

# テレワークの進展が都市鉄道需要に与える影響（2）

【2020年度 KR-076】

政策研究大学院大学 大学院政策研究科

教授 日比野 直彦 阿久津 友宏 奥ノ坊 直樹

## 1. はじめに

働き方改革の推進、新型コロナウイルス感染症の拡大防止のための緊急事態宣言および外出自粛要請により、テレワークが急速に進展し、大都市圏の通勤行動が大きく変化している。特に、東京都市圏では、他の都市圏と比較して感染者数が多いことから、長期間の外出自粛要請がなされテレワークが強く推奨されている。これにより、通信ネットワーク、モバイル端末、労働管理等の環境整備が急速に進み、多くの企業、就業者が実際にテレワークを経験し、そのメリット、デメリットを体感することになった。テレワークの進展という視点では、新型コロナウイルス感染症の拡大は、壮大な社会実験のような役割を果たし、進展を速めることに寄与したと言えよう。このテレワークの進展による通勤行動の変化は、コロナ禍における一時的な現象ではなく、終息後にも一定程度継続されると考えられるため、今後の都市鉄道需要の変化を分析する上では、これまでの分析の延長ではなく、このコロナによる変化をできるだけ正確に把握し、その影響を明らかにすることは重要である。

しかしながら、新型コロナウイルス感染症が都市鉄道需要に与えた影響に関する分析は、乗降者数の変化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く、未だに実態が明らかにされていない。そこで、本研究では、自動改札データおよび定期券情報を用いて、鉄道利用者の延べ利用回数（人・回／月）の変化だけでなく、利用者数（人／月）や利用頻度（回／月、回／週）等にも焦点を当て、通勤行動の変化を定量的に明らかにすることを目的とする。本研究の特徴は、同一の鉄道利用者を特定することにより、個々の利用頻度や利用時間帯の変化をも分析可能と

し、これまでの総数の変化に関する分析のみでは正確に把握できなかった通勤行動の変化を明らかにすることである。

## 2. 分析データと分析方法

### （1）分析データ

分析データとして、東急電鉄株式会社の自動改札データおよび定期券情報を用いる。東急電鉄の年間輸送人員は約 11 億人である。分析期間は 2018 年 10 月～2020 年 10 月とし、新型コロナウイルス感染症の影響を明らかにするために、「コロナ期間前：2018 年 10 月～2019 年 10 月」および「コロナ期間中：2019 年 10 月～2020 年 10 月」に分けて分析を行う。また、本分析は通勤行動の変化に焦点を当てているため、分析対象者は、平日の午前 5 時から午前 12 時に東急線内から出発した者とし、その中で発着駅が特定可能な定期利用者としている。一日の利用者の約 70%が午前中に出発し、その内の約 70%が定期券利用者である。なお、3（1）および（2）では、分析対象を限定し、東急線内を出発し東京都区内に到着する者とする。これは、定期券利用者の約 55%である。3（3）では、分析対象の到着地をさらに限定し、「東京・丸の内、永田町・赤坂、霞が関、六本木、渋谷・原宿、新宿、品川、上野、目黒・五反田、豊洲」の 10 エリアとする。各エリアには、エリア名になっている駅に加え、その周辺の数駅を到着駅として含めている。3（1）および（2）で対象とした者の約 40%、定期券利用者の約 22%、全体の約 11%である。約 11%に過ぎないものの、利用頻度が高いため延べ利用回数への影響が大きく、これらの通勤行動の変化、勤務地による差異等を明らかにすることは有意義であるとの考えから、分析対象者を限定した詳細な分析を行っている。

## (2) 分析方法

分析方法は、まず、平日午前中・月別の自動改札データを用い、「延べ利用回数(人・回/月)」を取得する。次に、同一鉄道利用者を特定することにより、「延べ利用回数(人・回/月)」を「利用者数(人/月)」および「利用頻度(回/月)」に分解する。なお、「利用頻度(回/月)」は、月別の平日の日数の影響を受けるため、月別の比較を可能にするために「利用頻度(回/週)」に換算する。さらに、定期券情報を加えることにより勤務地を特定する。なお、定期券情報は、発地と着地の区別がないために、改札通過(乗車)した駅を居住地とし、他方を勤務地としている。また、定期券に記載されている駅以外の改札を通過している場合は、発着地が特定できないため、分析対象外としている。さらに、定期券利用を止め、普通券利用になった人の変化も見するために、集計初月の定期券情報の勤務地に行き続けていると仮定する。以上のような処理をし、3(1)では、延べ利用回数、利用者数、利用頻度の時系列変化を、3(2)では、それらの東京都区別の空間的差異を明らかにする。さらに、3(3)では、同一の利用者を特定し追跡することにより、詳細エリア別のコロナの影響による行動変化を明らかにする。

## 3. 分析結果

### (1) 延べ利用回数、利用者数、利用頻度の変化

図1に、コロナ期間中における「延べ利用回数(人・回/月)」、「利用者数(人/月)」、「利用頻度(回/週)」の時系列変化を示す。このグラフは、2019年10月を1としたときの3つの項目の1年間の変化を表している。図1より、延べ利用回数は、1回目の緊急事態宣言下の5月に最も低い値となり、その後上昇に転じたものの、6割程度にしか戻っていないことが見て取れる。また、この「延べ利用回数(人・回/月)」を分解した「利用者数(人/月)」と「利用頻度(回/週)」は、どちらも2020年3月から大きく減少しているが、その変化のタイミングや大きさには差異があることが見て取れる。具体的には、4月は利用者数よりも利用頻度の減少が大きく、5月では利用頻度は回復に向かい、利用者数は最低値となっている。6月以降は、利用頻度は9割程度、利用者数は7割程度となり、変化が小さくなっている。これらより、延べ利用回数の減少には、利用頻度よりも利用者数の方が大きく寄与していることが見受

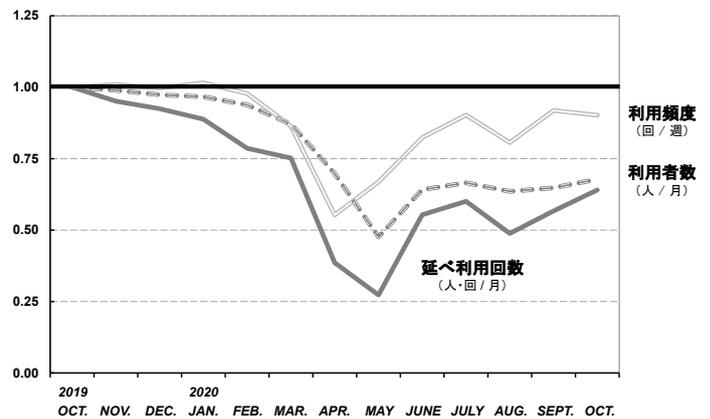


図1 東急線発・東京都区内着の定期利用者  
のコロナ期間中における通勤行動の変化

けられる。すなわち、コロナ禍においても通勤を続けている人の利用頻度はあまり減少しておらず、定期券を使用しほぼ毎日通勤していた人がしなくなったことの影響が大きいことが読み取れる。なお、利用者数の減少には、在宅テレワークに移行した人だけではなく、定期券利用を止めた人も含まれているため、より正確にこの変化を明らかにするために、3(3)において、同一個人の行動に着目した分析を行う。

### (2) 東京都区別のコロナの影響による行動変化

図2に、「延べ利用回数(人・回/月)」、「利用者数(人/月)」、「利用頻度(回/週)」の変化の勤務地別分布を示す。各図は、それぞれの2020年10月の値を2019年10月の値で除した値 $r_1$ を表している。各図とも色が濃い程、変化が大きいことを表している。図2より、これらには、4(1)で示した時系列だけでなく、空間的にも差異があることが見て取れ得る。「利用者数、利用頻度ともに大きく減少している中央区」、「利用者数は大きく減少しているが、利用頻度はあまり変化していない北区」、その逆に「利用者数はあまり変化していないが、利用頻度が大きく減少している江東区」といったように、各区の変化が異なっていることが見て取れる。

### (3) 詳細エリア別のコロナの影響による行動変化

勤務地の企業規模や産業の構成の差異がテレワークの進展状況に影響し、その結果として通勤行動の変化に空間的な差異が生じていると考えられる。勤務地の特徴をより鮮明にするため、分析単位を「区」よりも小さな「エリア」として分析を行う。ここでは、3(1)で示した東京都区内の代表的な10エリアを分析対象とする。また、分析対象エリアを限定することにより、分析対象者が約22万人と少なくでき

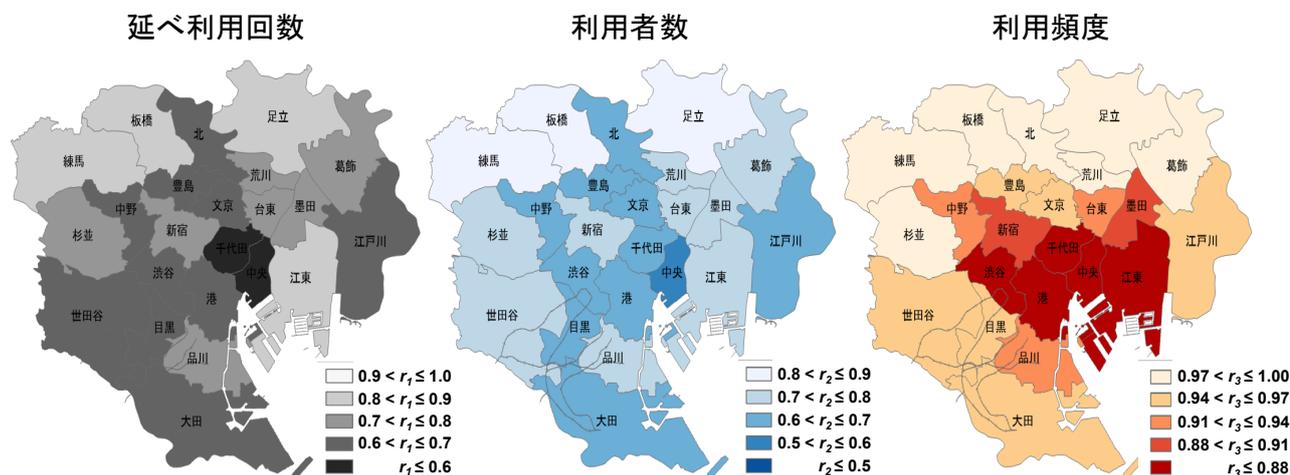


図2 延べ利用回数、利用者数、利用頻度の変化の勤務地別分布  
( $r_1 = 2020$ 年10月値 /  $2019$ 年10月値)

るため、個々を特定し、追跡することで詳細な行動変化を分析することが可能となる。例えば、利用頻度が低くなり、定期券利用を止めた人も分析対象となり、テレワークへの移行、利用頻度の減少の実態把握をより正確に行うことができるようになる。

図3に、利用頻度の変化の内訳を、2018年10月から2019年10月（左表）と2019年10月から2020年10月（右表）に分けて示す。なお、内訳の表現を、当該月の総利用回数を基にして週および月に平均何回利用したかという表現とし、直感的にわかりやすいようにしている。例えば、2.5（回／週）以上3.5（回／週）未満を「週3回」と記している。図3より、コロナの影響がないときでも、利用頻度がかなり変化していることが見て取れる。左表より、通常でも一年間利用頻度が変わらない人は60%程度しかいないこと、また、約30%の人が1年後に全く利用しなくなったことが見て取れる。東急線沿線の各自治体における人口動態も踏まえ、この約30%の人の殆どが転出した人であると考えられる。転出した人と同程度の利用頻度の人々が、転出とほぼ同数の転入をしていることから、総数の変化では現れてこないが、このように同一利用者特定し追跡することにより、定常的に全体の3割程度が入れ替わっていることが読み取れる。また、右表の変化だけを見て、例えば、ほぼ毎日（平均週4回以上）通勤していた人の場合、利用頻度を変更せず通勤を継続している人が約35%しかいないことから、コロナの影響で約65%が行動を変えたと判断するのは誤りである。コロナの影響を正しく理解するためには、右表の値から左表の値を減じて定常的な変化の影響を取り除く必要がある。

表1に、上述の処理をした利用頻度の変化を示す。表1より、2019年10月に週4回以上、翌年同月も同頻度が-26.0ポイントとなり、その他の週3回、週2回、週1回、月1回、0回への変化がプラスとなっていることが見て取れる。特に、全体でも月1回が5.1ポイント、0回が5.7ポイント増加しており、在宅テレワークが進んだことが読み取れる。ポイント数の変化だけでは、直感的に変化がわかりにくいいため、表1を基にして算出した利用頻度を変更した人の数を図4に示す。図4は、平日午前中に東急線発・東京都区内10エリア着の定期利用者、約22万人の利用頻度変化の内訳を示している。週4回以上利用している人は約17万人であり、この17万人の内、定常的に利用頻度を変更する人は約6.5万人おり、また、その逆に、コロナ期間においても利用頻度を変更しなかった人は約6万にいたる。本分析で焦点を当てているコロナの影響により利用頻度を減らした人は約4.5万人であり、その内訳は週1～3回利用する人が約2.5万人、月1回利用および全く利用していないが約2万人である。ほぼ毎日通勤していた人の約2万人が在宅テレワークになったことを明らかにしたことは本分析の大きな成果である。また、コロナの期間中においても利用頻度を変えなかった人は、医療従事者、インフラ従事者等のいわゆるエッセンシャルワーカーや、在宅勤務が職務上できない人等であると考えられ、今後もテレワークを行うことが難しいと考えられる。その一方で、コロナの影響により利用頻度を変更した人は、テレワーク環境が整っている可能性が高く、これらの一部はコロナ終息後もテレワークを継続する可能性が高いと考えられる。

		定常的な変化							定常的な変化+コロナの影響								
		利用頻度 (2019年10月)								利用頻度 (2020年10月)							
		内訳							内訳								
		全体	週4回以上	週3回	週2回	週1回	月1回	0回	小計	全体	週4回以上	週3回	週2回	週1回	月1回	0回	小計
利用頻度 (2018年10月)	全体	100.0	52.0	9.6	3.6	3.3	2.8	28.6	100.0	100.0	29.6	11.4	7.2	9.5	7.9	34.3	100.0
	週4回以上	80.9	60.2	8.1	2.3	2.2	2.0	25.3	100.0	77.9	34.2	11.2	7.1	9.2	7.4	30.8	100.0
	週3回	8.6	22.0	24.4	9.6	5.3	3.5	35.2	100.0	10.5	16.9	16.8	8.1	9.8	8.8	39.5	100.0
	週2回	4.6	15.8	14.4	12.7	9.6	5.5	42.0	100.0	5.4	12.2	10.4	9.0	11.3	9.6	47.4	100.0
	週1回	3.7	12.5	7.2	7.6	12.3	8.5	52.0	100.0	4.1	9.8	6.3	5.8	10.6	11.2	56.2	100.0
	月1回	2.1	9.2	3.8	3.3	10.8	14.2	58.7	100.0	2.1	7.7	4.2	3.4	9.8	12.8	62.1	100.0
		(%)								(%)							

図3 利用頻度変化の内訳

表1 コロナの影響による利用頻度の変化

		利用頻度 (2020年10月)					
		内訳					
		週4回以上	週3回	週2回	週1回	月1回	0回
利用頻度 (2019年10月)	全体	-22.4	1.8	3.6	6.1	5.1	5.7
	週4回以上	-26.0	3.2	4.9	7.1	5.4	5.5
	週3回	-5.1	-7.7	-1.4	4.5	5.4	4.3
	週2回	-3.6	-4.0	-3.7	1.8	4.1	5.5
	週1回	-2.7	-0.8	-1.8	-1.7	2.7	4.3
	月1回	-1.5	0.4	0.1	-1.0	-1.5	3.4
		(point)					

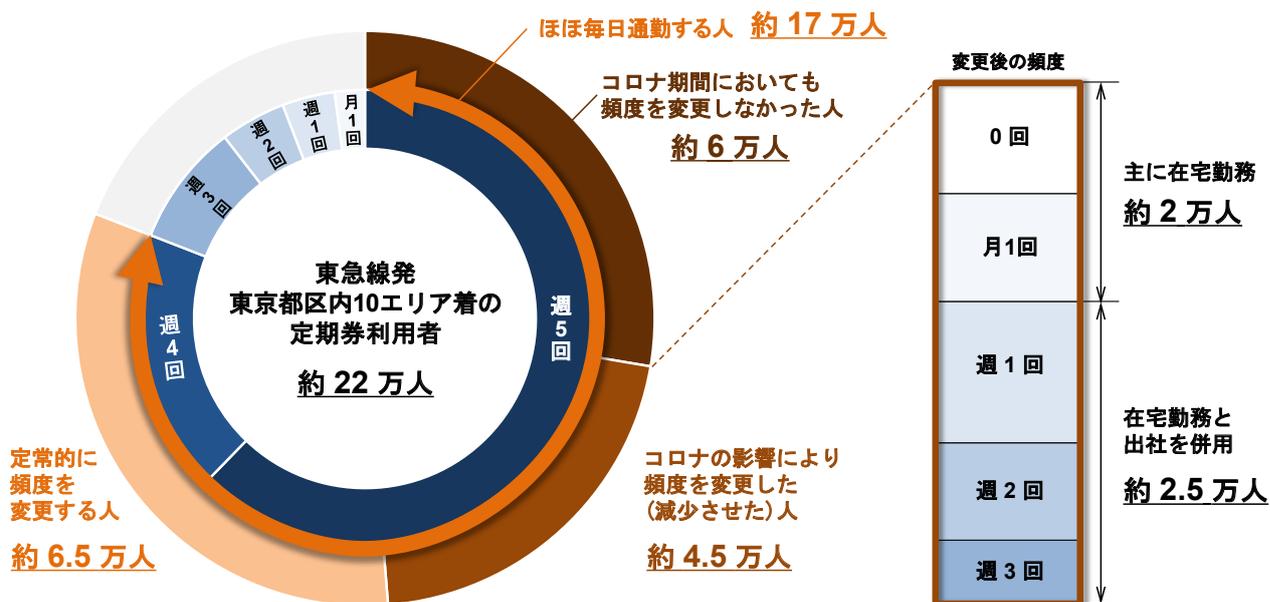


図4 東急線発・東京都区内10エリア着の定期券利用者の2019年10月と2020年10月における利用頻度変化者数の内訳

2018/10

2019/10

2020/10

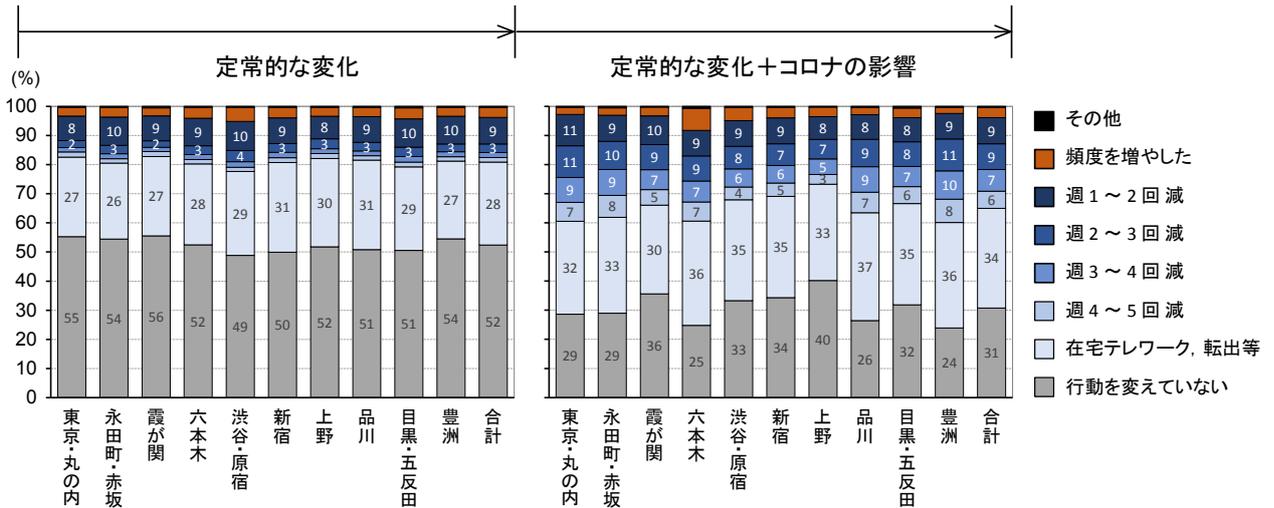


図5 エリア別の利用頻度変化量の割合

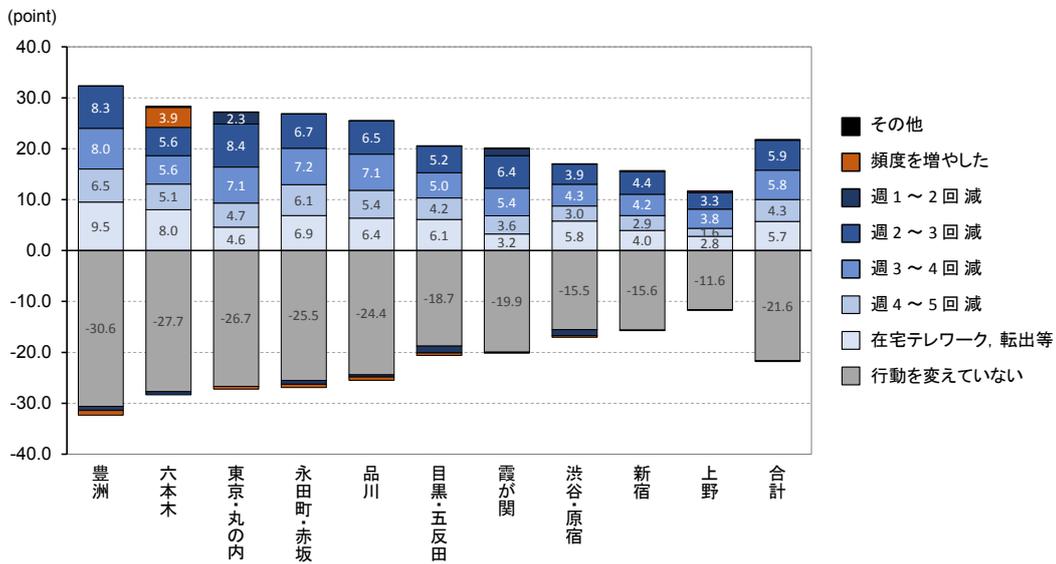


図6 コロナの影響によるエリア別の利用頻度変化量の割合の変化

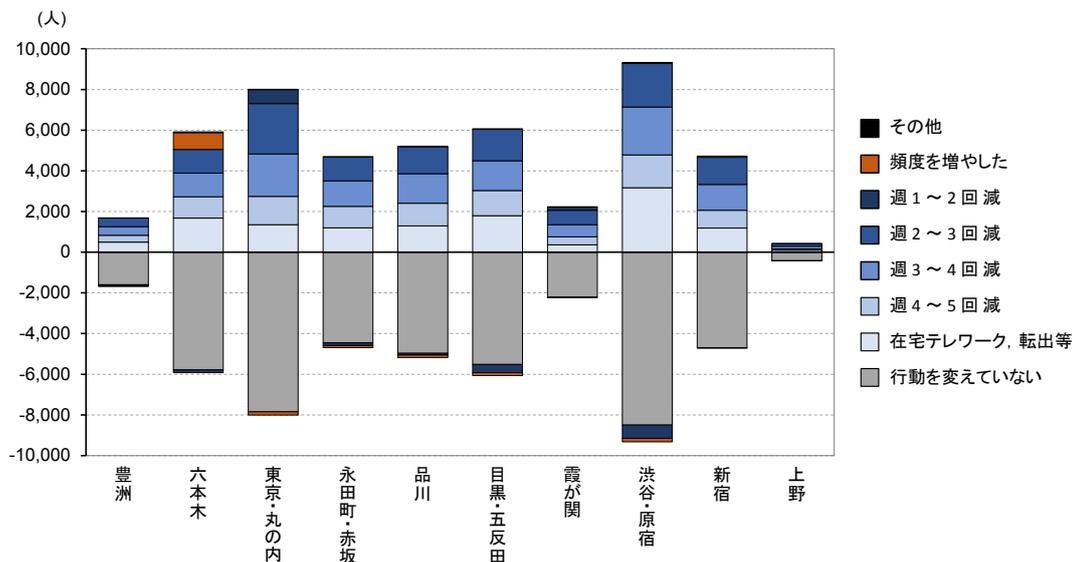


図7 コロナの影響によるエリア別・利用頻度変化量別の変化者数

ここまでは「2020年10月に週何回行くようになったか？」という変化の結果に焦点を当てて分析をしてきたが、ここでは「1年前と比較して週何回減らしたのか？」という変化量に着目する。図4では、ほぼ毎日通勤していた人の変化を明らかにしたが、図5～図7では、平日午前中に東急線発・東京都区内10エリア着の定期利用者全員のエリア別・利用頻度変化量の割合およびそれを基に算出した変化者数を示す。図5に、エリア別の利用頻度変化量の割合を、2018年10月から2019年10月（左グラフ）と2019年10月から2020年10月（右グラフ）に分けて示す。「在宅テレワーク、転出等」は利用回数が0（回／月）の人を、「行動を変えていない」は利用頻度（回／週）の変化量が±1以下の人とする。左グラフより、定常的に約半数の人が利用頻度を変更していること、エリア別には大差がないことが見て取れる。また、先述の通り、全く利用しなくなった人が定常的に約30%いることが、この図からも確認できる。右グラフより、コロナ期間中ではエリア別に差異が発生しており、例えば、「行動を変えていない」が最も高い上野エリアは40%、最も低い豊洲エリアは24%であり、16ポイントの差異が生じていることが見て取れる。

次に、定常的な変化の影響を取り除き、コロナ期間中の変化を見るために、左グラフと右グラフとの差を取り、図6に示す。図6より、全てのエリアにおいて「行動を変えていない」がマイナスとなっていることが見て取れる。利用頻度変化量に最も大きな影響があったのは豊洲エリアで、次いで六本木エリア、東京・丸の内エリアと続き、最も小さかったのは上野エリアである。また、六本木エリアにおいてのみ、「頻度を増やした」がプラスになっており、このエリアの特徴を表している。東京・丸の内エリアは、「在宅テレワーク、転出等」および「週4～5回減」へ移行するよりも、「週2～3回減」および「週1～2回減」へ移行しており、六本木エリアとほぼ同等のポイント変化であるが、その中身は大きく異なっていることが見受けられ、各エリアの企業規模や産業の構成の違い等、特徴が明確に表れる結果となった。図6を基に変化者数を算出したグラフを図7に示す。図7より、豊洲エリアは行動を変化させた人の比率は高いものの、そもそもの通勤者数が少ないため、変化者数は上野エリアの次に少なくなっている。逆に、最も多いのは渋谷・原宿エリアである。ここで着目すべき点は、総数の変化の大

きい渋谷・原宿エリアは、このような詳細な分析をするまでもなく重要視されるが、六本木エリアや東京・丸の内エリアも、今後の鉄道需要の変化を分析する上では重要であるという点である。これらのエリアの利用頻度変化量別の変化者数を示したことは、次の分析につながる大きな成果であると考えられる。

#### 4. おわりに

本研究は、新型コロナウイルス感染症の拡大防止のために急速に進んだテレワークに焦点を当て、コロナ期間の通勤行動の変化を自動改札データおよび定期券情報を用い、定量的に明らかにしたものである。個人の行動に着目することにより、従来から知られている延べ利用回数の変化だけではなく、利用者数や利用頻度がどのように変化したかを明らかにし、さらに、どちらの影響を強く受けたのかを明らかにした。また、その変化が勤務地別でも起きていることを明らかにした。さらに、平日午前中の東急線発・東京都区内10エリア着の定期券利用者に分析対象を限定し、詳細な行動変化を分析した。ほぼ毎日定期券を使用し通勤している約17万人の内の約4.5万人が、コロナの影響により利用頻度を変えていること、さらに、ほぼ在宅勤務をしている人が約2万人、在宅勤務と出社を併用している人が約2万人増加したことを明らかにした。勤務地別においては、豊洲、六本木エリアでは行動を変えた人の比率が高いこと、渋谷・原宿、東京・丸の内エリアでは行動を変えた人が多いことを明らかにした。また、勤務地別に、利用頻度が減る、在宅テレワークが増える等、その変化の様相に違いがあることも明らかにした。このように、これまでの総数の変化だけではわからなかった詳細な変化を、個々の利用者特定し、追跡することにより明らかにしたことが本研究の成果である。

今後は、出発時刻の変更等の分析を行う計画である。また、本研究は、一つの鉄道会社のデータを用いたものであるため、分析方法を示したことには価値はあるものの、ここで示した数字については限定的な成果であると言わざるを得ない。他の鉄道会社でも同様の分析が進むことを期待し、さらには、都市圏の全鉄道会社のデータをつなぎ合わせれば、ほぼ全てのサンプルにおいて発着駅の特特定が可能となり、実態の解明に大きく貢献するため、今後の行政の働きかけや各鉄道会社の協力にも期待したい。□