コロナ禍における交通行動の国際比較 ― Apple Mobility Trends Reports の時系列分析から示唆されるわが国の公共交通利用低迷の特異性

外山　湖太郎[1]・土井　健司[2]・葉　健人[3]・青木　保親[4]

[1]非会員　大阪大学 工学部地球総合工学専攻（〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1）
E-mail:toyama.kotaro@ctie.co.jp
[2]正会員　大阪大学大学院教授 工学研究科地球総合工学専攻（〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1）--E-mail:doi@civil.eng.osaka-u.ac.jp
[3]正会員　大阪大学大学院助教 工学研究科地球総合工学専攻（〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1）
E-mail: yoh.kento@civil.eng.osaka-u.ac.jp
[4]非会員　大阪大学大学院 工学研究科地球総合工学専攻（〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1）
E-mail: aoki.yasuchikai@civil.eng.osaka-u.ac.jp

わが国おいては，2020 年初めからの COVID-19 の感染拡大によって失われた公共交通の需要は未だに回復しておらず，長期的な低迷傾向を示している．このことは，従来から続く人口減少や少子高齢化に起因した需要の減少と相俟って，公共交通事業の持続可能性を脅かしている．本稿は，Apple 社が公開しているモビリティトレンドデータを用いて，日本を含む全 13 の先進国を対象に，2020 年 1 月から 2022 年 4 月までの公共交通，自動車，徒歩での移動に関わる検索需要の変動を比較し，わが国の公共交通需要の長期低迷の構造と原因を探ることを目的としている．分析においては，移動手段間の需要の相対化指標を用いて国別の変動のトレンド成分の違いを可視化した上で，金融工学分野で用いられる一般化自己回帰条件付き不均一分散（GARCH）型モデルを用い，時系列変動に関わる説明変数群のパラメータ推定を行った．その上で，公共交通と自動車の需要変動モデルのパラメータ差に注目し，わが国の特異性を論じている．

Key Words: *COVID-19, , 公共交通, 検索需要, ワクチン*

1. はじめに

2019 年末に発生したとされる COVID-19 の感染拡大は，世界中の人々の生活，社会経済活動，移動に大きな影響を与えたが，2022 年 9 月時点で，多くの国・地域においてはそうした影響には持ち直しの動きが見られる．ワクチン接種の普及によって，行動規制が緩和された．その結果，これまでの行動規制による封じ込め措置から，ウィズコロナ的な対応へと方針を切り替えることが可能になり，多くの国・地域で活動や移動の正常化が進んでいる．しかしながら，移動に関する限り，わが国の公共交通の需要は未だ感染前の状況には戻っておらず，今後，公共交通離れが長期化することが懸念されている．

COVID-19 パンデミックに伴う人々の移動の変化動向を探る上で，様々なデータが活用されているが，広く利用可能なものとしては，Apple 社の Mobility Trends Reports や Google 社の Community Mobility Reports などが挙げられる．このうちの前者は，既に 2022 年 4 月に公開が停止されており，第 6 波の後半以降の状況は把握できないものの，それ以前の公共交通，自動車および徒歩別の検索需要が国別・主要都市別にまとめられている．公共交通への需要の変動を国別・都市別にマクロに把握する上では，極めて貴重な情報リソースである．

わが国の移動手段別の検索需要の動向を見ると，公共交通需要と自動車需要の回復程度に大きな差があることが確認される（**図−1**）．自動車需要は，2020 年 1 月以降は同年 4 月～6 月に大きな減少を示しているが，その後は順調に回復している．他方，

図−1　わが国の移動手段別の検索需要の動向

公共交通需要は一旦回復を見せたものの，2021 年の第 2 波以降は再び減少傾向を示しており，2022 年 4 月には感染前の 7 割程度の水準にとどまる．

本稿では， COVID-19 の感染拡大以降のわが国の公共交通需要の長期低迷の傾向について，その構造と原因を探ることを目的とし，上記の Apple Mobility Trends Reports データ [1]を活用した幾つかの分析例を示すものである．

なお，COVID-19 の感染状況や対策は各国で異なり，またそれらがモビリティトレンドに与える影響も各国で異なると考えられる．そこで，本稿では，COVID-19 感染下におけるモビリティトレンドに関する国際比較を行い，各国のモビリティトレンドの特徴を整理した上で，わが国の公共交通需要の長期低迷の構造と原因を探ることを試みる．

2. 既往研究の本研究の位置づけ

COVID-19 パンデミックとモビリティの関係に注目し，コロナ関連データとモビリティデータの関係を分析・考察した研究は多く存在する．

González A.B.R.ら [2]は，公共交通の IC データや Bluetooth 交通モニタリングネットワークのデータを用いて，スペインの中規模都市に対象に，パンデミックが公共交通および私的交通に与えた影響の特徴づけと，公共交通需要に関わる短期予測モデルの開発を行っている．この研究においては，行動制限フェーズにおいて私的交通は公的交通よりも大きな影響を受けたこと，そして規制緩和フェーズにおいて私的交通は公共交通よりも需要の回復が早かったことを指摘している．

また，Prahara, S. ら [3]は異なるコロナ政策を行った異なる国の 4 都市を対象に，行動制限がモビリティデータに与える影響を評価および可視化している．行動制限の導入前後におけるモビリティデータの変化をノンパラメトリック手法で可視化し，制限中の移動の減少や制限緩和後の回復の程度を評価している．分析に基づき，行動制限がモビリティに与える影響は移動手段によって異なることに注目し，都市毎に規制緩和後のモビリリティの回復の程度にも違いがあることを明らかにしている．

Cot. C. ら [4]は，COVID-19 パンデミックの第 1 波の社会的距離の定量化による特徴づけと，社会的距離とコロナ感染率の関係分析を行っている．欧州の各国と，米国の各州を対象に，Apple と Google の両モビリティデータ を用いて社会的距離を表す指標を定義し，算出している．この 2 つの事例は，COVID-19 パンデミックの対策を評価する上で重要な知見を与えたが，交通モード毎の差異には踏み込んでいない．

さらに，辻ら [5] は，Google 社と各国が公開しているオープンデータを用いて，日本を含む全 5 か国を対象に，公共交通やレンタカーなどを含むモビリティ利用と新規感染者数が相互に与える影響を分析している．その結果，日本では自都府県や感染者数が突出した他地域の感染者数が影響を及ぼした可能性を指摘している．他方，欧米諸国では各国において自地域や感染者数が突出した地域の感染者数が影響を及ぼした可能性があること，また，影響の大きさは平均して日本に比べて小さく，感染状況がモビリティ利用に及ぼす影響には地域差が存在する可能性を示唆している．

以上の例にみられるように，COVID-19 パンデミックがモビリティに与えた影響については，既に様々な国・地域を対象に分析が行われている．しかし，移動手段別のモビリティトレンドの違いに対し，パラメトリックな手法を用いて国際比較を実施した研究例は非常に限られており，導かれた知見もやや定性的なものにとどまっている．

本稿では，パラメトリック手法に基づきより定量的な知見を得るために，Apple 社のモビリティトレンドデータを用いて，公共交通，自動車，徒歩での移動に関わる検索需要の変動に対して，金融工学分野等で用いられる時系列分析手法の適用を試みる．具体的には，一般化自己回帰条件付き不均一分散（GARCH）型モデルを用い，時系列変動に関わる説明変数群のパラメータ推定を行い，公共交通と自動車の需要変動モデルのパラメータ差に注目する．その上で，国・都市によるモビリティの変動構造の違いを定量的に考察するものである．

3. モビリティトレンドの国際比較

(1) 分析データと対象地域

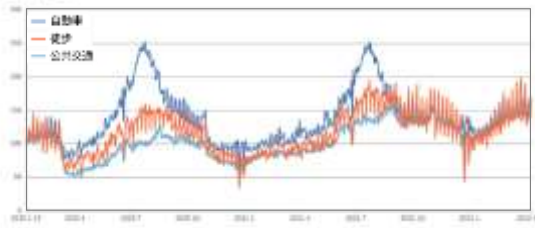
本研究で用いる Apple Mobility Trends Reports データは，iOS 端末での移動の検索情報に基づき，2020 年 1 月 13 日を 100 とした，国・都市の 1 日単位の各交通手段の相対検索数を集計したモビリティデータである．分析に際して，国別のトレンド把握については 2022 年 4 月までのデータを用いるが，都市別のパラメトリック分析には，2021 年 12 月のオミクロン株の感染拡大（いわゆる第 6 波）までのデータを用いることとした．これは，第 6 波を境に，感染・伝播性が高まる一方で，重症化率は低下し，コロナ対策や人々の予防行動に大きな変容が見られたためである．

分析の対象地域は，OECD 加盟国のうち iOS 普及率が 30%以上の 13 か国の首都であり，日本については東京に加え大阪を分析対象に含めた．

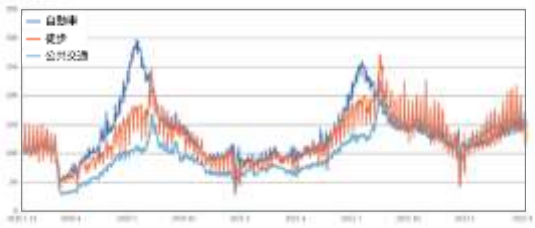
(2) モビリティトレンドの概況

対象国のモビリティトレンドを，**図-1** と同様に公共交通，自動車，徒歩のモード別に示したものが **図-2** である．これを見ると，欧州のほとんどの国の公共交通需要は，2022 年 4 月において自動車のそれと同程度まで回復しており，フランスやドイツの公共交通需要は，自動車を大きく上回って増加していることが顕著に示されている．なお，図中には含まれないが，米国やオーストラリアの公共交通需要も，自動車のそれと並行に推移して回復中である．

Sweden　直近の公共交通の需要動向:自動車と同程度に回復

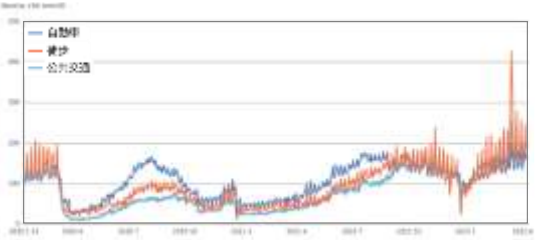


Norway　直近の公共交通の需要動向:自動車と同程度に回復



Denmark　直近の公共交通の需要動向:自動車と同程度に回復

Ireland　直近の公共交通の需要動向:自動車と同程度に回復



UK　公共交通の需要動向:自動車と同程度に回復

Switzerland　公共交通の需要動向:自動車と同程度に回復

Germany　公共交通の需要動向:自動車を大きく上回る増加

France　公共交通の需要動向:自動車を大きく上回る増加

図-2　欧州 8 か国におけるモード別のモビリティトレンド

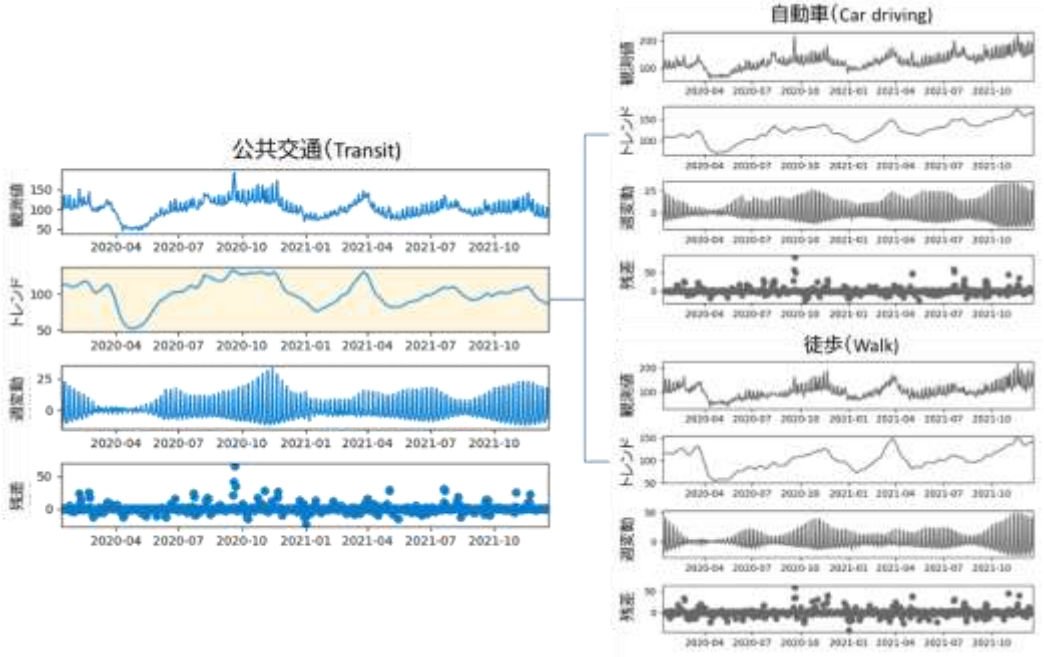


図-3　日別変動データからのトレンド成分の抽出例（大阪）

（3）モビリティトレンドデータの要素分解と相対指標化

次に．元データに含まれる週変動や不規則変動の成分を除くために，トレンド・週変動・残差の時系列要素に分解し，得られたトレンド成分を以降の分析に使用した（**図-3**）．

その上で，14 都市のモード別の需要の指数値を，以下のように相対指標化した．

$$TT/CW=\frac{公共交通_指数値^2}{自動車_指数値\times徒歩_指数値}$$

$$CC/TW=\frac{自動車_指数値^2}{公共交通_指数値\times徒歩_指数値}$$

$$WW/TC=\frac{徒歩_指数値^2}{公共交通_指数値\times自動車_指数値}$$

(4)　相対指標を用いたクラスター分析

上記の相対化指標の値を用いて，14 都市の移動需要の変動状況をクラスター分類し，樹形図として示したものが**図-4** である．

図中においては，5 つの都市グループに分けられており，一番右のグループが日本の都市（東京，大阪）である．この樹形図においては，日本以外の 4 グループでは，公共交通が相対的に増加もしくは安定傾向であったが，日本の 2 都市においては公共交通は感染第 2 波以降，相対的に一貫した減少傾向を示していることが見て取れる．

4.　移動需要の変動に関する時系列分析

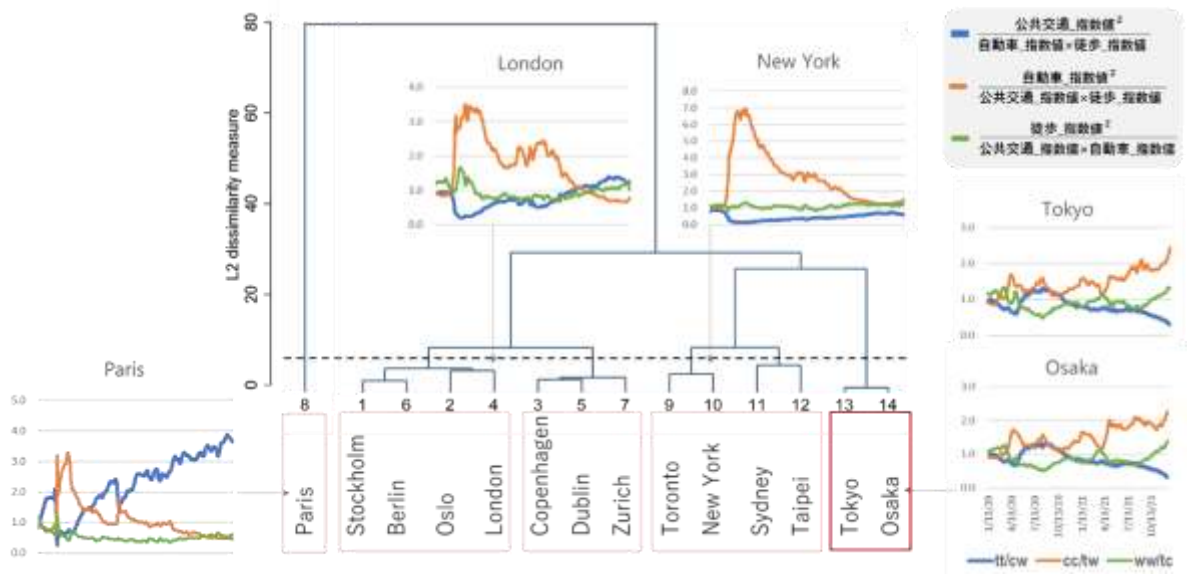


図-4 移動需要の変動に関するクラスター分析の結果

① OLS: $y_t = X_t\beta + \epsilon_t$　　y_t：時系列データのトレンド成分，X_t：説明変数 ― 行動制限／ワクチン接種率／新規死亡者数pmp（百万人当たり）

⇩ 時系列データの自己相関および条件付分散の不均一性を考慮（Autoregressive Conditional Heteroscedasticity: ARCH）

ARCH： $y_t = X_t\beta + \epsilon_t = X_t\beta + \sigma_t z_t$　　$\sigma_t^2 = c_0 + a_1\epsilon_{t-1}^2$

⇩ $\sigma_t > 0$, z_tは標準正規分布(*i.i.d.*)に従う．

② Generalized ARCH (GARCH)：分散式に条件付分散のラグσ_{t-1}^2を追加する．

⇩ $\sigma_t^2 = c_0 + b_1\sigma_{t-1}^2 + a_1\epsilon_{t-1}^2$

③ GARCH-GJR：変動の非対称性を表すダミー変数項を追加する．

⇩ $\sigma_t^2 = c_0 + b_1\sigma_{t-1}^2 + a_1\epsilon_{t-1}^2 + d_1\delta_{t-1}\epsilon_{t-1}^2$

where $\delta_t = 1$ *if* $\epsilon_t < 0$; $= 0$ *if* $\epsilon_t > 0$

④ EGARCH ：ボラティリティの対数値を用いてパラメータの非負制約を緩和し，非対称性も考慮．

$$ln(\sigma_t^2) = c + b_1 ln\sigma_{t-1}^2 + a_1 z_{t-1} + d_1(|z_{t-1}| - E[|z_{t-1}|])$$

図-5 移動需要の変動に関する時系列分析の手順

表-1 モード別の需要変動に関する OLS モデルの推計結果

	説明変数	Stockholm	Oslo	Copen	London	Dublin	Berlin	Zurich	Paris	Toronto	NY	Sydney	Taipei	Tokyo	Osaka
公共交通	行動制限 β_{RT}	-0.024	-0.414	-0.398	-0.288	-0.469	-0.551	-0.476	-0.183	-0.435	-0.664	-0.789	-0.663	-0.572	-0.665
	標準誤差	0.0184	0.0170	0.018	0.0265	0.0193	0.0192	0.0171	0.0259	0.0198	0.0119	0.0223	0.038	0.0437	0.0383
	t値	-1.29	-24.3	-22.1	-10.9	-24.3	-28.6	-27.8	-7.07	-22.0	-55.7	-35.3	-17.4	-13.1	-17.4
	ワクチン接種率 β_{VT}	0.674	0.679	0.653	0.664	0.644	0.591	0.542	0.657	0.487	0.381	0.164	0.058	-0.0130	-0.045
	標準誤差	0.0179	0.0164	0.0145	0.0181	0.0162	0.0141	0.0164	0.0188	0.0164	0.0115	0.0246	0.0239	0.0330	0.029
	t値	37.7	41.3	45.0	36.8	39.8	41.9	33.0	34.9	29.7	33.3	6.67	-1.34	-0.394	-1.56
	新規死亡者数 β_{DT}	-0.380	-0.117	-0.085	-0.120	-0.0406	0.0292	-0.135	-0.241	-0.218	-0.026	-0.172	-0.144	0.134	0.0338
	標準誤差	0.0190	0.0160	0.0161	0.0232	0.0189	0.0178	0.0160	0.0238	0.0179	0.0085	0.0253	0.0380	0.0439	0.0385
	t値	-20.0	-7.30	-5.28	-5.18	-2.16	1.64	-8.44	-10.1	-12.2	-3.07	-6.82	-3.79	3.04	0.877
	R^2	0.814	0.870	0.889	0.847	0.829	0.886	0.848	0.814	0.858	0.955	0.681	0.604	0.244	0.415
	調整済みR^2	0.813	0.869	0.889	0.846	0.828	0.886	0.847	0.813	0.857	0.955	0.680	0.602	0.241	0.413
自動車	行動制限 β_{RC}	-0.271	-0.526	-0.448	-0.356	-0.501	-0.638	-0.548	-0.330	-0.356	-0.499	-0.898	-0.643	-0.256	-0.460
	標準誤差	0.0306	0.0260	0.0307	0.0306	0.0192	0.0276	0.0244	0.0308	0.0171	0.0273	0.0190	0.0359	0.0317	0.0306
	t値	-8.86	-20.3	-14.6	-11.7	-26.1	-23.1	-22.5	-10.7	-20.8	-18.27	-47.2	-17.9	-8.06	-15.0
	ワクチン接種率 β_{VC}	0.274	0.346	0.352	0.419	0.516	0.302	0.180	0.221	0.483	0.425	0.179	0.0163	0.765	0.735
	標準誤差	0.0297	0.0251	0.0247	0.0209	0.0161	0.0203	0.0234	0.0224	0.0142	0.0263	0.0210	0.0226	0.0239	0.0232
	t値	9.22	13.8	14.3	20.1	32.1	14.9	7.71	9.84	34.1	16.2	8.53	0.726	32.0	31.7
	新規死亡者数 β_{DC}	-0.361	-0.303	-0.240	-0.303	-0.190	-0.107	-0.328	-0.462	-0.349	-0.081	0.027	-0.192	0.264	0.300
	標準誤差	0.0315	0.0244	0.0274	0.0268	0.0187	0.0256	0.0227	0.0284	0.0155	0.0195	0.0215	0.0358	0.0318	0.0307
	t値	-11.5	-12.4	-8.75	-11.3	-10.1	-4.18	-14.4	-16.3	-22.5	-4.18	1.26	-5.37	8.31	9.78
	R^2	0.486	0.697	0.679	0.795	0.831	0.767	0.692	0.735	0.894	0.763	0.768	0.647	0.603	0.628
	調整済みR^2	0.484	0.696	0.678	0.794	0.830	0.766	0.691	0.734	0.893	0.762	0.767	0.646	0.601	0.626

行動制限や新規死亡者数のパラメータの符号は負, ワクチン接種率のそれは正になると期待される. 表中の赤字以外はこの符号条件を満たす.

表-2 公共交通の需要変動に関する EGARCH モデルの推計結果

	公共交通	Stockholm	Oslo	Copen	London	Dublin	Berlin	Zurich	Paris	Toronto	NY	Sydney	Taipei	Tokyo	Osaka
トレンド	行動制限 β_{RT}	-0.152	-0.478	-0.155	-0.122	-0.235	-0.467	-0.263	-0.072	-0.270	-0.570	-0.810	-0.880	-0.088	-0.028
	標準誤差	2.11.E-03	1.22.E-03	1.17.E-03	1.73.E-03	7.76.E-04	2.29.E-03	5.80.E-04	1.11.E-02	1.57.E-03	4.64.E-04	3.83.E-03	4.10.E-03	1.49.E-03	2.98.E-03
	ワクチン接種率 β_{VT}	0.550	0.544	0.757	0.823	0.788	0.603	0.618	0.629	0.632	0.375	0.124	-0.083	-0.015	-0.047
	標準誤差	2.24.E-03	1.07.E-03	1.35.E-03	1.41.E-03	8.77.E-04	6.29.E-04	7.62.E-04	2.16.E-03	1.30.E-03	7.47.E-04	7.68.E-03	1.01.E-03	5.29.E-04	1.50.E-03
	新規死亡者数 β_{DT}	0.586	-0.059	-0.144	-0.059	-0.047	0.021	-0.131	-0.407	-0.169	-0.065	-0.248	-0.022	-0.132	-0.404
	標準誤差	4.50.E-03	1.31.E-03	2.74.E-03	7.49.E-04	6.93.E-04	1.29.E-03	6.22.E-04	9.45.E-03	9.19.E-04	5.10.E-04	7.68.E-03	3.14.E-03	1.48.E-03	3.96.E-03
	定数項 β_T	0.063	0.158	0.066	-0.082	-0.041	-0.068	0.068	0.160	-0.116	-0.055	-0.029	0.288	0.104	0.087
	標準誤差	5.88.E-02	1.17.E-03	1.74.E-03	1.44.E-03	8.03.E-04	1.80.E-03	7.82.E-04	4.41.E-03	8.87.E-04	4.60.E-04	2.97.E-03	8.05.E-04	1.46.E-03	2.24.E-03
ボラティリティ	a： Z_{t-1}	0.007	0.077	-0.001	-0.011	0.060	0.021	-0.001	0.012	0.018	0.107	-0.053	0.065	-0.029	-0.042
	標準誤差	0.049	0.062	0.217	0.211	0.122	0.221	0.117	0.055	0.048	0.135	0.059	0.066	0.225	0.184
	p値	0.879	0.213	0.995	0.957	0.622	0.924	0.994	0.824	0.703	0.428	0.364	0.318	0.898	0.819
	d： $\|Z_{t-1}\| - E[\|Z_{t-1}\|]$	1.494	1.924	2.444	2.423	1.989	2.435	2.278	1.863	1.649	2.031	1.923	2.149	2.611	2.387
	標準誤差	0.116	0.140	0.279	0.272	0.248	0.354	0.199	0.152	0.130	0.208	0.192	0.152	0.318	0.239
	p値	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
	b： $\ln\sigma_{t-1}^2$	0.889	0.895	0.869	0.949	0.922	0.907	0.890	0.931	0.956	0.964	0.880	0.934	0.907	0.887
	標準誤差	0.021	0.028	0.069	0.034	0.028	0.039	0.048	0.023	0.019	0.023	0.031	0.020	0.083	0.077
	p値	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
	c： 定数項	-0.495	-0.564	-0.837	-0.578	-0.592	-0.712	-0.711	-0.527	-0.417	-0.504	-0.542	-0.481	-0.639	-0.625
	標準誤差	0.083	0.118	0.405	0.229	0.164	0.250	0.296	0.094	0.087	0.156	0.101	0.089	0.472	0.401
	p値	0.000	0.000	0.039	0.012	0.000	0.004	0.016	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.175	0.119
	対数尤度	142.3	200.3	165.9	158.1	396.5	144.2	280.7	169.0	410.4	775.3	-166.7	12.2	-239.1	-199.0
	AIC	-268.6	-384.6	-315.7	-300.1	-777.0	-272.5	-545.4	-321.9	-804.7	-1534.5	349.4	-8.4	494.2	414.1

表-3 自動車の需要変動に関する EGARCH モデルの推計結果

	自動車	Stockholm	Oslo	Copen	London	Dublin	Berlin	Zurich	Paris	Toronto	NY	Sydney	Taipei	Tokyo	Osaka
トレンド	行動制限 β_{RC}	-0.420	-0.336	-0.148	-0.210	-0.333	-0.650	-0.397	-0.069	-0.220	-0.244	-1.075	-0.645	0.137	-0.102
	標準誤差	8.41.E-03	2.66.E-03	2.43.E-03	6.27.E-03	1.20.E-03	4.73.E-04	1.81.E-03	6.68.E-03	4.63.E-03	1.01.E-03	1.06.E-03	3.74.E-03	1.90.E-03	3.06.E-03
	ワクチン接種率 β_{VC}	0.201	0.460	0.582	0.567	0.564	0.149	0.408	0.263	0.283	0.628	0.117	0.031	0.548	0.485
	標準誤差	1.81.E-03	3.59.E-03	1.77.E-03	4.61.E-03	1.05.E-03	6.24.E-04	3.26.E-03	3.16.E-03	4.63.E-03	9.23.E-04	2.62.E-03	1.48.E-03	1.21.E-03	1.18.E-03
	新規死亡者数 β_{DC}	-0.497	-0.127	-0.243	-0.133	-0.340	-0.186	-0.278	-0.622	-0.324	-0.056	-0.060	-0.140	-0.092	-0.182
	標準誤差	8.12.E-03	2.63.E-03	2.13.E-03	1.70.E-03	3.63.E-03	3.28.E-04	1.65.E-03	5.27.E-03	3.64.E-03	9.38.E-04	2.25.E-03	3.37.E-03	2.49.E-03	4.13.E-03
	定数項 β_C	-0.204	-0.320	-0.138	-0.049	-0.125	0.320	0.027	0.210	-0.152	-0.089	-0.103	-0.008	0.305	0.243
	標準誤差	3.16.E-03	2.10.E-03	2.15.E-03	2.71.E-03	2.77.E-03	5.46.E-04	2.04.E-03	3.51.E-03	6.01.E-03	1.03.E-03	9.01.E-04	1.73.E-03	2.01.E-03	2.04.E-03
ボラティリティ	a： Z_{t-1}	0.033	0.073	0.023	0.063	0.061	0.195	0.047	-0.057	-0.023	0.081	0.041	0.020	-0.072	-0.016
	標準誤差	0.068	0.066	0.206	0.055	0.110	0.096	0.113	0.170	0.153	0.185	0.108	0.153	0.217	0.209
	p値	0.623	0.066	0.911	0.248	0.580	0.043	0.674	0.737	0.879	0.660	0.703	0.898	0.742	0.939
	d： $\|Z_{t-1}\| - E[\|Z_{t-1}\|]$	2.085	1.932	2.339	1.770	1.790	2.883	2.450	2.170	1.997	2.275	2.212	2.149	2.390	2.191
	標準誤差	0.188	0.193	0.343	0.150	0.188	0.189	0.211	0.275	0.280	0.337	0.223	0.267	0.376	0.326
	p値	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
	b： $\ln\sigma_{t-1}^2$	0.875	0.868	0.898	0.912	0.900	0.857	0.869	0.893	0.929	0.912	0.926	0.906	0.882	0.922
	標準誤差	0.027	0.028	0.069	0.020	0.026	0.031	0.045	0.047	0.039	0.057	0.029	0.039	0.067	0.067
	p値	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
	c： 定数項	-0.514	-0.614	-0.649	-0.517	-0.563	-0.707	-0.667	-0.654	-0.455	-0.700	-0.550	-0.585	-0.694	-0.555
	標準誤差	0.086	0.107	0.381	0.089	0.127	0.141	0.211	0.233	0.189	0.362	0.135	0.186	0.363	0.374
	p値	0.000	0.000	0.088	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.016	0.053	0.000	0.002	0.055	0.138
	対数尤度	-374.6	-129.8	-92.9	159.9	109.5	-50.1	-112.8	-5.1	156.3	245.0	111.4	-59.0	-141.1	-153.7
	AIC	765.3	275.6	201.7	-303.8	-203.0	116.2	241.5	26.2	-296.7	-474.1	-206.8	134.0	298.2	323.3

トレンド成分の各説明変数については, 全都市で$p<0.001$との結果が得られている(表中では省略)
ラグ1のデータをAugmented Dickey-Fuller検定の結果、有意水準5%または10%で単位根過程であるとの帰無仮説は棄却された。

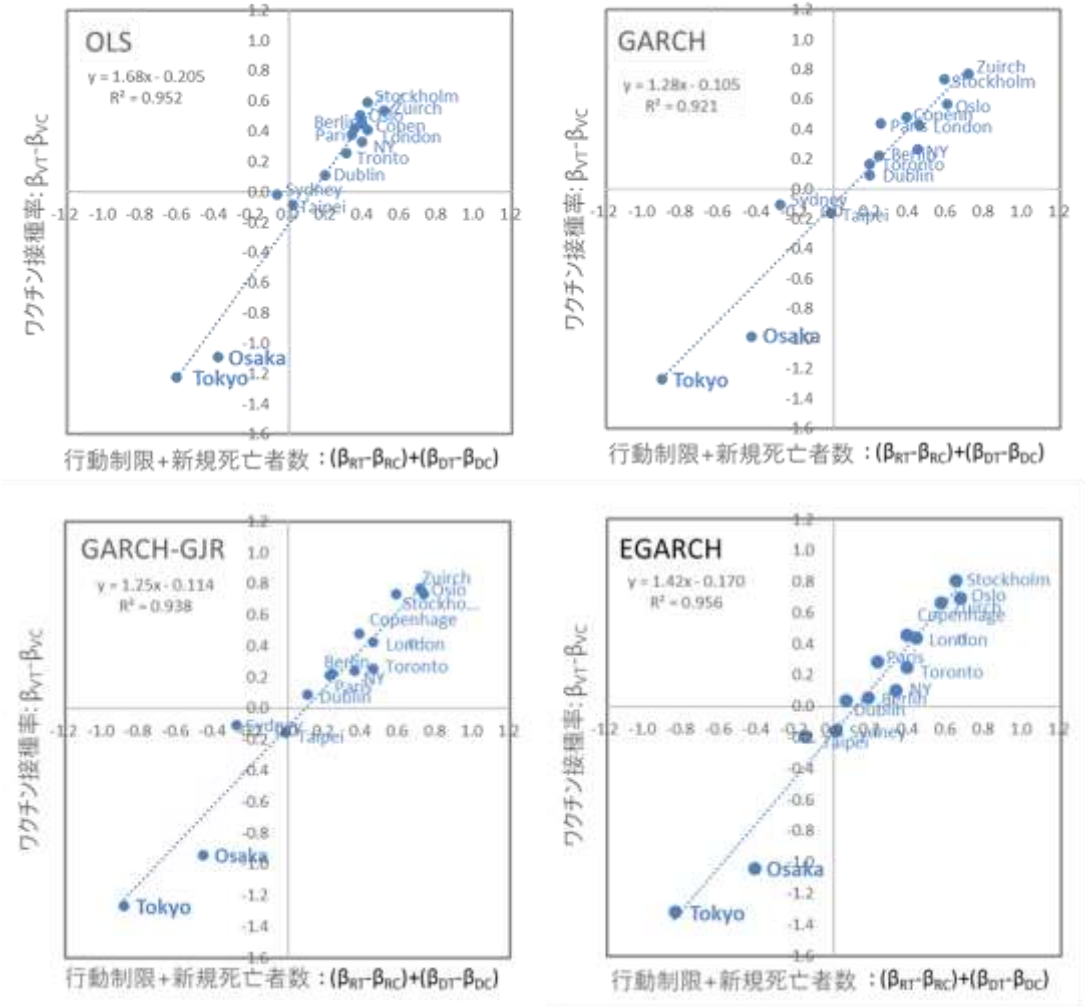


図-6 モデル推定結果における「公共交通パラメータ-自動車パラメータ」の都市別散布図

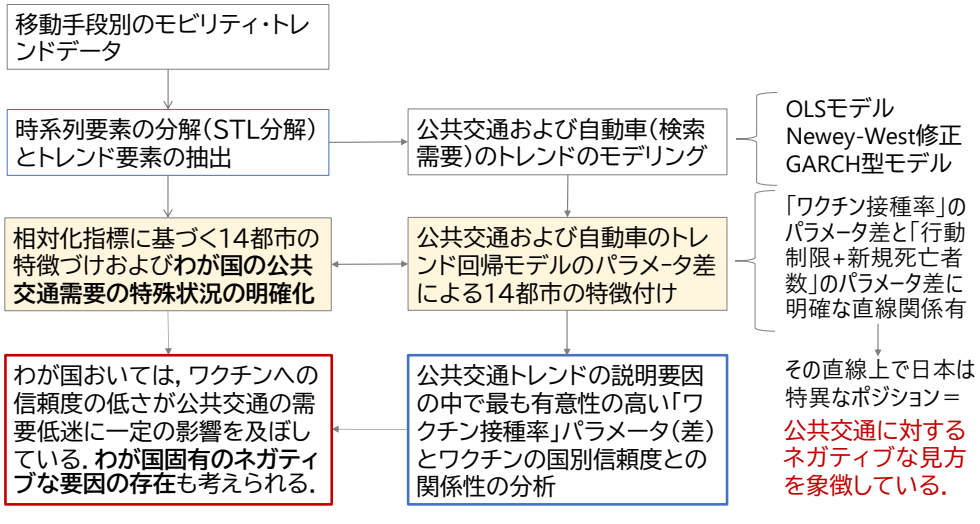


図-7 分析結果の総括

5. 結論

本稿では，COVID-19 感染下のモビリティトレンドの国・都市別の差異に関する要因抽出とパラメトリック分析を行った．各交通手段の需要変動と，感染状況，行動制限，ワクチン接種率を関連付けるモデルを推定し，国・都市別の推定結果から，各要因の影響度には大きな差があることを確認した．特に，公共交通の利用に関し，わが国は他の先進国と比較して特異な状況にあることが明らかとなった．

なお，本稿の分析と並行して実施した公共交通利用に関する意識調査の結果から，わが国固有の影響要因については，テレワークや働き方改革の進行，外出先の減少や近場化に加え，これまで混雑を受容してきた日本の公共交通利用者がコロナ禍を契機に，混雑を受容できなくなってしまったことによる，混雑空間への抵抗感の増加が大きな影響要因であると推察された．この結果についても，講演時に報告予定である．

参考文献

1) Apple Mobility Trends Reports, (2022/4/14 に公開終了，最終閲覧日 2022/4/12) https://COVID19.apple.com/mobility
2) Ana Belen Rodriguez Gonzalez, Mark R.Wilby, Juan Jose Vinagre Diaz, Ruben Fernandez Pozo : Characterization of COVID-19's Impact on Mobility and Short-Term Prediction of Public Transport Demand in a Mid-Size City in Spain, Sensors, 2021. https://COVID19.apple.com/mobility
3) Sarbeswar Praharaj, David King, Christopher Pettit, Elizabeth Wentz : Using Aggregated Mobility Data to Measure the Effect of COVID-19 Policies on Mobility Changes in Sydney, London, Phoenix, and Pune, 2020.
4) Corentin Cot, Giacomo Cacciapaglia, Francesco Sannino : Mining Google and Apple mobility data:temporal anatomy for COVID-19 social distancing, Nature,Scientific Reports, 2021.
5) 辻 陽登，内海 健，鈴木 春菜 : COVID-19 感染拡大が公共交通利用に及ぼした影響の分析-他地域の感染状況に及ぼされた影響の国際比較，土木学会全国大会第 77 回年次学術講演会概要集，2022.

（2022. 9. 30 受付）

AN INTERNATIONAL COMPARATIVE STUDY ON TRAVEL BEHAVIORS UNDER COVID-19 PANDEMIC－EXAMINING THE CAUSES OF LONG-TERM DEMAND DECLINE IN JAPAN BY USING APPLE MOBILITY TRNEDS

Kotaro TOYAMA, Kenji DOI, Kento YOH, and Yasuchika AOKI