel behaviors from multiday smart-card data, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol.576, 126058, 2021.
 - 111) Zhang, S., Yang, Y., Zhen, F., Lobsang, T. and Li, Z.: Understanding the travel behaviors and activity patterns of the vulnerable population using smart card data: An activity space-based approach, *Journal of Transport Geography*, Vol.90, 102938, 2021.
 - 112) Lee, S., Ko, E., Jang, K. and Kim, S.: Understanding individual-level travel behavior changes due to COVID-19: Trip frequency, trip regularity, and trip distance, *Cities*, Vol.135, 104223, 2023.
 - 113) Chen, X., Jiang, Y., Ingvarsson, J. B., Luo, X. and Nielsen, O. A.: I can board, but I'd rather wait: Active boarding delay choice behaviour analysis using smart card data in metro systems, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol.174, 103747, 2023.
 - 114) Shang, W. L., Chen, Y., Yu, Q., Song, X., Chen, Y., Ma, X., Chen, X., Tan, Z., Huang, J. and Ochieng, W.: Spatio-temporal analysis of carbon footprints for urban public transport systems based on smart card data, *Applied Energy*, Vol.352, 121859, 2023.
 - 115) Gutiérrez, A., Domènech, A., Zaragoza, B. and Miravet, D.: Profiling tourists' use of public transport through smart travel card data, *Journal of Transport Geography*, Vol.88, 102820, 2020.
 - 116) Lei, D., Chen, X., Cheng, L. Zhang, L., Ukkusuri, S. V. and Witlox, F.: Inferring temporal motifs

- for travel pattern analysis using large scale smart card data, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.120, 102810, 2020.
- 117) Tang, J., Wang, X., Zong, F. and Hu, Z.: Uncovering Spatio-temporal Travel Patterns Using a Tensor-based Model from Metro Smart Card Data in Shenzhen, China, *Sustainability*, Vol.12, No.4, 1475, 2020.
- 118) Shi, Z., Pun-Cheng, L. S. C., Liu, X., Lai, J., Tong, C., Zhang, A., Zhang, M. and Shi, W.: Analysis of the Temporal Characteristics of the Elderly Traveling by Bus Using Smart Card Data, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol.9, No.12, 751, 2020.
- 119) Pieroni, C., Giannotti, M., Alves, B. B. and Arbex, R.: Big data for big issues: Revealing travel patterns of low-income population based on smart card data mining in a global south unequal city, *Journal of Transport Geography*, Vol.96, 103203, 2021.
- 120) Liu, J. and Shi, W.: A cross-boundary travel tale: Unraveling Hong Kong residents' mobility pattern in Shenzhen by using metro smart card data, *Applied Geography*, Vol.130, 102416, 2021.
- 121) Zhang, Y., Aslam, N. S., Lai, J. and Cheng, T.: You are how you travel: A multi-task learning framework for Geodemographic inference using transit smart card data, *Computers, Environment and Urban Systems*, Vol.83, 101517, 2020.
- 122) Zhao, Z., Koutsopoulos, H. N. and Zhao, J.: Discovering latent activity patterns from transit smart card data: A spatiotemporal topic model, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.116, 102627, 2020.
- 123) Basso, F., Frez, J., Hernández, H., Leiva, V., Pezoa, R. and Varas, M.: Crowding on public transport using smart card data during the COVID-19 pandemic: New methodology and case study in Chile, *Sustainable Cities and Society*, Vol.96, 104712, 2023.
- 124) Dixit, M., Cats, O., van Oort, N., Brands, T. and Hoogendoorn, S.: Validation of a multi-modal transit route choice model using smartcard data, *Transportation*, <<https://doi.org/10.1007/s11116-023-10387-z>>, 2023.
- 125) Deschaintres, E., Morency, C. and Trépanier, M.: Cross-analysis of the variability of travel behaviors using one-day trip diaries and longitudinal data, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol.163, pp.228-246, 2022.
- 126) Wei, M.: Investigating the influence of weather on public transit passenger's travel behaviour: Empirical findings from Brisbane, Australia, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol.156, pp.36-51, 2022.
- 127) 岩崎亜希, 山口涼: ウィズコロナ/ポストコロナの企業動向を踏まえた今後の鉄道需要, 運輸と経済, 第81巻, 第4号, pp.28-35, 2021.
- 128) 総務省: 日本標準産業分類(平成25年10月改定)(平成26年4月1日施行)一分類項目名, <https://www.soumu.go.jp/toukei_toukatsu/index/seido/sangyo/02toukatsu01_03000044.html> ,

- 2023年11月7日アクセス。
- 129) e-Stat : 経済センサス-活動調査,
<<https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1&toukei=00200553&tstat=000001145590>>,
2023年11月7日アクセス。
- 130) 厚生労働省 : 令和4年賃金構造基本統計調査 結果の概況:主な用語の定義,
<<https://www.mhlw.go.jp/toukei/itiran/roudou/chingin/kouzou/z2022/yougo.html>>, 2023年11月7日アクセス。
- 131) Rietveld, P.: Rounding of arrival and departure times in travel surveys: an interpretation in terms of scheduled activities, *Journal of Transportation Statistics*, Vol.5, No.1, pp.71-82, 2001.
- 132) Sato, Y. and Maruyama, T.: Modeling the rounding of departure times in travel surveys: comparing the effect of trip purposes and travel modes, *Transportation Research Record*, Vol.2674, No.10, pp.628-637, 2020.
- 133) 厚生労働省 : 新型コロナウイルス感染症の感染拡大による仕事への影響,
<<https://www.mhlw.go.jp/content/12602000/000684381.pdf>>, 2023年11月9日アクセス。
- 134) Morikawa, M: Work-from-home productivity during the COVID-19 pandemic: Evidence from Japan, *Economic Inquiry*, Vol.60, No.2, pp.508-527, 2021.
- 135) パーソル総合研究所 : 第八回・テレワークに関する調査/就業時マスク調査,
<<https://rc.persol-group.co.jp/thinktank/data/telework-survey8.html>>, 2023年11月9日アクセス。
- 136) NTT データ経営研究所 : 緊急調査 : パンデミック (新型コロナウイルス対策) と働き方 ~週3-4回以上のテレワーク/リモートワークを利用している人は全国で20.0%, 東京都に居住している人では36.5%~,
<<https://www.nttdata-strategy.com/newsrelease/200420.html>>, 2023年11月9日アクセス。
- 137) 第一生命経済研究所 : 誰が感染不安・重症化リスクを感じているのか~新型コロナウイルス意識調査より~, <<https://www.dlri.co.jp/pdf/ld/2020/wt2004f.pdf>>, 2024年2月4日アクセス。
- 138) 橋元良明 : 新型コロナ禍中の人々の不安・ストレスと抑鬱・孤独感の変化, *情報通信学会誌*, Vol.38, No.1, pp.25-29, 2020.
- 139) 石井加代子, 中山真緒, 山本勲 : コロナ禍初期の緊急事態宣言下における在宅勤務の実施要因と所得や不安に対する影響, *日本労働研究雑誌*, No.731, pp.81-98, 2021.
- 140) 後藤学, 濱野和佳 : 新型コロナウイルス感染症流行下でのテレワークの事態に関する調査動向, *INSS JOURNAL*, Vol.27, pp.252-274, 2020.
- 141) 日本モビリティ・マネジメント会議 : 【ダウンロード】安全な公共交通の乗り方 掲示用ポスター, <<https://www.jcomm.or.jp/posterstore/>>, 2023年11月10日アクセス。
- 142) 土木学会 : 非集計行動モデルの理論と実際, 丸善, pp.12-22, 1995.
- 143) デロイトトーマツ : 公務員リモートワークの現状調査と今後の展望。

- <<https://www2.deloitte.com/jp/ja/pages/about-deloitte/articles/news-releases/nr20200928-2.html>>, 2023 年 12 月 12 日アクセス.
- 144) ヤフー：働き方, <<https://about.yahoo.co.jp/hr/workplace/workstyle/>>, 2023 年 12 月 12 日アクセス.
- 145) 狩野裕, 三浦麻子: 新装版 AMOS, EQS, CALIS によるグラフィカル多変量解析, pp.138-162, 現代数学社, 2020.
- 146) 産業医科大学：新型コロナウイルス流行に伴い急遽はじまったテレワークの健康影響, <<https://www.ohpm.jp/index/covidtelework/>>, 2023 年 11 月 16 日アクセス.
- 147) 日本生産性本部：テレワークに関する意識調査, <<https://www.jpc-net.jp/research/detail/006528.html>>, 2023 年 11 月 17 日アクセス.
- 148) 東日本旅客鉄道：Suica が使えるお店, <<https://www.jreast.co.jp/suicamoney/shopping/>>, 2023 年 12 月 11 日アクセス.
- 149) 力石真, 西川文人, 瀬谷創, 藤原章正, 張峻屹: 非市場的相互作用を考慮した住宅地区住民の買物目的地選択行動のモデル分析, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.72, No.5, pp.I_595-I_605, 2016.
- 150) 荒木雅弘, 溝上章志, 円山琢也: まちなか回遊行動の詳細分析と政策シミュレーションのための予測モデル, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.71, No.5, pp.I_323-I_335, 2015.
- 151) 寺山一輝, 小谷通泰: 目的地・交通手段選択モデルに基づく買い物交通のアクセシビリティの評価-既成市街地と郊外住宅団地の比較, 都市計画論文集, Vol.49, No.3, 2014.
- 152) 東日本旅客鉄道：「オフピーク定期券」のサービスを開始します, <https://www.jreast.co.jp/press/2022/20221227_ho01.pdf>, 2023 年 8 月 15 日アクセス.
- 153) 東京地下鉄：メトポを活用したオフピークプロジェクトを実施します!, <https://www.tokyoMetro.jp/news/images_h/metroNews20190315_27.pdf>, 2023 年 12 月 11 日アクセス.
- 154) 西武鉄道：乗車ポイントサービス 2023 年度のキャンペーンエントリー開始!, <https://www.seiburailway.jp/file.jsp?newsroom/news/file/20230316_2023joshapoint.pdf>, 2023 年 12 月 11 日アクセス.
- 155) 鈴木健史, 斎藤功次, 山崎淳, 本田聖一郎, 羽藤英二, 石井良治, 松永隆宏: 渋谷駅山手線線路切替工事時における多様な観測データを用いた行動変容の実態分析, 土木計画学研究・講演集, Vol.68, 2023.
- 156) 総務省：平成 29 年版情報通信白書, p.63, 2017.
- 157) 東日本旅客鉄道：Suica に関するデータの社外への提供について 中間とりまとめ, <<https://www.jreast.co.jp/chukantorimatome/20140320.pdf>>, 2023 年 12 月 11 日アクセス.
- 158) 関啓一郎：個人情報保護法とその 10 年ぶりの改正について, 知的資産創造, pp.6-29, Vol.23, No.10, 2015.

- 159) 政府広報オンライン:「個人情報保護法」をわかりやすく解説 個人情報の取扱いルールとは?, <<https://www.gov-online.go.jp/useful/article/201703/1.html>>, 2023年12月11日アクセス.
- 160) 東日本旅客鉄道: Suicaに関するデータの社外への提供について とりまとめ, <https://www.jreast.co.jp/information/aas/20151126_torimatome.pdf>, 2023年12月11日アクセス.

謝辞

本研究の遂行ならびに本論文の執筆は、多くの方から多くのご指導やご助言、ご支援をいただいた上でできたものと痛感しています。

責任指導教員である本学田中伸治先生には、普段の研究指導以外にも、学内外で必要な諸手続きや、就職のことをはじめとした人生相談などで貴重なお時間を頂戴し、ご迷惑をおかけしてしまったとともに、多くの人生の糧を得ました。研究や人生に迷いがあったD2の冬のある日、予讃線の鈍行やサンライズ瀬戸の車内で話し込んだことは、とりわけ一生忘れられません。ありがとうございました。

そして、東京大学中村文彦先生には、ご異動されて以降も、ご多忙な中直接のご指導をいただきました。在学期間中、こうして改札通過データを使った分析に、自分のペースでノビノビと取り組ませてもらったのも、温かく見守っていただきながら、様々な形でお力添えをいただいたおかげです。特に、知らず知らずのうちに近視眼的なものの見方になってしまっていたときも、多種多様な切り口のヒントが織り交ざった先生からのご助言には、何度もはっと気付かされるものがありました。これからも研究者として、言葉一つの使い方から気を付けていきます。ありがとうございました。

その他、名古屋大学有吉亮先生には、本学ご在籍中には多大なご助言を頂戴したのに加え、ご異動されてからも気にかけていただきました。修士の頃から、研究も人生もご心配とご迷惑をおかけしてしまったかもしれませんが、こうして無事に何とかなりました。ありがとうございました。本学松行美帆子先生や安部遼祐先生には、研究室ゼミのときをはじめ、研究の基本的な部分で度々鋭いご質問・コメントを頂戴しました。どのように表現すれば上手く伝わるのか、毎度非常に考えさせられました。ありがとうございました。本学田村洋先生には、他分野の専門であるにも関わらず、本論文の審査委員を務めていただきました。ありがとうございました。

本研究の遂行ならびに本論文の執筆に際して、本研究の核である改札通過データを用いた分析は、鉄道事業者との共同研究により執り行い、ご担当者様には貴重なデータを提供いただくとともに、意見交換の機会を数多くいただきました。多大なご協力と事業者視点でのご助言がなければ、本研究は成し得ませんでした。心より感謝申し上げます。

さらに、第6章で行ったWebアンケート調査は、公益財団法人小田急財団の2022年度研究助成により行いました。加えて、調査の実施にあたり、株式会社クロス・マーケティングのご担当者様には、多くのご対応とご調整をいただきました。ここに記して感謝の意を表します。

本学交通と都市研究室の皆様にも、厚く感謝申し上げます。研究室秘書の小岩美菜子様や技術職員の原山大様には、継続して事務的、技術的なサポートをしていただいたのに加え、執筆期間末期にはお部屋にお邪魔までさせていただきました。博士学生先輩である早内玄様、池谷風馬様、土方康裕様、外山友里絵様、幸いなことに皆様の大きな背中を間近で見ることができ、追いかけることができたからこそ、私は博士課程後期の3年間を完走できた

と思っています。特に、土方様には、クアラルンプールでの国際会議参加の際に、それが初海外で右も左も分からなかった私をアテンドしてくださったのは、非常に心強かったです。その他接点のあった在學生、卒業・修了生の皆様には、私の卑屈でネガティブになりがちな思考を、大なり小なり変えてくれる刺激をくれたと思っています。この享受に見合ったものを皆様にお返しできたか自信はありませんが、またどこかでお会いしたときには、引き続きよろしくお願いします。

最後に、23年間も学生を続けさせてくれ、ずっと金銭的にも物資的にも身を粉にして援助してくれた家族には、感謝してもしきれません。これからは独り立ちして、強く生きていけるよう頑張ります。

付録

第6章で用いた Web アンケート調査について、その回答画面のスクリーンショットを順に掲載する。

Page 1

0 50 100(%)

SC1 必須設定 回答必須

SC1

あなたの性別をお知らせください。

- 1 男性
- 2 女性
- 3 その他

SC2 対象外条件 SC2_1 < 25 または SC2_1 > 64 (即時回答終了)

- カテゴリ 1歳

必須設定 回答必須

回答制御 回答範囲「0~99」に該当しない場合はアラートを表示

SC2

あなたの年齢をお知らせください。

歳

SC3 必須設定 回答必須

対象外条件 SC3 = 「29. 上記以外」(即時回答終了)

SC3

あなたのお住まいの地域をお知らせください。

次へ

0 50 100(%)

0 50 100(%)

SC4

必須設定 回答必須

対象外条件 SC4 = 「11.パート・アルバイト」～「15. その他の職業」(即時回答終了)

SC4

あなたの職業をお知らせください。

- 1 会社勤務(一般社員)
- 2 会社勤務(管理職)
- 3 会社経営(経営者・役員)
- 4 公務員・教職員・非営利団体職員(一般職員)
- 5 公務員・教職員・非営利団体職員(管理職)
- 6 派遣社員・契約社員
- 7 自営業(商工サービス)
- 8 SOHO
- 9 農林漁業
- 10 専門職(弁護士・税理士等・医療関連)
- 11 パート・アルバイト
- 12 専業主婦・主夫
- 13 学生
- 14 無職
- 15 その他の職業

次へ

0 50 100(%)

0 50 100(%)

SC5

必須設定 回答必須

対象外条件 SC5 = 「6. 上記以外のエリア」(即時回答終了)

SC5

あなたの勤務エリアをお知らせください。

- 1 東京都千代田区
- 2 東京都中央区
- 3 東京都港区
- 4 東京都新宿区
- 5 東京都渋谷区
- 6 上記以外のエリア

次へ

0 50 100(%)

0 50 100(%)

SC6

- 必須設定 回答必須
- 回答制御 排他カテゴリ「9. 通勤していない」に該当しない場合はアラートを表示
- 対象外条件 SC6 ≠ 「1. 鉄道」, 「2. バス」(即時回答終了)
 - カテゴリ 8. その他
 - カテゴリ 8. その他の詳細入力 1
- 必須設定 回答必須
- 入力文字数 100文字まで

SC6

COVID-19流行前(2019.10以前)の通勤時の交通手段をお知らせください。

(いくつでも)

- 1 鉄道
- 2 バス
- 3 自家用車
- 4 バイク
- 5 自転車
- 6 徒歩
- 7 タクシー
- 8 その他
- 9 通勤していない

次へ

0 50 100(%)

0 50 100(%)

SC7

必須設定 回答必須

回答制御 排他カテゴリ「4. 上記にあてはまるものはない」に該当しない場合はアラートを表示

対象外条件 SC7 = 「1. 転居」～「3. 転勤」(即時回答終了)

SC7

COVID-19流行前(2019.10)から現在までの期間について、
転居・転職・転勤の有無をお知らせください。(いくつでも)

- 1 転居
- 2 転職
- 3 転勤
- 4 上記にあてはまるものはない

次へ

0 50 100(%)

0 50 100(%)

SC8

- カテゴリ 1人

必須設定 回答必須

回答制御 回答範囲「1～99」に該当しない場合はアラートを表示

SC8

あなたが同居されているご家族の人数をお知らせください(あなた自身を含む)。

人

次へ

0 50 100(%)



SC9

必須設定 回答必須

- カテゴリ 5.その他
- カテゴリ 5.その他 の詳細入力 1

必須設定 回答必須

入力文字数 100文字まで

SC9

あなたのお住まいの住居形態についてお知らせください。

- 1 持ち家かつ一戸建て
- 2 持ち家かつ集合住宅
- 3 賃貸かつ一戸建て
- 4 賃貸かつ集合住宅
- 5 その他

次へ



SC10

必須設定 回答必須

回答制御 回答個数値 (SC10) < SC8_1 または SC8_1 = 1 に該当しない場合はアラートを表示

- カテゴリ 1 独居
回答者条件 SC8_1 = 1
- カテゴリ 2 小学生未満
回答者条件 SC8_1 >= 2
- カテゴリ 3 小学生
回答者条件 SC8_1 >= 2
- カテゴリ 4 中学生
回答者条件 SC8_1 >= 2
- カテゴリ 5 高校生
回答者条件 SC8_1 >= 2
- カテゴリ 6 大学・短大・大学院・専門学生(浪人含む)
回答者条件 SC8_1 >= 2
- カテゴリ 7 配偶者
回答者条件 SC8_1 >= 2
- カテゴリ 8 自身や配偶者の親
回答者条件 SC8_1 >= 2
- カテゴリ 9 自身や配偶者の祖父母
回答者条件 SC8_1 >= 2
- カテゴリ 10 学生以外の親族
回答者条件 SC8_1 >= 2
- カテゴリ 11 知人・友人・恋人
回答者条件 SC8_1 >= 2
- カテゴリ 12 その他
回答者条件 SC8_1 >= 2

SC10

あなたが同居されているご家族についてお知らせください。 (いくつでも)

- 1 独居
- 2 小学生未満
- 3 小学生
- 4 中学生
- 5 高校生
- 6 大学・短大・大学院・専門学生(浪人含む)
- 7 配偶者
- 8 自身や配偶者の親
- 9 自身や配偶者の祖父母
- 10 学生以外の親族
- 11 知人・友人・恋人
- 12 その他

次へ



SC11 - カテゴリ 1台

必須設定 回答必須

回答制御 回答範囲「0~99」に該当しない場合はアラートを表示

SC11

自動車保有台数についてお知らせください。

※保有していない場合は0を入力してください

台

次へ



SC12

必須設定 回答必須

SC12

あなたのお勤め先(派遣先)の従業員規模をお知らせください。

※海外に支社・支局がある場合は、海外の従業員数を含めてお答えください。

- 1 50人未満
- 2 50~100人
- 3 101~300人
- 4 301~500人
- 5 501~1,000人
- 6 1,001人以上

次へ



SC13

必須設定 回答必須

SC13

あなたのお勤め先の業種をお知らせください。

- 1 農業・林業
- 2 漁業
- 3 工業・採石業・砂利採取業
- 4 建設業
- 5 製造業
- 6 電気・ガス・熱供給・水道業
- 7 情報通信業
- 8 運輸業・郵便業
- 9 卸売業・小売業
- 10 金融業・保険業
- 11 不動産業・物品賃貸業
- 12 学術研究・専門・技術サービス業
- 13 宿泊業・飲食サービス業
- 14 生活関連サービス業・娯楽業
- 15 教育・学習支援業
- 16 医療・福祉
- 17 複合サービス事業
- 18 サービス業(他に分類されないもの)
- 19 公務(他に分類されるものを除く)
- 20 その他の産業

次へ

0 50 100(%)

SC14 - カテゴリ 1時間
 必須設定 回答必須
 回答制御 回答範囲「0~5」に該当しない場合はアラートを表示

SC14sq - カテゴリ 1分
 必須設定 回答必須
 回答制御 回答範囲「0~59」に該当しない場合はアラートを表示
 回答制御 ((SC14_1 >= 0 かつ SC14_1 <= 4) かつ (SC14SQ_1 >= 0 かつ SC14SQ_1 <= 59)) または (SC14_1 = 5 かつ SC14SQ_1 = 0) に該当しない場合はアラートを表示

SC14

あなたの勤務地(サテライトオフィスや自宅を除く、オフィスや事業所)までの通勤時間をお知らせください。

※通勤時間がない方は「0時間0分」を入力してください

時間 分

次へ

0 50 100(%)

0 50 100(%)

SC15 必須設定 回答必須

SC15

あなたのご家庭の世帯年収(税込)をお知らせください。

- 1 200万円未満
- 2 200~399万円
- 3 400~599万円
- 4 600~999万円
- 5 1,000~1,499万円
- 6 1,500万円以上
- 7 不明・答えたくない

次へ

0 50 100(%)



Q1_1 必須設定 回答必須

Q1_2 必須設定 回答必須

Q1_3 必須設定 回答必須

Q1
あなたの通勤頻度の変化についてお知らせください。
(それぞれひとつずつ)



週5日以上	週3~4回程度	週1~2回程度	月1~2回程度	月1回未満	全くない
-------	---------	---------	---------	-------	------

- 1 コロナ流行前(2019.10)での通勤頻度 1 2 3 4 5 6
- 2 コロナ禍中(2021.8,東京オリンピックの頃、4回目の緊急事態宣言が发出)での通勤頻度 1 2 3 4 5 6
- 3 現在(2023.10)での通勤頻度 1 2 3 4 5 6

次へ





Q2_1 必須設定 回答必須

Q2_2 必須設定 回答必須

Q2_3 必須設定 回答必須

Q2

あなたのテレワークの頻度の変化についてお知らせください。
 (それぞれひとつずつ)



週 5 日 以 上	週 3 ~ 4 回 程 度	週 1 ~ 2 回 程 度	月 1 ~ 2 回 程 度	月 1 回 未 満	全 く な い
-----------------------	---------------------------------	---------------------------------	---------------------------------	-----------------------	------------------

1	コロナ流行前(2019.10)でのテレワークの頻度	1	2	3	4	5	6
2	コロナ禍中(2021.8,東京オリンピックの頃、4回目の緊急事態宣言が 発出)でのテレワークの頻度	1	2	3	4	5	6
3	現在(2023.10)でのテレワークの頻度	1	2	3	4	5	6

次へ





Q3_1 必須設定 回答必須

Q3_2 必須設定 回答必須

Q3_3 必須設定 回答必須

Q3

あなたの鉄道・バスの利用頻度の変化についてお知らせください。
(それぞれひとつずつ)



週5日以上	週3~4回程度	週1~2回程度	月1~2回程度	月1回未満	全くない
-------	---------	---------	---------	-------	------

- 1 コロナ流行前(2019.10)での通勤目的の鉄道・バスの利用頻度 1 2 3 4 5 6
- 2 コロナ禍中(2021.8,東京オリンピックの頃、4回目の緊急事態宣言が发出)での通勤目的の鉄道・バスの利用頻度 1 2 3 4 5 6
- 3 現在(2023.10)での通勤目的の鉄道・バスの利用頻度 1 2 3 4 5 6

次へ





Q4_1 必須設定 回答必須

Q4_2 必須設定 回答必須

Q4_3 必須設定 回答必須

Q4

あなたの自家用車の利用頻度の変化についてお知らせください。
(それぞれひとつずつ)



週5日以上	週3~4回程度	週1~2回程度	月1~2回程度	月1回未満	全くない
-------	---------	---------	---------	-------	------

- 1 コロナ流行前(2019.10)での通勤目的の自家用車の利用頻度 1 2 3 4 5 6
- 2 コロナ禍中(2021.8,東京オリンピックの頃、4回目の緊急事態宣言が发出)での通勤目的の自家用車の利用頻度 1 2 3 4 5 6
- 3 現在(2023.10)での通勤目的の自家用車の利用頻度 1 2 3 4 5 6

次へ



Q5_1 - カテゴリ 1時
 必須設定 回答必須
 回答制御 回答範囲「0~23」に該当しない場合はアラートを表示

Q5_1SQ - カテゴリ 1分
 必須設定 回答必須
 回答制御 回答範囲「0~59」に該当しない場合はアラートを表示

Q5_1

コロナ流行前(2019.10)での仕事のために家を出る時間帯をお知らせください。
 「0時~23時59分」の範囲で回答してください。

時 分

Q5_2 - カテゴリ 1時
 必須設定 回答必須
 回答制御 回答範囲「0~23」に該当しない場合はアラートを表示

Q5_2SQ - カテゴリ 1分
 必須設定 回答必須
 回答制御 回答範囲「0~59」に該当しない場合はアラートを表示

Q5_2

コロナ禍中(2021.8,東京オリンピックの頃、4回目の緊急事態宣言が発出)での
 仕事のために家を出る時間帯をお知らせください。
 「0時~23時59分」の範囲で回答してください。

時 分

Q5_3 - カテゴリ 1時
 必須設定 回答必須
 回答制御 回答範囲「0~23」に該当しない場合はアラートを表示

Q5_3SQ - カテゴリ 1分
 必須設定 回答必須
 回答制御 回答範囲「0~59」に該当しない場合はアラートを表示

Q5_3

現在(2023.10)での仕事のために家を出る時間帯をお知らせください。
 「0時~23時59分」の範囲で回答してください。

時 分

次へ

Q6_1 - カテゴリ 1時
 必須設定 回答必須
 回答制御 回答範囲「0~23」に該当しない場合はアラートを表示

Q6_1SQ - カテゴリ 1分
 必須設定 回答必須
 回答制御 回答範囲「0~59」に該当しない場合はアラートを表示

Q6_1

コロナ流行前(2019.10)での仕事から家に帰る時間帯をお知らせください。
 「0時~23時59分」の範囲で回答してください。

時 分

Q6_2 - カテゴリ 1時
 必須設定 回答必須
 回答制御 回答範囲「0~23」に該当しない場合はアラートを表示

Q6_2SQ - カテゴリ 1分
 必須設定 回答必須
 回答制御 回答範囲「0~59」に該当しない場合はアラートを表示

Q6_2

コロナ禍中(2021.8,東京オリンピックの頃、4回目の緊急事態宣言が発出)での
 仕事から家に帰る時間帯をお知らせください。
 「0時~23時59分」の範囲で回答してください。

時 分

Q6_3 - カテゴリ 1時
 必須設定 回答必須
 回答制御 回答範囲「0~23」に該当しない場合はアラートを表示

Q6_3SQ - カテゴリ 1分
 必須設定 回答必須
 回答制御 回答範囲「0~59」に該当しない場合はアラートを表示

Q6_3

現在(2023.10)での仕事から家に帰る時間帯をお知らせください。
 「0時~23時59分」の範囲で回答してください。

時 分

次へ



Q7_1	必須設定	回答必須
Q7_2	必須設定	回答必須
Q7_3	必須設定	回答必須

Q7

あなたの通勤手当の変化についてお知らせください。(それぞれひとつずつ)



全額あり
一部あり
全くない

1 コロナ流行前(2019.10)での通勤手当	1 <input type="radio"/>	2 <input type="radio"/>	3 <input type="radio"/>
2 コロナ禍中(2021.8,東京オリンピックの頃、4回目の緊急事態宣言が発出)での通勤手当	1 <input type="radio"/>	2 <input type="radio"/>	3 <input type="radio"/>
3 現在(2023.10)での通勤手当	1 <input type="radio"/>	2 <input type="radio"/>	3 <input type="radio"/>

次へ



0 50 100(%)

Q8_1 必須設定 回答必須

Q8_2 必須設定 回答必須

Q8_3 必須設定 回答必須

Q8

あなたの利用券種の変化についてお知らせください。(それぞれひとつずつ)



通 非 そ
勤 定 の
定 期 他
期

1	コロナ流行前(2019.10)での鉄道・バスの利用券種	1 <input type="radio"/>	2 <input type="radio"/>	3 <input type="radio"/>
2	コロナ禍中(2021.8,東京オリンピックの頃、4回目の緊急事態宣言が発出)での鉄道・バスの利用券種	1 <input type="radio"/>	2 <input type="radio"/>	3 <input type="radio"/>
3	現在(2023.10)での鉄道・バスの利用券種	1 <input type="radio"/>	2 <input type="radio"/>	3 <input type="radio"/>

次へ

0 50 100(%)

0 50 100(%)

Q9_1	必須設定	回答必須
Q9_2	必須設定	回答必須
Q9_3	必須設定	回答必須
Q9_4	必須設定	回答必須
Q9_5	必須設定	回答必須

Q9

コロナ禍中での個人の意向についてお知らせください。(それぞれひとつずつ)



あてはまる
ややあてはまる
どちらともいえない
あまりあてはまらない
あてはまらない

1	出社するよりもむしろ、可能な限りテレワークを行いたかった	1	2	3	4	5
2	通勤目的で公共交通(鉄道やバス)を利用することに、不安を感じた	1	2	3	4	5
3	買い物や通院,飲食などの用事について、通勤の途中で寄り道して行くことを控えたと思っていた	1	2	3	4	5
4	買い物や通院,飲食などの用事について、なるべく居住の区内で済ませたいと思っていた	1	2	3	4	5
5	居住の区内での移動では、公共交通よりも自家用車の利用の方が好ましいと思っていた	1	2	3	4	5

次へ

0 50 100(%)

0 50 100(%)

前問の「通勤目的で公共交通(鉄道やバス)を利用することに、不安を感じた」で「あてはまる」「ややあてはまる」の方へ。

Q10

回答者条件 Q9_2 = 「1.あてはまる」, 「2. ややあてはまる」

- カテゴリ 1FA

必須設定 回答必須

入力文字数 400文字まで

Q10

通勤目的で公共交通(鉄道やバス)を利用する際、
どういった事項に不安を感じたか、ご記入ください。

次へ

0 50 100(%)

0 50 100(%)

Q11_1	必須設定	回答必須
Q11_2	必須設定	回答必須
Q11_3	必須設定	回答必須
Q11_4	必須設定	回答必須
Q11_5	必須設定	回答必須

Q11

現在の個人の意向についてお知らせください。(それぞれひとつずつ)

あてはまる
 やあてはまる
 どちらともいえない
 あまりあてはまらない
 あてはまらない



1	出社するよりもむしろ、可能な限りテレワークを行いたい	1	2	3	4	5
2	通勤目的で公共交通(鉄道やバス)を利用することに、不安を感じる	1	2	3	4	5
3	買い物や通院、飲食などの用事について、通勤の途中で寄り道して行くことを控えたいと思っている	1	2	3	4	5
4	買い物や通院、飲食などの用事について、なるべく居住の区内で済ませたいと思っている	1	2	3	4	5
5	居住の区内での移動では、公共交通よりも自家用車の利用の方が好ましいと思っている	1	2	3	4	5

次へ

0 50 100(%)



前問の「通勤目的で公共交通(鉄道やバス)を利用することに、不安を感じる」で「あてはまる」「ややあてはまる」の方へ。

Q12

回答者条件 Q11.2 = 「1.あてはまる」, 「2. ややあてはまる」

- カテゴリ 1FA

必須設定 回答必須

入力文字数 400文字まで

Q12

通勤目的で公共交通(鉄道やバス)を利用する際、
こういった事項に不安を感じるか、ご記入ください。

次へ





Q13.1	必須設定	回答必須
Q13.2	必須設定	回答必須
Q13.3	必須設定	回答必須
Q13.4	必須設定	回答必須

Q13

コロナ禍中での企業規範や働き方についてお知らせください。(それぞれひとつずつ)



あてはまる
 ややあてはまる
 どちらともいえない
 あまりあてはまらない
 あてはまらない

- | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | テレワークが推奨されることよりも、出社することの方が求められていた | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| 2 | COVID-19の感染状況によって、出社かテレワークかを柔軟に選択できる状況だった | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| 3 | 事務処理や対面での会議など、出社しなければ行えない業務が多かった | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| 4 | 出社する場合には、時差通勤が強く推奨されていた | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |

次へ



0 50 100(%)

Q14.1	必須設定	回答必須
Q14.2	必須設定	回答必須
Q14.3	必須設定	回答必須
Q14.4	必須設定	回答必須

Q14

現在の企業規範や働き方についてお知らせください。(それぞれひとつずつ)



あてはまる
ややあてはまる
どちらともいえない
あまりあてはまらない
あてはまらない

1 テレワークが推奨されることよりも、出社することの方が求められている	1	2	3	4	5
2 COVID-19の感染状況によって、出社かテレワークかを柔軟に選択できる状況である	1	2	3	4	5
3 事務処理や対面での会議など、出社しなければ行えない業務が多い	1	2	3	4	5
4 出社する場合には、時差通勤が強く推奨されている	1	2	3	4	5

次へ

0 50 100(%)



Q15

- カテゴリ 1FA

必須設定 無回答可

入力文字数 400文字まで

Q15

コロナ禍を経て、これからの公共交通(鉄道やバス)に求める事項がありましたら、ご自由にお書きください。

送信

