

移動ビッグデータと交通行動調査データを用いた
新たなモビリティサービスの需要予測手法に関する研究
(Study on demand forecasting methods of new mobility service
using mobile big data and traffic behavior survey data)

北村 清州
(KITAMURA, Seishu)

名古屋大学大学院環境学研究科 博士 (工学)

2021 年

目次

第1章 序論	1
1.1 研究の背景	2
1.1.1 新たなモビリティサービスの普及と交通システムの再編	2
1.1.2 需要予測のためのデータの進化	4
1.2 研究の目的	6
1.3 論文の構成	7
第2章 既往研究のレビューと本研究の位置付け	8
2.1 現存しない交通サービスの需要予測手法に関するレビュー	9
2.2 移動に関するビッグデータの活用状況に関するレビュー	11
2.3 本研究の位置付け	13
第3章 携帯電話の位置情報に基づく移動ビッグデータの代表性に関する検証	14
3.1 緒言	15
3.1.1 移動ビッグデータの活用にあたっての課題	15
3.1.2 論点整理	16
3.1.3 本章の構成	17
3.2 全国・地域別の携帯電話の保有状況	19
3.2.1 全国の携帯電話保有状況とシェア	19
3.2.2 地域別の携帯電話の事業者シェア	21
3.3 アンケート調査に基づく生活行動や交通行動の差異に関する検証	23
3.3.1 本検証の位置づけと分析仮説	23
3.3.2 アンケート調査の実施概要	23
3.3.3 属性比較	23
3.3.4 生活行動の比較	25
3.3.5 交通行動の比較	28
3.4 移動ビッグデータと施設入場者数との比較	31
3.4.1 本検証の位置づけと分析仮説	31
3.4.2 大規模イベント時の施設入場者数との比較	31
3.4.3 対象施設（公園）の来訪者数と滞在時間との比較	36
3.5 結語	40
第4章 自動運転車両によるモビリティサービスの導入に向けた需要分析手法の開発 ..	41
4.1 緒言	42
4.1.1 新たなモビリティサービスの需要予測手法開発の必要性	42
4.1.2 既往推計手法の課題	42

4.1.3	本章の構成.....	43
4.2	対象地域の概要	45
4.3	分析データの概要.....	47
4.3.1	中京都市圏 PT 調査データ	47
4.3.2	携帯電話の位置情報データ	49
4.3.3	低速自動運転車両の利用意向に関する SP 調査データ	53
4.4	PT 調査データと携帯電話のデータ融合による詳細 OD 表の作成.....	58
4.4.1	PT 調査データと交通関連ビッグデータの組合せ活用に関する既往研究....	58
4.4.2	新たなモビリティの需要推計に用いる詳細 OD 表の作成.....	58
4.5	詳細 OD 表による新たなモビリティサービスの需要推計	62
4.5.1	ターゲット層を仮定した推計	63
4.5.2	SP 調査から得られた転換率による推計	66
4.5.3	RP/SP モデルによる推計.....	69
4.6	結語	74
第 5 章	結論	77
5.1	研究の成果.....	78
5.1.1	携帯電話の位置情報に基づく移動ビッグデータの代表性検証	78
5.1.2	新たなモビリティサービス導入に向けた実践的需要分析手法の開発	78
5.2	研究成果の実務活用に関する展望	79
5.3	今後の課題	79
参考文献	81

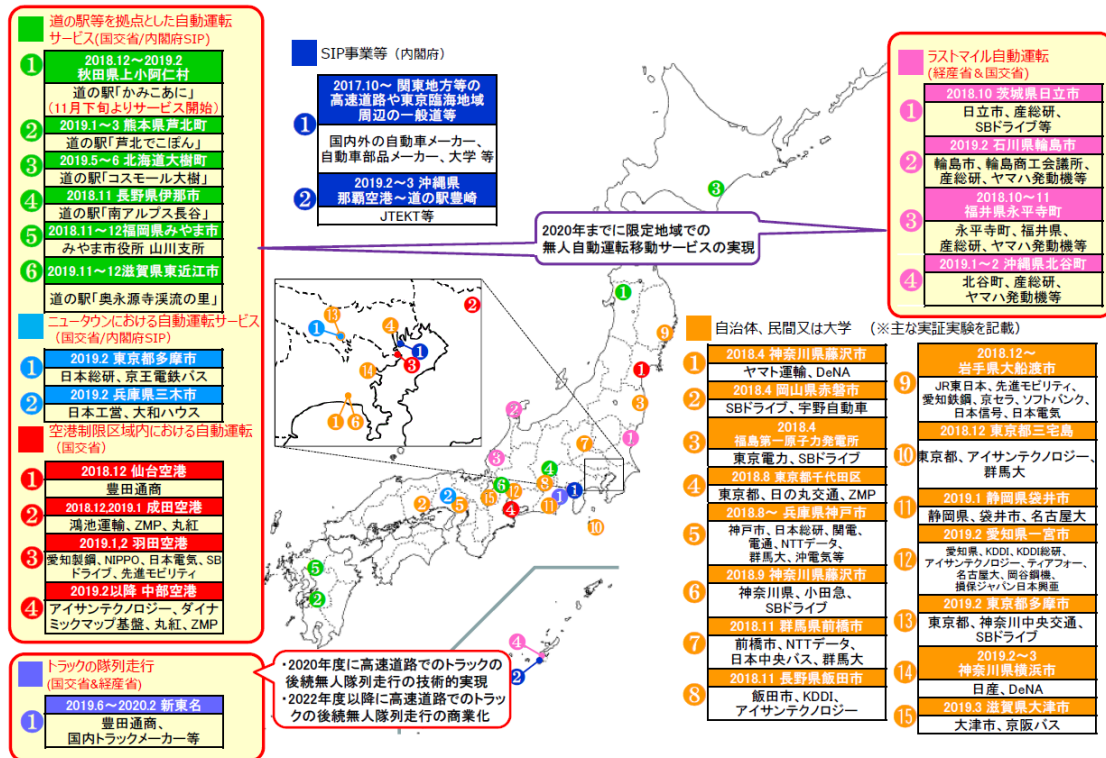
第1章 序論

1.1 研究の背景

1.1.1 新たなモビリティサービスの普及と交通システムの再編

(1) 都市・地方が抱えるモビリティに関わる課題

自動運転車両の開発やIoT技術の進展により、都市・地方におけるモビリティのあり方が急速に変化している。都心回帰による郊外部の人口減少や、高齢化による交通弱者増加等の課題への対策として、低速自動運転車両等の新たなモビリティサービスを活用し、地域のモビリティに関わる課題の解消を図る試みが全国各地で進められている(図 1-1)。ITS・自動運転に係る政府全体の戦略である「官民ITS構想・ロードマップ2019」¹では、“高齢化が進む地方、中山間地域や高度成長期に整備され老朽化した大規模住宅団地(オールドニュータウン)など、高齢化が進み人口が減少している地域等において、自動運転車による新しい移動サービスが誕生することで移動手段を確保することが期待できる”と示されている。中山間地や郊外の住宅地、観光地等の特定エリアにおける人流・物流の確保(道の駅等を拠点とした自動運転サービス^{2,3}、ニュータウンにおける自動運転サービス^{4,5}、ラストマイル自動運転⁶)や、働き方改革、労働力不足の解消のための省力化(空港制限区域内における自動運転⁷、トラックの隊列走行⁸)など、都市・地方で生じている様々な課題解決のための手段として自動運転等車両による新たなモビリティサービスへの期待が高まっている。



出典：国土交通省自動運転戦略本部第6回会合資料(令和元年11月22日)

図 1-1 日本における主な自動運転実証実験

また、国土交通省は、MaaS（Mobility as a Service）などの新たなモビリティサービスの活用により、都市・地方が抱える交通サービスの諸課題を解決することを目指し、「都市と地方の新たなモビリティサービス懇談会」⁹を開催している。道路混雑、交通サービスの縮小及び撤退、物流サービスの維持確保、外出機会減少といったモビリティに関わる課題は、地方部のみならず都市部においても顕在化しつつあり、健康や人との交流によって実現する暮らしそのものへの悪影響が懸念されている。同懇談会では、こうした背景から、MaaSをはじめとした新たなモビリティサービス推進の必要性が提言されるとともに、地域特性や地域課題に応じてMaaSや新型輸送サービスを組合せ、交通システムの再編を図ることによって、地域のモビリティ課題の解消を図ることが必要であることが示されている。

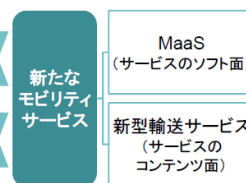
検討の背景・必要性



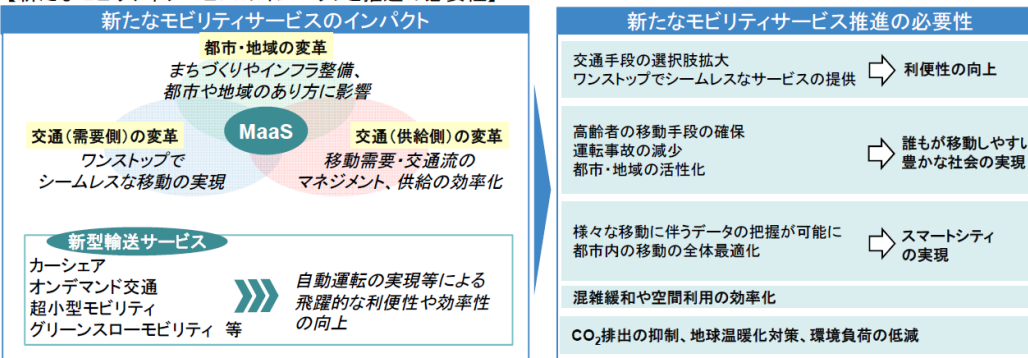
- 交通分野の課題解決に向けて、新たなモビリティサービスへの取組が必要。
- MaaSや新型輸送サービスへの取組によって、大きなインパクトが期待される。

【交通分野を巡る動向】

	背景	現状(定量)	現状(課題)
都市部	<ul style="list-style-type: none"> ・経済状況の回復 ・公共交通サービスの充実 	<ul style="list-style-type: none"> ・輸送実績拡大 ・需要堅調 	<ul style="list-style-type: none"> ・道路混雑 →都市空間のロス ・経済的ロス ・環境問題
地方部	<ul style="list-style-type: none"> ・少子化・高齢化 ・公共交通サービスの利便性の問題 ・交通サービス提供主体の不存在 	<ul style="list-style-type: none"> ・輸送実績減少 ・需要縮小 	<ul style="list-style-type: none"> ・交通サービスの縮小及び撤退 ・外出機会減少 ・物流サービスの維持確保 ・地域社会維持困難



【新たなモビリティサービスのインパクトと推進の必要性】



▶ 中長期ビジョンの不断の見直し、地域の交通政策・まちづくり施策との整合に留意

3

出典：国土交通省都市と地方の新たなモビリティサービス懇談会中間とりまとめ（令和元年11月22日）

図 1-2 交通分野の課題解決に向けた新たなモビリティサービス推進の必要性

(2) 新たなモビリティサービスとしての低速自動運転車両

少子高齢化の進展が著しい中山間地域に目を向けると、日常生活に必要な店舗の減少や、公共交通サービス水準の低下等により、高齢者をはじめとする交通弱者の移動が課題となっている。こうした地域では、これまで、デマンドバスの運行や、日用品・食品などの移動販売、自家用無償運送など様々な取組みが行われてきた（佐藤ら，2019）¹⁰。今後は、郊外のニュータウン等においても、高齢者の運転免許証返納等により、近距離の買い物や通院のための移動が困難となることが想定されている。こうした課題に対する解決策のひとつとして、低速自動運転車両等の新たなモビリティサービスの導入による地域の交通システム再編があげられる。低速自動運転車両とは、ゴルフカートや1,2人乗りの超小型車両をベースとし、低速（例えば時速30km/h以下）で走行する自動運転車両である。低速自動運転車両は、低速かつ範囲限定で運用する無人自動運転移動サービスとして、少子高齢化が進む地域において、生活の質を維持・向上させるツールとしての役割が注目されている（大前，2018）¹¹。例えば、愛知県春日井市の高蔵寺ニュータウン（以下，NT）では、2016年に策定された「高蔵寺リ・ニュータウン計画」¹²の主要プロジェクトの一つとして、交通拠点をつなぐ快適移動ネットワークの構築が掲げられており、地域内の移動性を持続・向上するための取組みとして、春日井市、名古屋大学が中心となり、「低速自動運転車両（ゆっくり自動運転[®]）」や「相乗りタクシー」を活用した公共交通網の再編検討が進められている。

一方、新たなモビリティサービスの導入にあたっては、持続可能な運営が可能となるよう需要を事前に予測し、その他の交通モードと組合せて地域の交通システムを設計することが重要である。これまで、自動運転の制御技術等に関する実証実験や社会的受容性に関わる調査研究が実施されてきたが、地域へのサービス導入にあたっては、移動需要に基づく必要な車両台数の試算や需要の大きい地域へのシステム配置が極めて重要である。初期の試算を見誤ることで、大きな損失を被る可能性があり、また一方で、損失を恐れてスモールスタートしてしまうことで当該モビリティサービスの持つ本来の機能を十分に発揮できず、利用者に悪い印象を与えてしまう可能性もある。実証実験が終わり、本格運用に移行するフェーズでは、地域の交通特性を踏まえた新たなモビリティの需要推計が必要である。しかしながら、低速自動運転車両等の利用特性を適切に反映する数百mの詳細な解像度での需要予測に関する知見は十分でない。

1.1.2 需要予測のためのデータの進化

地域の交通網検討には、これまで、パーソントリップ調査（以下，PT調査）より取得されたデータを用いた需要予測技術が適用されてきた。日本国内では、65都市圏において143回のPT調査が実施されており、既存の調査データから現在の都市圏の日常的な交通行動を把握することができる。PT調査データを用いた交通現況の解析や需要予測は現在も非常に有効な手法であるが、PT調査は都市部では市町村を3,4つ程度に分割、郊外部では市町村で1ゾーン程度とする基本ゾーン単位で精度を確保するよう設計されている。データの解

像度は数 km 程度のゾーン単位であり、都市間の交通機関整備に関する需要予測には有効である。これに対し、低速自動運転車両のようにラストワンマイルや狭域移動を担う新たなモビリティのシステム設計は数百 m の解像度で実施することが望ましく、既存の PT 調査データでは解像度が粗い点が課題として挙げられる。

一方、近年では、携帯電話やカーナビゲーションシステムなどから取得された人や車、鉄道などの移動に関するビッグデータの収集・蓄積が進んでおり、データを保有する複数の民間企業による製品化が進んでいる。移動に関するビッグデータが製品化され、その入手が容易になったことで、研究者や行政機関による都市交通計画分野への活用に向けた研究も進められている（ビッグデータの都市交通計画の活用に関する既往研究は 2 章でレビューを行う）。既存統計調査では収集困難であった 24 時間 365 日の全国の人々の行動特性を比較的詳細かつ速やかに捉えることが可能となり、移動のビッグデータを PT 調査の代替として利用する研究も進んでいる。数百 m 単位の詳細な解像度で移動を把握できる点は大きな利点であるが、現段階では、移動目的や利用交通手段までは把握できない点が課題である。そこで、PT 調査など既存の統計調査で把握される移動目的や手段等データの“質”と移動に関するビッグデータの“量”や“詳細な解像度”、“鮮度”の特長を活かした組合せ分析の有用性・有効性に関する研究も進められている。PT 調査データと携帯電話の位置情報データの課題は相互補完関係にあり、両データを組み合わせることにより、詳細な解像度で移動目的や手段を考慮した OD を作成することも可能である。ただし、携帯電話の位置情報データから生成される人口統計データや OD データについては、その代表性に関する検証が十分であるとは言いがたい。

現在製品化されている移動に関するビッグデータは、携帯電話であれば各キャリアユーザー、自動車であればそのメーカーの車両や車載機保有者のデータから作成されている。今後、国や地方公共団体等の行政機関が都市交通計画分野にビッグデータを継続活用していくことを考えると、競争原理に基づき利用可能なデータを選択し、安定的に利用していくためには、単一の事業者が保有するデータから生成された移動のビッグデータに、その企業のデータ特有の偏りが無い（企業によるサンプル特性の差異が生じていないか）、作成されたビッグデータが社会全体の現象を再現できているか等、データの代表性を検証しておくことが不可欠である。

1.2 研究の目的

前述の通り、低速自動運転車両等の新たなモビリティを用いた公共交通網再編の試みが各地で進められている。特に低速自動運転車両は、低速かつ範囲限定で運用する無人自動運転移動サービスとして、中山間地や郊外の NT など少子高齢化が進む地域において、生活の質を維持・向上させるツールとしての役割が注目されている。

これまで、社会実験として、自動運転の制御技術等に関する実証検証や社会的受容性に関わる調査研究が実施されてきたが、今後、新たなモビリティサービスの本格導入を迎えるにあたり、事業採算性を検証しサービス導入地域での持続的運営を可能とするためには、当該サービスの需要予測とそれに基づく交通システム設計が極めて重要となる。都市交通マスタープランの作成など地域の交通網検討には、PT 調査によって取得されたデータを用いた需要予測技術が適用されてきたが、鉄道等都市間の交通機関整備に関する需要予測には有効であるものの、データ解像度の観点から、低速自動運転車両を用いたラストワンマイルのモビリティサービスのように、数百 m 単位の精度で需要把握が必要な交通システムの設計には適さない。そこで、この問題の解決策として、新たに普及が進む携帯電話に基づく位置情報データのような詳細解像度の移動に関するビッグデータを活用した、新たなモビリティサービスの需要予測手法の開発が求められる。

以上の問題意識のもと、本研究では、移動ビッグデータと交通行動調査データを組み合わせることで、詳細解像度での新たなモビリティサービスの需要予測手法を開発することを目的とする。具体的には、移動ビッグデータの安定的な活用が可能であることを明らかにするため、初めに、全交通手段の移動を含む代表的な移動ビッグデータである携帯電話の位置情報データの代表性を検証する。さらに、携帯電話の位置情報データと PT 調査データを組合せた詳細解像度での需要推計手法を開発し、代表的な郊外の NT である愛知県春日井市の高蔵寺 NT において適用したうえで、新たなモビリティサービスの導入検討等への活用に向けた展望を論じる。携帯電話の位置情報データを活用することで、これまで解析が困難であった数百 m の詳細な解像度で地域の交通実態を把握するとともに、予算や労力に応じた手法で利用者の需要を推計すること、また、それにより全国各地で進められている低速自動運転車両等の新たなモビリティの導入検討に提案した手法が有効であること示す。

1.3 論文の構成

本論文の各章の構成は以下の通りである。

第2章では、現存しない交通サービスの需要予測手法に関する研究、及び、移動に関するビッグデータの都市交通計画分野への活用に関する既往研究をレビューし、本研究の位置付けを明らかにする。

第3章では、移動に関するビッグデータの継続的な活用可能性を明らかにするため、製品化が進む携帯電話の位置情報データを対象に、単一事業者の携帯電話網の運用データに基づく人口統計データの代表性を確認した上で、都市交通計画等への適用性の観点から検証する。具体的には、全国・地域別の携帯電話の保有状況および経年変化から、データ作成事業者が公表している統計データの作成仕様に基づく推計精度の課題を考察する。また、携帯電話保有者へのアンケート調査に基づき、事業者毎の契約者の個人属性や行動特性に関する調査・分析を行った上で、生活行動や交通行動等の差異を検証する。さらに、ビッグデータと大規模イベント等における施設入場者数(実績値)との比較分析に基づきデータの信頼性・妥当性を確認することで、移動に関するビッグデータが特定事業者の特性に依存しない代表性を有することを明らかにする。

第4章では、低速自動運転車両による公共交通網再編が進められている高蔵寺NTを対象とし、PT調査データと携帯電話の位置情報データを組合せ、新たなモビリティである低速自動運転車両の需要予測手法を開発し、サービス導入時に期待される需要量の算出を試みる。具体的には、既存のPT調査データと、携帯電話により取得された位置情報データを活用し、250mメッシュ間の交通手段別の詳細なOD表を作成する。作成したOD表を用い、(1)新たなモビリティへの転換が期待されるターゲット層を仮定し需要を推計する簡便な手法、(2)SP調査を実施し、回答された新たなモビリティへの転換率から需要を推計する手法、(3)PT調査データ、携帯電話位置情報データを組合せた詳細現況ODデータとSP調査データを用いて交通手段選択モデルを作成し需要を推計する手法、の3つの手法による需要推計を試みる。予算や労力に応じて手法を選択し、数百mの詳細な解像度での需要推計を可能とするとともに、全国各地で進められている低速自動運転車両等の新たなモビリティの導入検討に提案した手法が有効であること示す。

最後に、第5章では、本研究で得られた結論をまとめ、今後の課題と研究展望を示す。

第2章 既往研究のレビューと本研究の位置付け

2.1 現存しない交通サービスの需要予測手法に関するレビュー

現存しない交通サービスの需要を予測する手法としては、現在の利用交通手段や新たな交通サービス導入時の利用意向を選好意識調査（以下、SP 調査）により把握し、非集計の交通手段選択モデルを構築して、需要予測を行う手法が一般的に用いられている。

SP 調査データは、1970 年代初期、マーケットリサーチの分野でその重要性が認識された (Kroes et al., 1988)¹³。交通計画の分野では、1970 年代後半から英国でその研究が盛んとなり、数多くの適用事例が報告された。SP 調査データを巡っては、森川 (1990)¹⁴は、SP データは、さまざまなバイアス (e.g. policy response bias, justification bias, omitted variable bias) を含み、人間の潜在的な選好と関連しているが、必ずしも実際の行動をそのまま表すとは限らないと述べている。また、藤原・杉恵 (1990)¹⁵は、個人の選好意識 (SP) と実際の選択結果 (Revealed Preference : 以下、RP) が必ずしも一致しないことから、新たなモビリティの需要量を過大に推計してしまうなどの問題があると述べている。こうした課題に対して、Ben-Akiva・Morikawa (1990)¹⁶は、RP データと SP データを同時に利用することで、RP データのみでは推定できないパラメーターを SP データから見つけ出すと同時に、SP データのバイアスやランダムエラーを修正する手法を提案し、交通手段選択モデルに適応、実証している。この他、SP 調査データに含まれるバイアスの特性について検討した研究 (Wardman, 1988)¹⁷、SP パネルデータに対する信頼性と安定性について検討した研究 (藤原・杉恵, 1990)¹⁵、SP 調査における表現形式が回答に及ぼす影響を検証した研究 (村上ら, 2003)¹⁸、回答者の日常的な交通行動を踏まえたテーラーメイド型の SP 調査手法について検討した研究 (宇野ら, 2015)¹⁹をはじめ、多くの研究蓄積がある。

SP 調査データは、一種の実験データであることから操作性が高く、実際の行動結果を表す RP 調査データと補完的な性質を持っている (原田ら, 1993)²⁰。一方、SP データと RP データは、同一の被験者から得られたデータであることから、これらを個別に用いて推定される SP モデルと RP モデルには、効用の誤差項に相関が生じていたり、実際の (RP データでの) 選択行動が仮想状況での (SP データでの) 選考意識に影響を与えることが考えられる (溝上・柿本, 1999)²¹。森川・山田 (1993)²²は、前者を「系列相関」、後者を「状態依存性」と呼び、互いに補完的な性質を持つ RP データと SP データを組み合わせることで、確率効用理論の枠組みのもとで、バイアスを排除した需要推計手法を提案している。

RP データと SP データを組合せた需要予測手法は、様々な地域・交通手段で適用実績がある (例えば、溝上ら, 1997; 小島・吉田, 1998; 倉内ら, 2006; 城間ら, 2019)。溝上ら (1997)²³は、熊本都市圏で実施された P&R システムに関する RP/SP 調査データをもとに、RP データと SP データを融合した P&R システムの需要予測モデルの有効性を検証している。小島・吉田 (1998)²⁴は、仙台都市圏において、順位付けデータからなる選好意識調査を実施し、P&R 駐車場の料金設定について実証的に分析している。倉内ら (2006)²⁵は、名古屋市営地下鉄の利用意向に関する RP/SP データに基づき、鉄道路線の需要予測における問題点としてゾーニング及び競合路線の考慮に着目した分析を行っている。また、城間ら

(2019)²⁶は、首都圏高速道路利用者を対象とした RP/SP 調査データを用いて、交通時間節約価値（時間価値）の母集団分布の推計を行っている。バイアスを小さく信頼性の高い結果を得るために複数のデータソース（RP データ、SP-off-RP データ、SP データ）を用い、個人間異質性、状態依存性、誤差分散不均一性等を明示的に組み込んだ離散選択モデルを構築している。

このように、RP データと SP データを組合せた需要予測手法は、様々な地域・交通手段で適用実績が確認されるが、需要予測の対象となる交通機関の規模や利用可能なデータの解像度が数 km 単位のゾーン規模であることから、都市圏全体や都市間規模の交通機関への適用となっている。本研究で対象とする低速自動運転車両のような新たなモビリティサービスは、鉄道駅やバス停と自宅のようなラストマイルや特定のエリア内で運用されるサービスであり、その設計には、数百 m 単位の解像度での需要予測が求められる。また、SP 調査は、対象地域の地理的特性や交通状況を加味して慎重に設計する必要があるうえ、回答結果に含まれる可能性のあるバイアスについての十分な理解と、これを踏まえた検討・分析が求められることから、多大な労力や費用が必要となる。新たなモビリティサービスの導入検討は、都市部に限らず、人口の減少が進む中山間地で進められているケースも多い。予算等の制約から、全ての地域において、そのような労力をかけて調査、需要予測等を含む一連の検討を実施することは容易ではない点に大きな課題がある。

2.2 移動に関するビッグデータの活用状況に関するレビュー

新たなモビリティサービスの需要予測にあたり、重要となるのが人の行動に基づくデータである。近年、人の流動を分析可能なビッグデータが収集、蓄積され、都市交通計画の分野でも活用されるようになってきた。こうしたビッグデータは収集方法や個人情報の取り扱いにより活用にあたって制約を受けることもあるが、例えば、携帯電話の基地局情報に基づく人口統計データは製品化され、一定の費用のもとに、地域を選ばず活用可能性が広がっている。本節では、人流解析を可能なデータのうち、本研究と関連の深い携帯電話の位置情報に基づく人口統計データやODデータの開発、活用状況について整理する。

2020年現在、多くの人が保有することとなった携帯電話の多くは、通信に加えGPS機能を有しており、その位置情報を活用し、人の行動を把握する移動体データの収集・統合・解析手法研究が盛んである。比較的近年利用が始まったデータであり、データの統計的代表性や精度検証に関する研究が進められている。携帯電話をはじめとした、移動に関するビッグデータは、利用者の匿名性を保持するための秘匿処理や集計方法から観測されるべきデータの一部を除去している(株式会社NTTドコモ²⁷, KDDI株式会社²⁸)。このような匿名性の制約がある中においても、広域性、即時性の観点から移動に関するビッグデータに価値があることは明らかである。Qian and Fukuda (2016)²⁹は、移動体データに代表されるモバイル・ビッグデータの匿名性を保持したまま分析することで、高コストな大規模アンケート調査に頼らない流動把握が可能になると示唆している。

代表的な移動体データとして、我が国において利用が進んでいるのが、株式会社NTTドコモ(以下、NTTドコモ)によるモバイル空間統計である。NTTドコモによると、モバイル空間統計とは、電気通信サービスを提供する過程で発生する運用データを、社会の情報基盤・整備を目的として統計化した特定の個人を識別できない情報である³⁰。人口分布や流動を拡大し、全量で捉えることが可能なデータであり、年齢・性別といった個人属性の把握も可能であることから、人の流動を捉えるうえで有用なデータである。ここでは、利活用の進んでいるモバイル空間統計に関する研究を例に取り上げる。寺田ら(2012)³¹によると、モバイル空間統計は、非識別化処理、集計処理、秘匿処理の3段階のプロセスを経て作成される。ここでの集計処理とは、非識別化された運用データをメッシュ等の集計エリアに推計することを意味する。集計処理の手順は単純化すると以下の手順により行われている。

- ① 運用データに基づいて、それぞれの基地局エリアに存在する携帯電話の台数を集計
- ② 人口当たりのドコモの携帯電話の普及率に基づいて、携帯電話の台数を人口に拡大
- ③ 上記で得られた基地局ごとの人口を、メッシュや市区町村ごとの人口へと再集計

このように集計されたデータのうち、個人の特定のおそれのあるデータを秘匿処理することでモバイル空間統計が作成される。携帯電話ネットワークから作成されるデータであるため、データのカバレッジ、空間解像度、時間解像度などの特性も同様に携帯電話ネットワークに依存する。統計的な信頼性に関する研究として、大藪ら(2012)³²は、人口分布統計による推計人口の信頼性の評価を行い、特に3次メッシュにおいては人口集中地区では高

い信頼性を持つ一方で、それ以外の地区では推計値の扱いに留意が必要であるとしている。清家ら（2011）³³は、人口分布統計とPT調査の滞留人口を比較し、市街地区における3次メッシュ単位の人口分布については十分な信頼性があると示唆している。

都市交通計画分析への携帯電話の移動ビッグデータの活用に関しては、まちづくり（清家ら、2011³³、2013³⁴、2015³⁵）、防災（村上ら、2011³⁶；佐藤ら、2017³⁷）、観光（田中ら、2016³⁸）、都市間旅客交通（室井ら、2015³⁹）、ストック効果計測（嶋本・黒江、2017⁴⁰）への活用など、多くの研究が行われている。本研究は新たなモビリティサービスの導入検討への活用に着目したものであるが、モビリティサービスの評価にあたっては、地域間の流動（OD表）データが必要となる。ODの把握に関しては、PT調査との比較により精度検証や都市計画への適用可能性を検討した研究（今井ら、2015⁴¹；森尾ら、2015⁴²；中矢ら、2016⁴³；松島ら、2017⁴⁴）、PT調査の補完データとしての活用に着目した研究（菊池ら、2017⁴⁵；澤田ら、2017⁴⁶）がある。また、ODの把握にあわせて、移動目的や交通手段の推定を行う手法についても研究が進められている（新階ら、2016⁴⁷；齋藤ら、2017⁴⁸；新階ら、2017⁴⁹）。このように、携帯電話の位置情報から作成されるODデータが活用可能となってきているが、一方で、その信頼性については依然として課題も残されている。新階ら（2017）⁴⁹は、人口流動統計の空間解像度からみたトリップデータ取得精度について、携帯電話を捕捉する基地局の変更によって実態とは異なるトリップが生成されることを明らかにした。國分ら（2017）⁵⁰は、北部九州圏PT調査データとの比較検証を行い、OD交通量に関してマクロな整合性は確認された一方で、Cゾーンレベルの精度については課題が残ると述べている。石井ら（2017）⁵¹は、トリップデータ取得精度の向上に関して、基地局間の移動速度を算出し移動・滞留判定に活用する手法や、ゾーン特定処理段階での按分手法の改善を提案しているが、引き続きデータの信頼性について検証が必要であると述べている。また、石神ら（2017）⁵²は、民間事業者各社から提供されているビッグデータの特徴を整理し、都市交通施策の検討における各データの活用可能性を整理したうえで、データ取得方法や加工方法等に非公開の点がある故に、データに偏りがあるのではないかと不安から、行政におけるデータ活用が進んでいない状況があるように見受けられると指摘している。

これら既往研究から、携帯電話の位置情報ビッグデータの都市交通計画分野での活用が進んでいること、ODデータに関しては、精度面に課題を残すため、分析者がその特性に留意して利用する必要があるものの、現時点で実用的な水準に達していることが分かる。一方で、これらの先行研究は、いずれも単一の通信事業者の位置情報を用いた分析であり、信頼性検証においてはセンサスやPT調査等を用いた人口密度の比較にとどまっている。複数の事業者を比較したうえで、サンプルの偏りに関する分析や代表性に踏み込んだ研究は存在しない。また、PT調査、道路交通センサスOD調査等公的調査との比較検証に関する既往研究は存在するが、施設入場者数などの実績値と比較したうえで精度を検証した研究がなされていない点が課題である。

2.3 本研究の位置付け

本研究は、全国各地で進む、低速自動運転車両等の新たなモビリティサービスによる公共交通網再編の検討のための分析手法として、移動ビッグデータと交通行動調査データを組み合わせることで、詳細解像度での新たなモビリティサービスの需要予測手法を開発することを目的とするものである。移動に関するビッグデータのうち、全交通手段の詳細な解像度での移動を把握可能な携帯電話の位置情報を使用し、全国で適用可能な需要推計手法を開発する。

移動に関するビッグデータは複数の事業者から製品化され活用可能な状況にあるが、事業者間でデータ（データの提供者である各キャリアの携帯電話利用者）の属性や行動特性に差異が生じていないか、施設入場者数等の実測値と比較して十分に状況を再現できているかは未検証であることから、データの代表性の検証を通じ、今後、都市交通計画分野の検討において、複数事業者のデータを選択し継続的に活用可能であることを示す。また、そのうえで、移動ビッグデータの特徴を有効に活用し、新たなモビリティサービスの導入検討に求められる数百 m 単位の詳細な解像度の需要予測手法を開発する。現存しない交通サービスの需要推計には SP 調査が有効であるが、新たなモビリティサービスの導入検討は、都市部に限らず、人口の減少が進む中山間地で進められているケースも多く、予算等の制約がある点を念頭に、使用可能なデータや調査、解析にかけられる費用に応じて選択可能な複数の需要予測手法を検討する。

第3章 携帯電話の位置情報に基づく移動ビッグデータの 代表性に関する検証*

* 本章は、土木学会論文集 D3 (土木計画学) Vol.74, No.5 (土木計画学研究・論文集第 35 卷) に掲載された、矢部努, 北村清州, 高野精久, 池田大造, 今井龍一: 携帯電話網の運用データに基づく人口統計の代表性に関する検証 (2018) に基づいて作成されている.

3.1 緒言

3.1.1 移動ビッグデータの活用にあたっての課題

都市交通計画の立案においては、国勢調査やPT調査をはじめとした既存の統計データが活用されてきているが、近年では、携帯電話やカーナビゲーションシステム、ICカードなどから取得された人や車、鉄道などの移動に関するビッグデータの収集・蓄積が進んでおり、データを保有する複数の民間企業による製品化が進むとともに、都市交通計画分野における活用方策について研究が進められている（移動に関するビッグデータの活用が開始された状況や活用が急速に進展している社会的背景については、関本（2013）⁵³、福田（2015）⁵⁴に詳述されている）。その結果、ビッグデータの“量”や“詳細な解像度”、“鮮度”の特長を活かした都市活動のモニタリングや道路整備効果の検証など、政策分析への適用の有効性が明らかにされてきている。これら移動に関するビッグデータの中でも特に、携帯電話網の運用データを元に生成される人口統計データを対象に、都市交通計画分野への活用可能性に関する研究が数多く進められていることは2章で述べた通りである。

これらの移動ビッグデータの活用により、既存の統計調査では収集が困難であった24時間365日の全国の人々の行動特性を比較的詳細かつ速やかに捉えることが可能となってきた。一方で、現在製品化されている移動に関するビッグデータは、携帯電話であれば各キャリアのユーザー（NTTドコモ²⁷、KDDI⁵⁵、Agoop（ソフトバンクグループ）⁵⁶）、自動車であればそのメーカーの車両や車載機保有者（例えば、ホンダ⁵⁷、富士通⁵⁸）のデータから作成されている。今後、国や地方公共団体等の行政機関が都市交通計画分野にビッグデータを継続活用していくことを考えた場合、競争原理に基づき利用可能なデータを選択し、安定的に利用していくためには、単一の事業者が保有するデータから生成された移動のビッグデータに、その企業のデータ特有の偏りが無いか（企業によるサンプル特性の差異が生じていないか）、作成されたビッグデータが社会全体の現象を再現できているか等、データの代表性を検証しておくことが不可欠である。国や地方公共団体等の行政機関や研究者が当該データを継続して活用していくことを考えると、以下3つの懸念がある。すなわち、1) 単一事業者のビッグデータから生成された人口統計に代表性はあるのか、2) 行政機関が安定的にデータを調達（活用）していくことが可能か、3) 特定の事業者に依存したデータ仕様により競争原理の妨げにならないか、といった点である。なお、ここでいう“代表性”とは、各事業者の契約者間で生活行動や交通行動等に違いがないこと、すなわち事業者によりサンプルの偏りはなく、どの事業者でも信頼性の高い統計情報を作成することが可能であることを示すものである。仮に、特定の事業者の契約者層が他と比較してとりわけ外出率が高く、広範囲に移動する等の特徴がある場合には、その事業者が作成した統計情報は既存の社会統計調査の結果と大きく傾向が異なるため、都市交通に関する課題認識等を見誤る恐れがある。また、信頼性の高い統計情報が特定の一事業者のみ作成可能な場合、あるいはそのデータ仕様と生成過程が複雑な場合には、その統計情報の価格の高止まりにより、行政の

予算制約により安定的な調達が困難になる可能性がある。これらの懸念を踏まえると、2) 安定的なデータ調達を安定化するためには、3) 特定の事業者に依存しないデータ仕様への配慮が必要であり、この点を公明正大とするためには、1) データの代表性および、データ仕様による偏りを確認しておくことが重要である。

上記の視点に関連して、大規模なモバイルの位置情報を用いた研究として、Bekker ら (2011⁵⁹, 2013⁶⁰) は、アメリカの三大都市にて約 30 万ユーザの位置情報を用いて人々の流動を分析し、センサスと比較してその有用性を立証している。また Berlingerio ら (2013)⁶¹ は、50 万ユーザの通信履歴を用いて市街地の渋滞エリアの推定およびバス路線計画の提言を行っている。Calabrese ら (2011)⁶² は、800 万規模のユーザの位置情報を用いて OD 推定を行い、センサスとの比較検証を行っている。国内では、大藪ら (2012)³² が、モバイル空間統計と国勢調査の夜間人口を比較し、信頼性を評価している。これらの先行研究は、単一の通信事業者の位置情報を用いた分析であり、信頼性検証においてはセンサス等を用いた人口密度の比較にとどまっている。また国内外において、複数の通信事業者を比較したうえで、サンプルの偏りに関する分析や代表性に踏み込んだ研究は存在しない。さらに、筆者が知る限り、PT 調査、道路交通センサス OD 調査等公的調査との比較検証に関する既往研究は多く存在するが、施設入場者数などの実績値と比較したうえで代表性を論じる研究はこれまでなされていない。

3.1.2 論点整理

第2章に示したように、移動に関するビッグデータ、特に携帯電話の位置情報データの活用可能性が既往研究で示されているが、単一事業者の保有データから生成されていることから、「事業者によって交通行動特性が異なるのではないか」、「必ずしも全国および地域の状況を的確に示しているとは言えないのではないか」との懸念がしばしば指摘される。その理由として、事業者毎に契約者の属性（就業形態や年収等の層）が異なる点や、携帯電話の契約者の年齢構成が異なる点が挙げられる。

1 点目は、就業形態や年収等の個人属性が異なれば、同じ年代であっても、行動特性（買い物等の行動やトリップ傾向）が異なり、その結果、事業者の保有データに基づく人口統計も異なる傾向を示す可能性がある。例えば、英国で実施された全国調査の結果⁶³によれば、年収が高いほどトリップ数が多く、平均的な移動距離も長くなる傾向が示されていることから、日本においても同様の傾向を示す可能性がある。さらには、携帯電話の事業者毎の契約者の地域分布（地域毎のシェア）が異なるため、地域により統計値の精度が異なる可能性もある。

2 点目は、単一事業者のビッグデータから生成された人口統計のデータ仕様による偏りである。仮に、ある事業者の契約者（シェア）が地域や性別・年代によらず一様であれば、単に携帯電話の運用データから推計されたデータに普及率の逆数を乗じて割り戻せばよいが、実際には、地域や性別・年代によってシェアが大きく異なっているため、推計された人口統

計も大きな偏りを生じることになる。したがって、これら属性毎に異なる普及率を正しく人口統計に反映させるため、属性毎に拡大推計処理を行うことになる。携帯電話から作成されるビッグデータの代表例であるNTTドコモ「モバイル空間統計」の作成手順は図3-1のように示されており、携帯電話保有者のプライバシーを保護するため、運用データに対して非識別化処理、集計処理、秘匿処理を実施している。非識別化処理では、氏名や電話番号、生年月日などの個人識別性のある情報を取り除くとともに、集計処理では、住民基本台帳データ等を用いて、性別・年代別・居住地別（市区町村単位）の人数構成の推計などの拡大推計処理を行っている。また秘匿処理の過程では、集計結果から小人数エリアを取り除く処理を行っている。これは、公的統計での採用事例や国内外の技術開発動向を参考に、集計結果の有用性および個人特定防止およびプライバシー保護の観点から実施しているものである。なお、携帯電話保有率から十分なサンプルが確保できる15歳から79歳までが統計対象であり、全年齢が集計対象とはなっていない。また、高齢者層が利用している携帯電話の一部は、その子供の名義で契約されている場合があるため、人口統計としての推計精度には留意する必要がある。

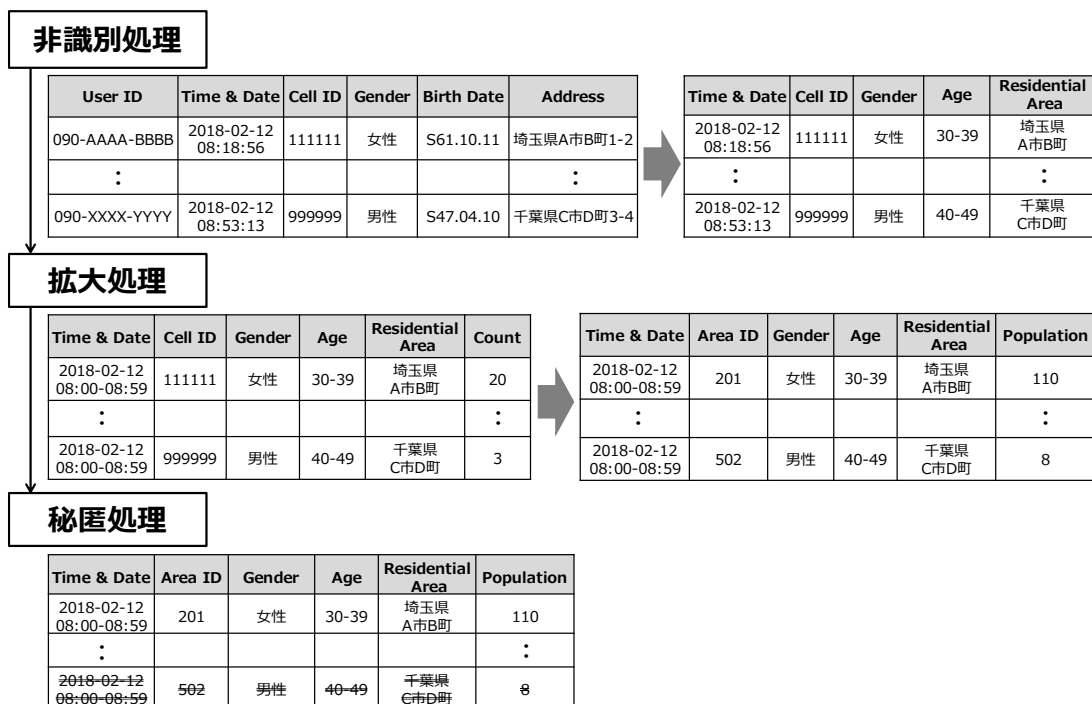


図 3-1 モバイル空間統計の作成手順

3.1.3 本章の構成

前述の論点を踏まえて、本章では、携帯電話の位置情報を用いたビッグデータに関して、事業者によるサンプル特性の差異が生じていないか、作成されたビッグデータが社会全体の現象を再現できているか等、データの代表性に関する検証を通じ、今後の都市交通計画へ

の継続的な活用可能性を考察する。3.2節では、全国・地域別の携帯電話の保有状況および経年変化から、モバイル空間統計を例として、データの作成仕様に基づく推計精度の課題を考察する。3.3節では、携帯電話保有者へのアンケート調査に基づき、事業者毎の契約者の個人属性や行動特性に関する調査・分析を行ったうえで、生活行動や交通行動等の差異を検証する。さらに、3.4節では、モバイル空間統計と大規模イベント等における施設入場者数（実績値）との比較分析に基づき、モバイル空間統計の信頼性・妥当性を確認する。最後に、3.5節で、移動に関するビッグデータの代表性に関する検証結果のまとめと今後の活用に関する考察を行い、本章を締めくくる。

3.2 全国・地域別の携帯電話の保有状況

3.2.1 全国の携帯電話保有状況とシェア

日本国内の携帯電話の契約数は、2017年4月時点で1億6,000万に達している。年代別の保有率は各年代で増加傾向にあり、特に高齢者層でその傾向が顕著である（表3-1）⁶⁴。また、近年のスマートフォンの登場以降、10代から60代の携帯電話の保有率は増加しており、これらの年代における携帯電話の非保有者がデータに与える影響は限定的であると考えられる（図3-2）。

また、70代以上の携帯電話保有率も増加傾向であり、このまま推移すれば、80代以上の保有率が他の年代同様に高くなることが予想されるため、推計精度も徐々に高くなり、前述の課題が自然解消することが期待される。

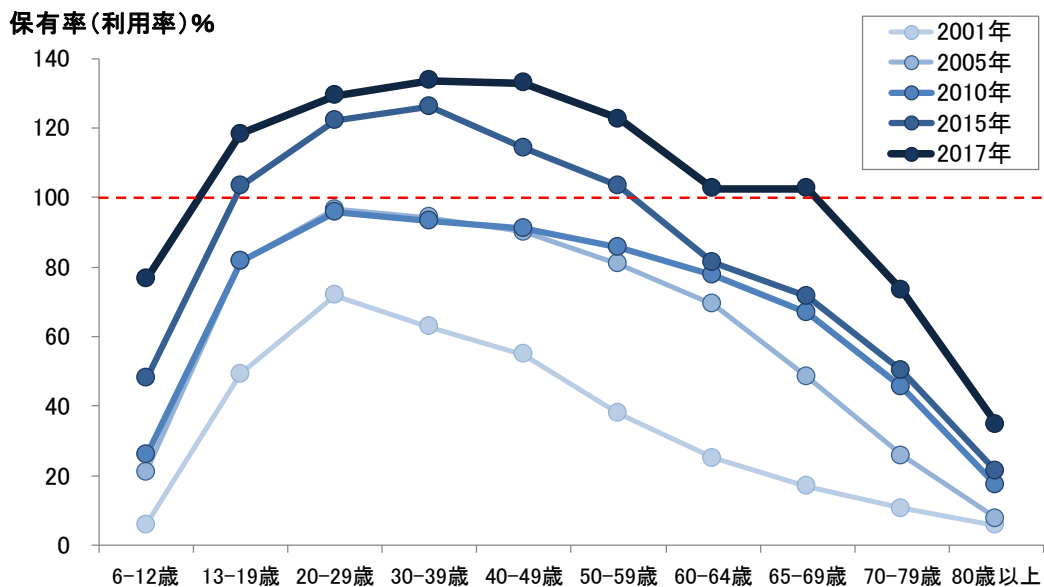


図 3-2 日本国内の年齢階層別携帯電話保有率の推移

表 3-1 日本国内の携帯電話保有率

年	携帯電話の保有率（利用率）（％）										
	6-12 歳	13-19 歳	20-29 歳	30-39 歳	40-49 歳	50-59 歳	60-64 歳	65-69 歳	70-79 歳	80 歳以上	全体
2001	5.9	49.2	71.8	62.8	54.9	37.9	25.0	17.0	10.6	5.7	41.9
2002	13.2	68.6	87.4	81.2	74.6	53.1	39.2	25.9	12.1	1.3	55.7
2003	12.7	67.4	84.7	82.5	78.0	60.9	45.3	24.9	10.9	4.1	57.4
2004	12.8	69.6	95.2	89.1	85.6	72.4	53.0	37.8	19.1	6.3	65.1
2005	21.1	81.6	96.6	94.2	90.1	80.9	69.3	48.3	25.8	7.7	71.9
2006	24.9	78.4	95.4	93.1	90.8	82.3	67.0	49.5	29.0	9.7	70.8
2007	31.6	85.4	96.7	94.3	93.7	85.9	76.2	62.9	33.5	12.3	73.9
2008	29.8	83.6	97.3	96.7	94.8	88.4	78.6	54.5	40.6	25.4	75.4
2009	31.6	84.0	97.3	95.0	94.2	87.2	74.8	69.7	40.2	16.8	74.8
2010	26.0	81.6	95.7	93.3	91.1	85.5	77.8	67.0	45.7	17.2	73.6
2011	-	80.8	116.5	106.8	93.4	71.7	35.3				-
2012	-	110.6	132.5	122.4	112.5	80.9	29.7				-
2013	-	92.0	113.9	116.7	101.6	82.3	37.2				-
2014	-	99.5	114.7	114.4	104.1	83.6	35.8				-
2015	48.0	103.4	122.2	126.2	114.2	103.4	81.3	71.4	50.3	21.4	90.1
2016	57.9	107.8	123.9	125.2	120.4	108.9	82.2		55.2	27.3	94.4
2017	76.6	118.3	129.3	133.6	133.0	122.7	102.5		73.3	34.8	107.5

（データ）総務省統計調査データ「通信利用動向調査」より作成

※2001～2010年は、各年末時点の個人の携帯電話の利用率を示す。

※2011年以降は、携帯電話、スマートフォン、タブレット型端末の保有率の合計値を示す。

※2011～2014年は、6-12歳および全体の数値が存在しない。また、60歳以上は一つのカテゴリとして集計されている。

※2016～2017年は、60-64歳と65-69歳は60-69歳のカテゴリとして集計されている。

3.2.2 地域別の携帯電話の事業者シェア

1990年代からの20年間に携帯電話サービスの普及が急激に進み、携帯電話の各事業者においてサービスエリアの全国展開、通信速度および通信品質の向上が図られてきた。この間、音声サービスに加え、モバイルインターネット、音楽・動画サービス、eコマース等インターネットと融合した様々なサービスが登場し、料金プランが複雑化してきたが、市場が成熟期に向かうにつれ各事業者が提供するサービスおよび料金プランは均一化しつつある。このような中で、携帯電話の地域別シェア⁶⁵をみると、年々平準化しているが、これは前述した市場の成熟化によるものと考えられる（表 3-2）。また、2006年のMNP（Mobile Number Portability）の導入により、契約事業者の移行が容易になったことを受けて、事業者別シェアに影響を与えたが、結果として、地域によらず、ある水準に落ち着いている様子がうかがえる（図 3-3）。このことから、特定の地域において、特定の事業者のシェアが著しく高いとは言えないため、携帯電話契約者の性年齢と居住地エリア情報を利用し、居住地エリア別に人口分布を推計する手法は、概ね妥当であると考えられる。

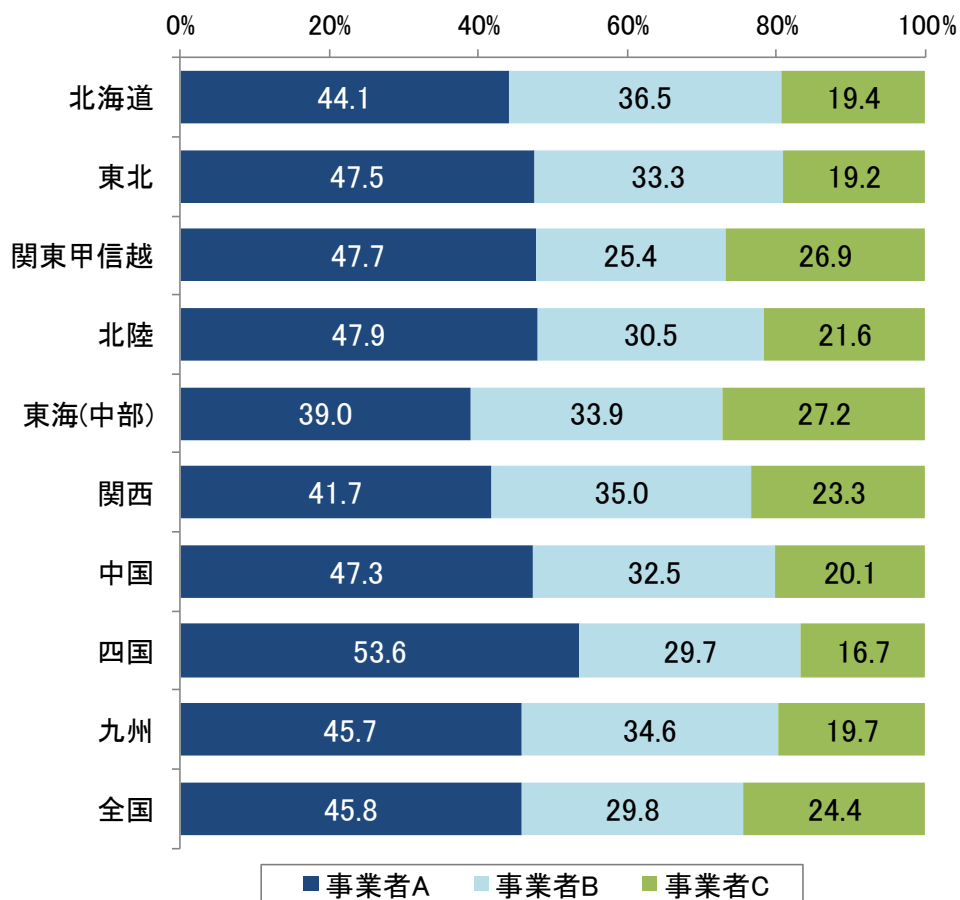


図 3-3 地域別の携帯電話事業者シェア（2016年）

表 3-2 地域別携帯電話事業者シェア

地域	事業者	事業者別シェア(%)																
		2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
北海道	A	60.6	60.7	60.1	58.7	57.8	57.3	56.0	53.3	51.8	51.5	51.1	50.2	48.6	47.1	46.6	45.3	44.1
	B	26.3	24.4	24.2	25.5	27.1	28.4	30.1	31.5	31.9	32.2	32.4	32.4	33.2	33.9	34.3	34.6	36.5
	C	13.1	14.9	15.7	15.8	15.2	14.3	14.0	15.2	16.3	16.3	16.5	17.4	18.2	19.0	19.1	20.1	19.4
東北	A	60.2	59.9	59.8	59.2	58.1	58.6	57.6	55.7	54.7	54.5	54.1	53.3	51.4	49.5	48.8	47.9	47.5
	B	20.6	19.6	20.3	20.4	22.6	24.7	26.7	28.5	29.0	29.3	29.5	29.6	30.3	31.3	32.1	32.2	33.3
	C	19.2	20.5	20.0	20.4	19.3	16.6	15.7	15.8	16.2	16.2	16.4	17.1	18.3	19.1	19.2	19.9	19.2
関東・甲信越	A	65.8	64.4	63.2	61.1	59.7	59.0	57.7	55.1	53.2	51.9	50.4	48.9	47.0	45.3	44.9	45.7	47.7
	B	21.3	21.5	21.7	23.3	25.2	26.6	28.0	28.7	28.2	27.6	26.8	26.4	26.4	26.5	26.3	26.1	25.4
	C	13.0	14.1	15.1	15.6	15.1	14.4	14.3	16.2	18.6	20.5	22.8	24.7	26.7	28.2	28.8	28.2	26.9
北陸	A	53.6	54.5	54.1	53.5	52.8	53.0	53.0	52.2	51.7	51.7	51.3	50.6	48.8	47.2	46.9	47.2	47.9
	B	25.7	23.7	23.0	23.6	24.8	25.9	27.0	27.5	27.5	27.7	27.6	27.4	28.2	29.1	29.8	30.3	30.5
	C	20.7	21.8	22.9	22.9	22.4	21.1	20.1	20.3	20.7	20.6	21.1	22.0	23.0	23.7	23.3	22.5	21.6
東海(中部)	A	60.3	47.2	47.2	46.4	45.7	45.9	45.8	44.8	44.4	44.4	43.8	42.8	41.3	39.8	39.4	39.1	39.0
	B	35.1	26.4	25.3	25.5	26.8	27.8	29.0	29.8	29.6	29.5	29.2	28.8	29.3	30.1	30.9	32.2	33.9
	C	4.6	26.4	27.5	28.1	27.5	26.3	25.3	25.4	26.0	26.1	27.1	28.4	29.4	30.1	29.7	28.8	27.2
関西	A	53.8	55.4	54.0	52.8	52.3	52.4	52.0	50.6	49.6	49.0	48.1	46.7	44.7	42.8	42.1	41.5	41.7
	B	31.5	28.7	28.8	29.5	30.7	31.4	32.3	32.7	32.2	32.1	31.6	31.2	32.0	32.9	33.8	34.1	35.0
	C	14.7	15.9	17.3	17.7	17.1	16.1	15.6	16.7	18.2	18.9	20.3	22.0	23.2	24.2	24.1	24.4	23.3
中国	A	55.4	56.9	56.8	56.2	55.8	55.5	54.6	52.6	51.6	51.5	51.1	50.5	49.5	48.0	47.8	47.6	47.3
	B	23.2	21.3	21.2	22.2	23.8	25.4	27.3	28.8	29.2	29.3	29.4	29.3	29.6	30.4	30.8	31.2	32.5
	C	21.4	21.9	22.1	21.6	20.4	19.1	18.1	18.6	19.3	19.2	19.5	20.2	20.9	21.6	21.4	21.1	20.1
四国	A	69.3	68.2	66.8	65.0	63.7	63.5	62.4	60.3	59.2	59.0	58.4	57.5	56.1	54.6	54.0	53.6	53.6
	B	18.0	17.6	17.8	19.3	21.3	22.5	24.1	25.1	25.5	25.7	25.8	25.9	26.7	27.6	28.4	29.1	29.7
	C	12.7	14.2	15.4	15.7	15.0	14.0	13.5	14.6	15.3	15.3	15.8	16.6	17.2	17.8	17.6	17.3	16.7
九州	A	59.7	61.0	60.9	59.6	58.0	58.0	57.3	55.1	54.2	54.1	53.7	53.3	52.2	50.4	49.4	48.5	45.7
	B	25.3	23.7	23.4	24.6	26.3	27.3	28.1	28.4	28.1	28.2	28.1	28.0	28.6	29.5	30.2	30.5	34.6
	C	15.0	15.4	15.7	15.8	15.7	14.7	14.6	16.5	17.7	17.7	18.1	18.7	19.2	20.1	20.4	21.0	19.7
全国	A	59.1	59.2	58.5	57.1	56.1	55.9	55.0	52.9	51.2	50.1	48.9	49.0	47.2	45.5	45.0	45.1	45.8
	B	24.6	23.5	23.5	24.5	26.2	27.4	28.7	29.4	28.9	28.4	27.8	28.2	28.5	29.0	29.2	29.3	29.8
	C	13.2	17.3	18.1	18.4	17.8	16.8	16.3	17.5	18.9	19.6	20.8	22.9	24.3	25.5	25.8	25.6	24.4

(データ) 一般社団法人電気通信事業者協会「携帯電話・PHS 契約数：事業者別契約数」より作成

※事業者によって定義が異なる地域に東海がある。具体的には、東海地域として愛知県、静岡県、岐阜県、三重とする場合と、さらに、長野県を加える場合がある。後者の場合は、関東・甲信越地域から長野県が除かれる。

3.3 アンケート調査に基づく生活行動や交通行動の差異に関する検証

3.3.1 本検証の位置づけと分析仮説

本節では、携帯電話利用者を対象としたアンケート調査を実施し、個人の生活行動や交通行動に影響を与える要因を分析する。具体的には、生活行動や交通行動の差異は、年代等に起因するものが大きく、年代毎に見た場合には携帯電話の事業者間で大きな差異がないことを検証する。

3.3.2 アンケート調査の実施概要

ここでは、国土交通省が実施している全国都市交通特性調査（全国 PT 調査）⁶⁶の対象区域となっている全国の 130 市区町村の居住者を対象に、日常的生活行動に関する調査を実施した。具体的には、上記の調査対象地域に居住している Web アンケートモニターに対して、ある平日の 1 日の移動を回答するパーソントリップ調査と、日常のライフスタイルに関する調査を実施した。

アンケート調査の実施に際しては、主に使用する携帯電話（MVNO を除く各携帯電話事業者）と若年層・高齢者層を確実に把握するため、年代（10 代および 20 代、30 代および 40 代、50 代以上の 3 区分）で目標回収数を設定し、想定どおりの回収を行った（表 3-3）。なお、居住地別の割付は行わなかったが、回答者の居住地は、概ね各地域の人口比率に応じたサンプル構成となっている。

表 3-3 事業者・年代別のアンケート調査回収数

年代	10 代・20 代			30 代・40 代			50 代以上			合計
	A	B	C	A	B	C	A	B	C	
回収数	151	150	148	163	155	158	171	173	167	1,436

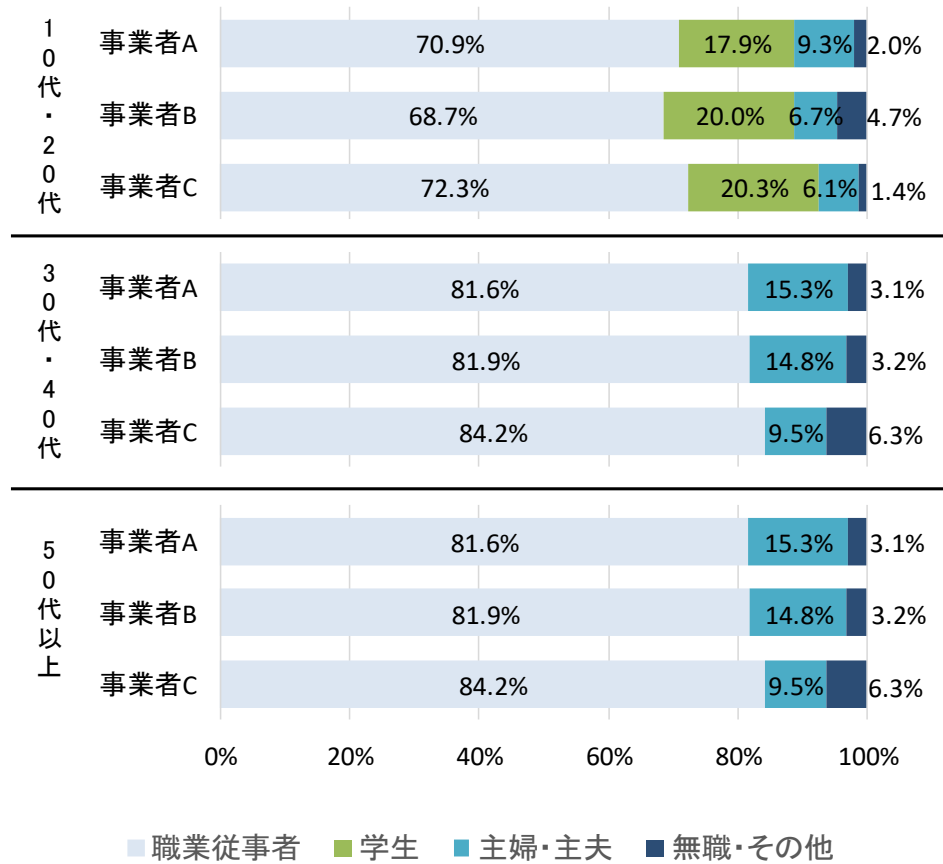
※アンケート調査回収期間：2017 年 2 月 24 日～3 月 21 日

3.3.3 属性比較

調査結果に基づき、就業形態や年収等の個人属性に関して、各事業者および年代毎に比較した結果ならびにカイ二乗分布による比率の検定結果を図 3-4、図 3-5 に示す。

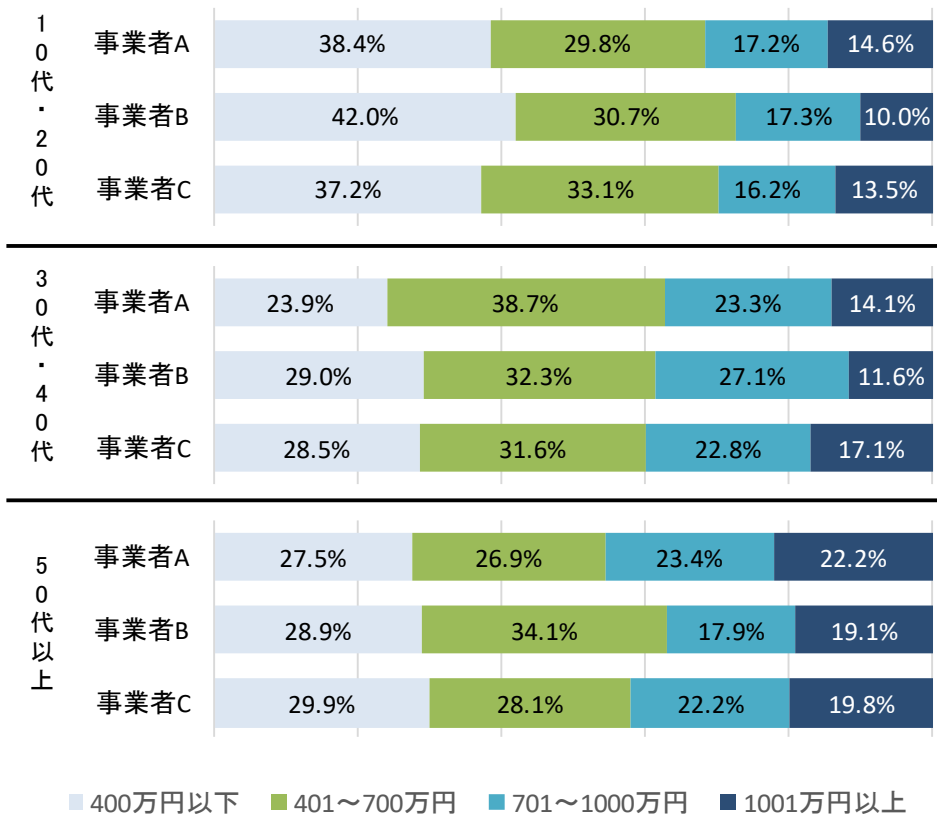
年代別にみると、保有する携帯電話の事業者による職業構成には統計的な差異はなく、特定の職業がある事業者に偏っている傾向は見られなかった。また、回答者の年代が高いほど、世帯年収が高い層の割合が大きくなっているなど統計的な差異がみられるものの、保有する携帯電話の事業者による世帯年収には統計的な差異は見られなかった。前述の MNP 導入

による携帯電話の契約事業者の移行が容易になったこと等の影響も少なからず想定されるものの、その影響度合いは確認できない。しかしながら、現状認識として、保有する携帯電話の事業者による利用者層には大きな違いはないものと考えられる。



■ 職業従事者 ■ 学生 ■ 主婦・主夫 ■ 無職・その他
 <カイニ乗分布による比率の検定結果>
 年代 : $\chi^2(6) = 338.8, p = .000 \Rightarrow$ 分布に差がある
 事業者 : $\chi^2(6) = 3.032, p = .805 \Rightarrow$ 分布に差がない

図 3-4 事業者・年代別の職業構成比 (n=1,436)



＜カイニ乗分布による比率の検定結果＞

年代 : $\chi^2(6) = 30.39, p = .000 \Rightarrow$ 分布に差がある

事業者 : $\chi^2(6) = 3.236, p = .779 \Rightarrow$ 分布に差がない

図 3-5 事業者・年代別の世帯年収構成比 (n=1,436)

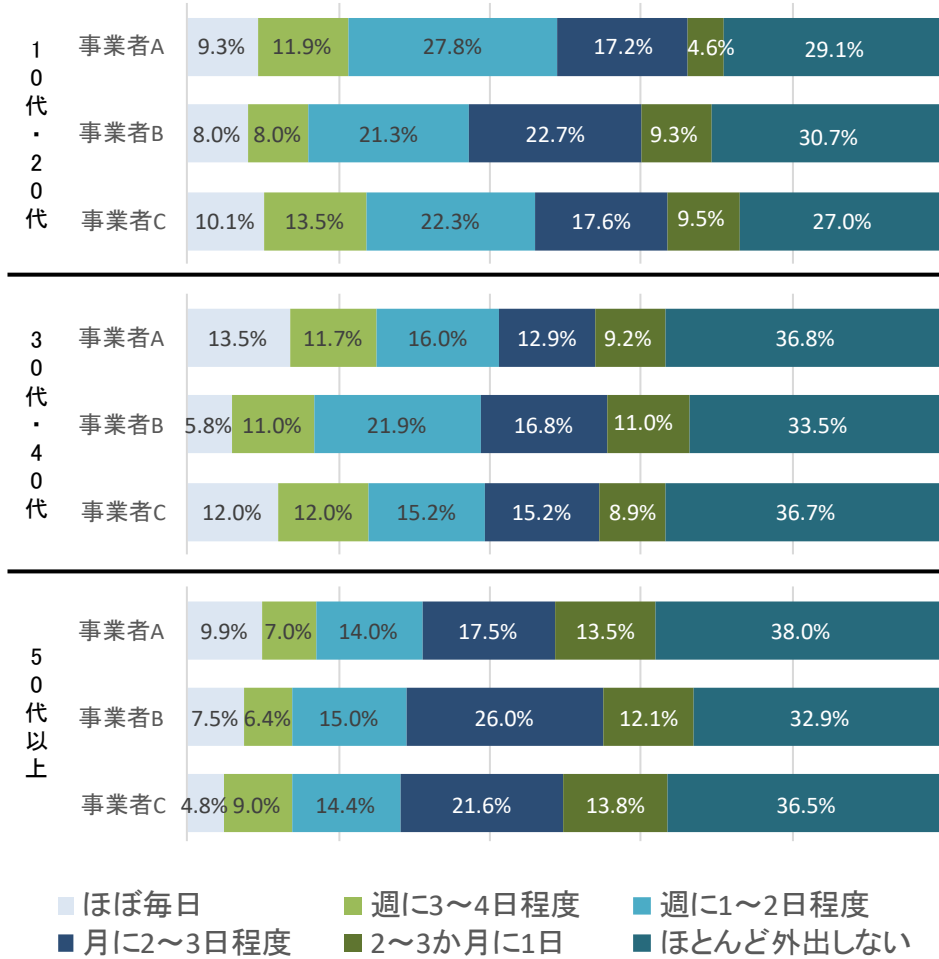
3.3.4 生活行動の比較

調査結果に基づき、外食や観光・レジャーの傾向等、私事目的の頻度（構成比）に関して、保有する携帯電話の事業者および年代毎に比較した結果ならびにカイニ乗分布による比率の検定結果を図 3-6～図 3-8 に示す。

ここでは、特に日常の交通特性としてトリップ原単位等の統計値に影響を与えると考えられる項目を比較しているが、例えば年代が低いほど、昼・夜の外食の頻度が高くなる傾向にあるなど統計的な差異がみられる一方で、年代毎に保有する携帯電話の事業者を区分して比較すると、同じ世代の中では極端な分布の違いはなく、統計的な差異も見られない。なお、昼・夜の外食の頻度に対して観光・レジャーの頻度は、保有する携帯電話の事業者だけでなく年代別にも極端な分布の違いはなく、統計的な差異も見られない。

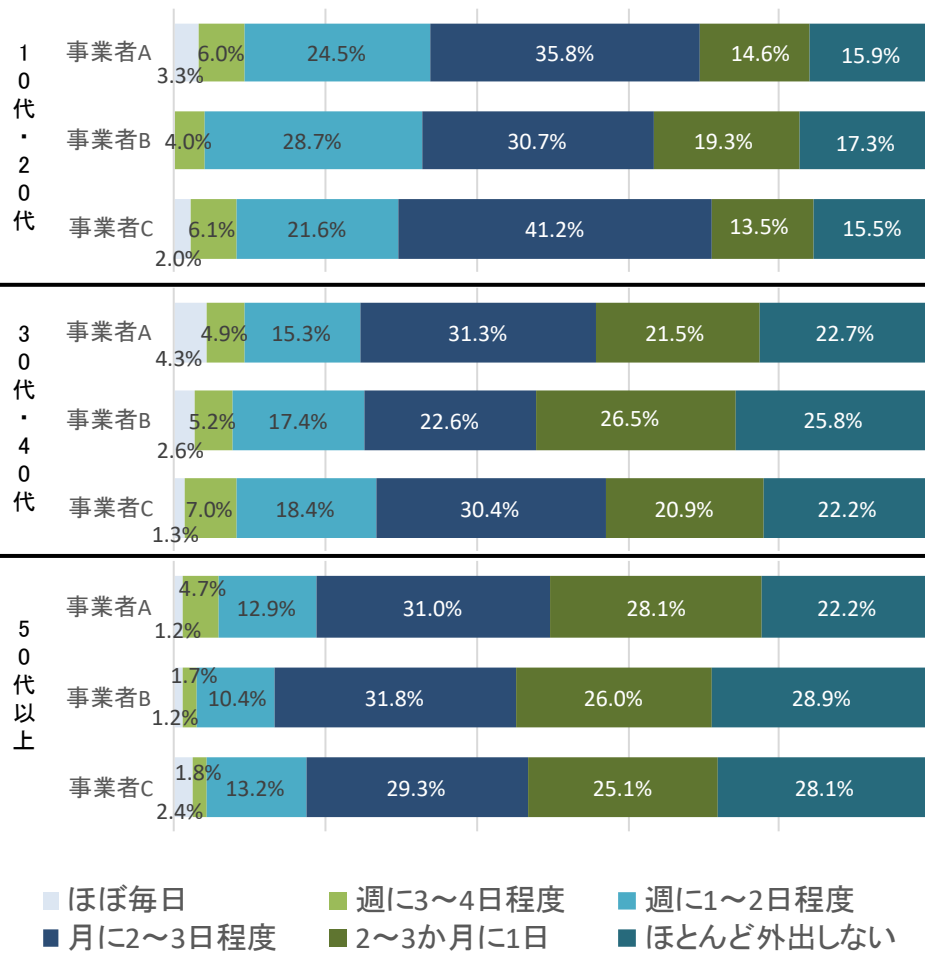
これらのことから、外食や観光・レジャーの傾向等、私事目的の活動の頻度に関しては、

世代間による傾向に差異はあるにせよ、保有する携帯電話の事業者による差異は大きくないことが確認された。



<カイニ乗分布による比率の検定結果>
 年代 : $\chi^2(10) = 36.58, p = .000 \Rightarrow$ 分布に差がある
 事業者 : $\chi^2(10) = 12.87, p = .231 \Rightarrow$ 分布に**差がない**

図 3-6 事業者・年代別の昼食時の外食頻度構成比 (n=1,436)

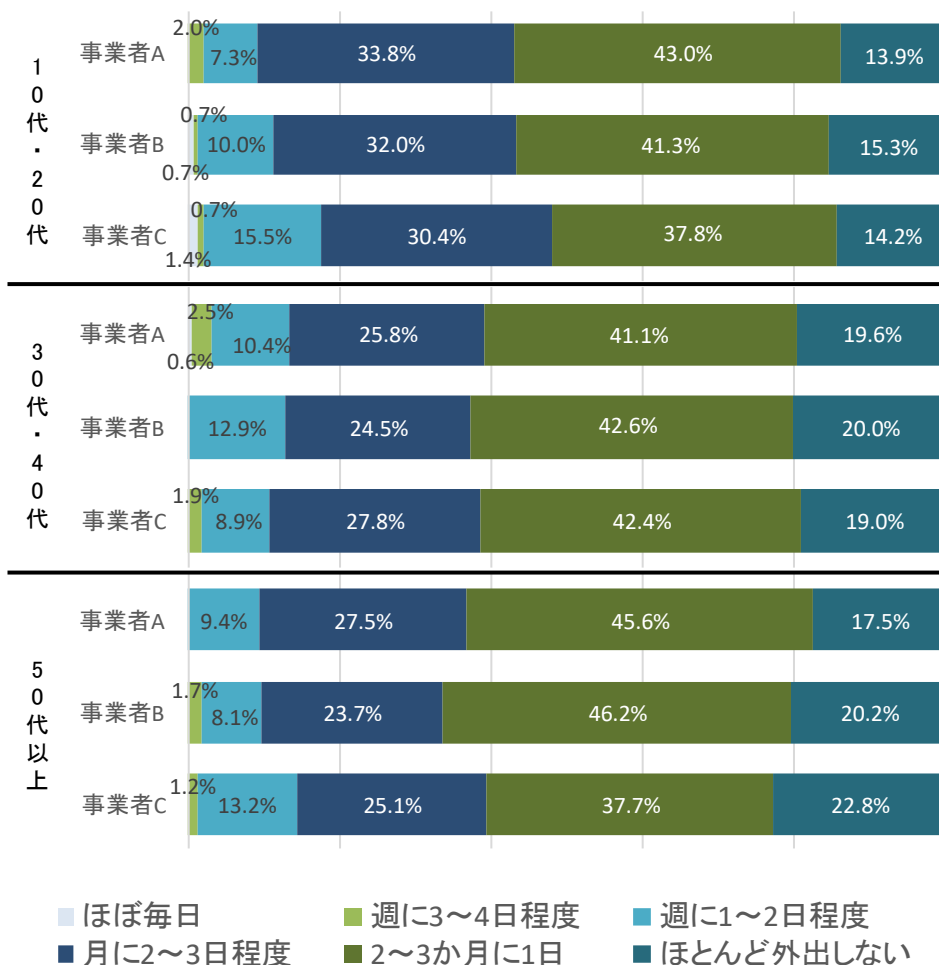


<カイニ乗分布による比率の検定結果>

年代 : $\chi^2(10) = 58.43, p = .000 \Rightarrow$ 分布に差がある

事業者 : $\chi^2(10) = 10.42, p = .405 \Rightarrow$ 分布に**差がない**

図 3-7 事業者・年代別の夕食時の外食頻度構成比 (n=1,436)



<カイニ乗分布による比率の検定結果>
 年代 : $\chi^2(10)=14.44, p=.154 \Rightarrow$ 分布に差がない
 事業者 : $\chi^2(10)=6.188, p=.799 \Rightarrow$ 分布に**差がない**

図 3-8 事業者・年代別の観光・レジャー頻度構成比 (n=1,436)

3.3.5 交通行動の比較

保有する携帯電話の事業者による日常の交通行動の差異を比較するため、PT 調査の基本統計量として一般的に用いられる外出率や原単位 (1日あたりの平均トリップ数) を算出した結果を表 3-4 に示す。

外出率は概ね 86%~92%の範囲内で、原単位 (グロス・ネット) も、各年代で保有する携帯電話の事業者間の差異はごくわずかであり、既存の都市圏 PT 調査で公表されている統計値の範囲内 (例: H27 年度の全国 PT 調査の年代別原単位 (平日) は、本調査結果に基づく 95%信頼区間の範囲内) であった。また、各年代において保有する携帯電話の事業者間でそ

それぞれt検定（有意水準5%）を行った結果、いずれも帰無仮説（平均値に差がない）が棄却されなかったため、原単位には差異がないことが統計的にも示された（表 3-5）。

また、それぞれの属性毎にトリップの平均所要時間や平均距離を算出した結果を表 3-6 に、トリップの目的構成を図 3-9 に示す。これらの基本統計量や年代別の傾向も既存の都市圏 PT 調査で公表されている結果とほぼ同様であり、保有する携帯電話の事業者による傾向に大きな差異は見られなかった。

以上の比較結果を踏まえると、生活行動や交通行動の差異は、年代等に起因するものが大きく、年代毎に見た場合には携帯電話の事業者間で大きな差異がないことが明らかとなった。

表 3-4 事業者・年代別の外出率・トリップ数（n=1,436）

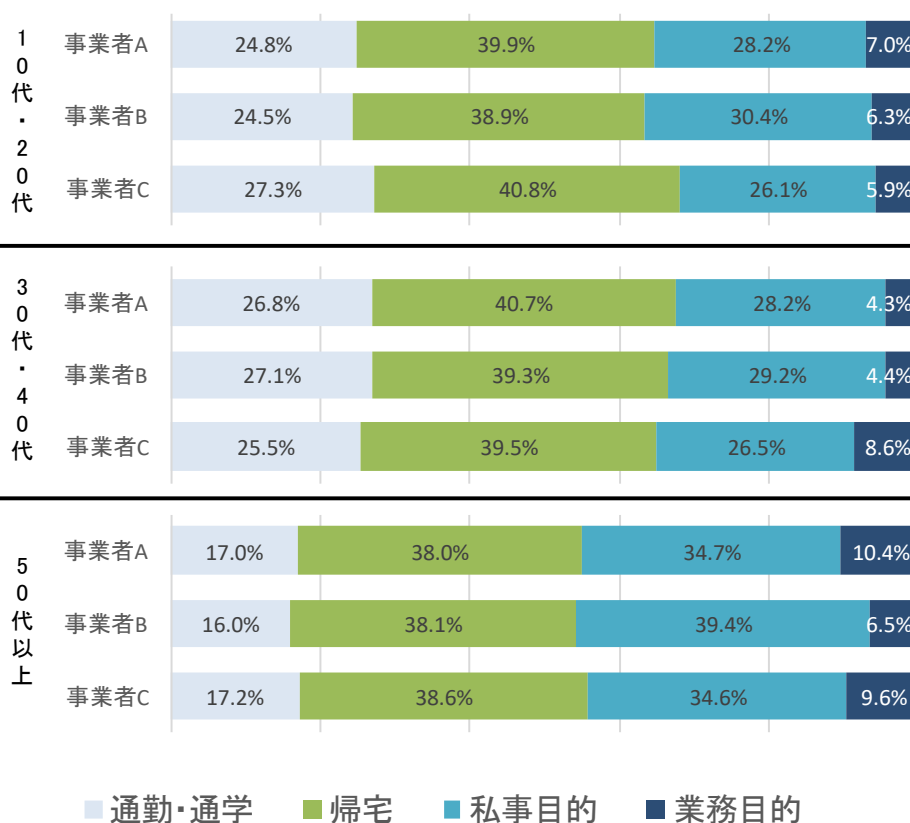
年代		10代・20代			30代・40代			50代以上		
		A	B	C	A	B	C	A	B	C
サンプル数		151	150	148	163	155	158	171	173	167
外出人数		139	134	135	142	141	146	148	156	144
外出率		92.1%	89.3%	91.2%	87.1%	91.0%	92.4%	86.5%	90.2%	86.2%
トリップ数		383	368	341	369	384	385	424	462	396
原単位	グロス	2.54	2.45	2.30	2.26	2.48	2.44	2.48	2.67	2.37
	ネット	2.76	2.75	2.53	2.60	2.72	2.64	2.86	2.96	2.75

表 3-5 事業者・年代別のトリップ数に関する t 検定の結果

事業者	年代	10代・20代	30代・40代	50代以上
	A社⇔B社		t(297)=0.46 p=0.64	t(311)=1.32 p=0.19
B社⇔C社		t(275)=0.90 p=0.37	t(307)=0.25 p=0.80	t(327)=1.71 p=0.09
C社⇔A社		t(285)=1.48 p=0.14	t(319)=1.13 p=0.26	t(332)=0.65 p=0.52

表 3-6 事業者・年代別のトリップ時間・距離 (n=1,436)

年代	10代・20代			30代・40代			50代以上		
	A	B	C	A	B	C	A	B	C
トリップ数	383	368	341	369	384	385	424	462	396
平均所要時間 (分)	28.1	28.3	31.4	27.9	29.6	27.5	30.5	26.1	27.3
1時間以上トリップ数	41	39	42	39	41	43	50	56	56
平均移動距離 (km)	14.7	10.8	23.0	9.6	8.5	14.6	15.0	10.7	10.4
100km以上トリップ数	5	6	10	0	0	7	7	4	1
100km以上トリップを除く平均距離 (km)	9.6	9.0	9.6	9.6	8.5	9.3	10.5	8.8	10.2



<カイ二乗分布による比率の検定結果>

年代 : $\chi^2(10)=57.83, p=.000 \Rightarrow$ 分布に差がある

事業者 : $\chi^2(10)=8.738, p=.189 \Rightarrow$ 分布に**差がない**

図 3-9 事業者・年代別の目的構成 (n=1,436)

3.4 移動ビッグデータと施設入場者数との比較

3.4.1 本検証の位置づけと分析仮説

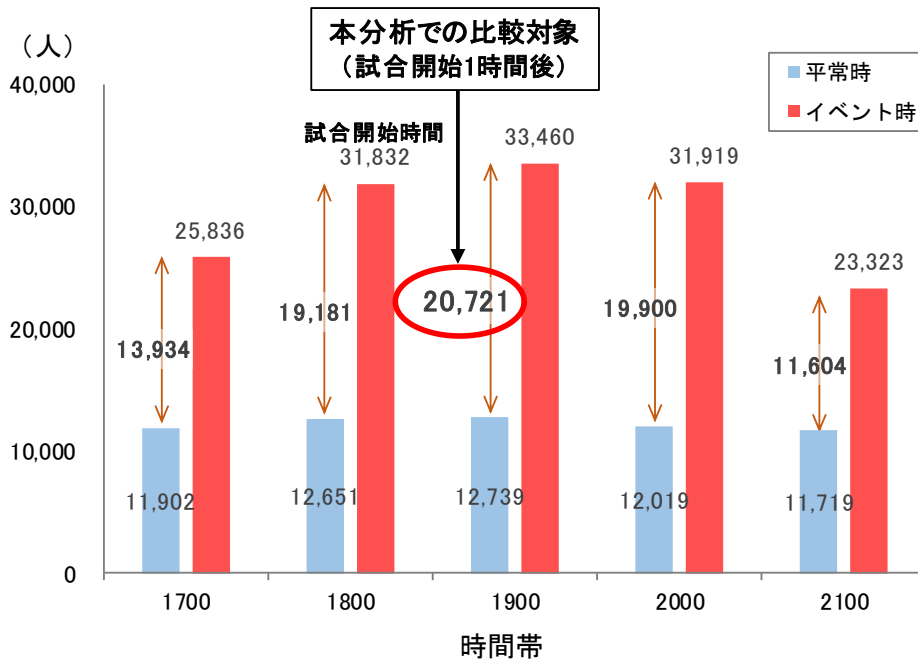
3.3 節において、生活行動や交通行動の差異は、年代毎に見た場合には携帯電話の事業者間で大きな差異がないことが明らかとなった。ここでは、携帯電話の位置情報ビッグデータから作成される代表的な人口分布統計であるモバイル空間統計と施設入場者数等の実績値とを比較し、拡大推計処理等の妥当性および統計データとしての信頼性を確認することで、単一事業者のビッグデータから生成された人口統計の代表性を検証する。

3.4.2 大規模イベント時の施設入場者数との比較

ここでは、イベント時に主催者が公表する入場者数とモバイル空間統計に基づく推計値とを比較した。具体的には、プロ野球やJリーグの試合が実施される対象施設を含むメッシュの人口統計データ（モバイル空間統計の時間帯別滞留人口）には、施設入場者ではない当該地域の居住者やオフィス等で勤務する人口も含まれているため、試合が行われていない日を平常時（基準値）として、試合開催時との滞留人口の差分値を採用することとした。

なお、試合開始後に遅れて来場する人が一定数存在することを考慮し、試合開始1時間後の滞留人口を比較対象として設定した（図 3-10）。そのうえで、表 3-7 に示す全国で実施されたプロ野球やJリーグの入場者数（公表値）と、前述の方法で算出したモバイル空間統計の滞留人口をイベント種類別、曜日別、施設立地別の3項目に分類し、それぞれ比較した（図 3-11～図 3-13）。

比較の結果、どの分類項目においても相関係数 0.8 以上と強い相関を示している。特に図 3-13 の郊外施設の比較では、相関係数 0.9854 と非常に強い相関を示している。これは、当該地域の居住者等の人口が少ないため、モバイル空間統計での施設入場者数を正確に算出できているためと考えられる。これに対して、図 3-11 のプロ野球を対象とした比較では他項目より相関が小さくなっているが、これはプロ野球の入場者数（公表値）がチケット販売枚数を基に算出されている（実際に施設内にいる人数とは限らない）ことが一要因として考えられる。また、ほぼ全ての分類項目でモバイル空間統計が公表値を下回っているが、モバイル空間統計の仕様で 15 歳未満および 80 歳以上は集計対象外となっていることが要因として考えられる（注記：一部、施設入場者数の公表値をモバイル空間統計が上回っているデータがあるが、これらは当該施設周辺で当該イベントとは別の催し物が開催されているためであることが確認されている）。

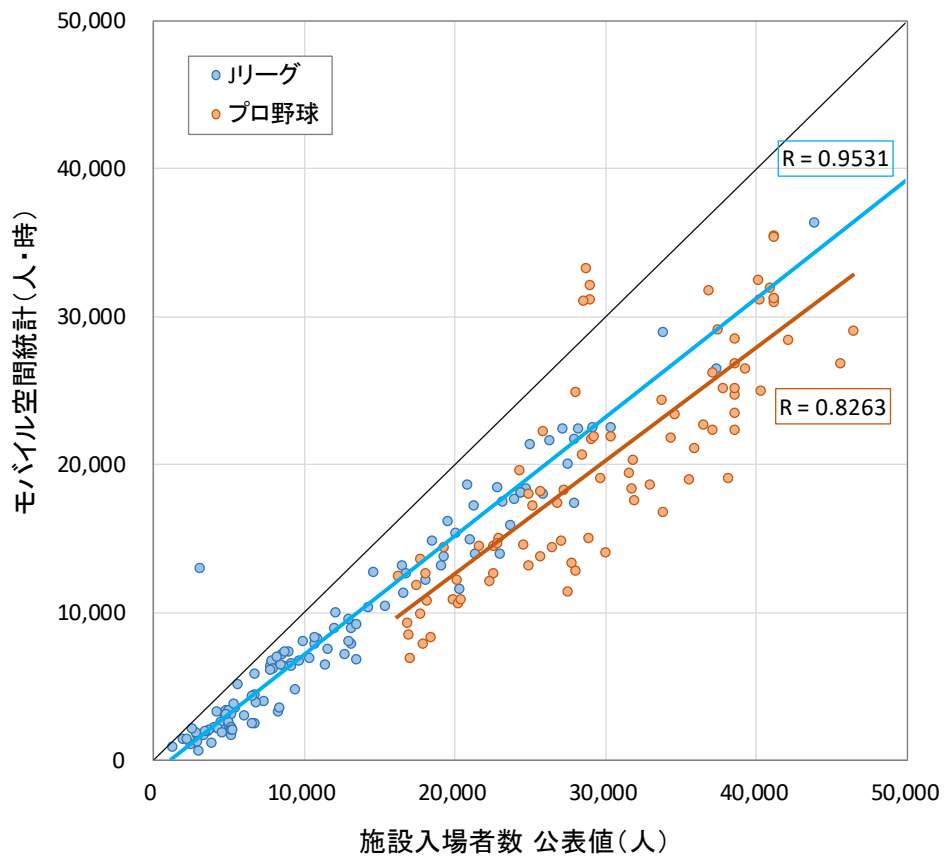


※札幌ドームでプロ野球が開催された2016.9.13のデータを例示

図 3-10 モバイル空間統計の時間帯別滞留人口と分析の条件

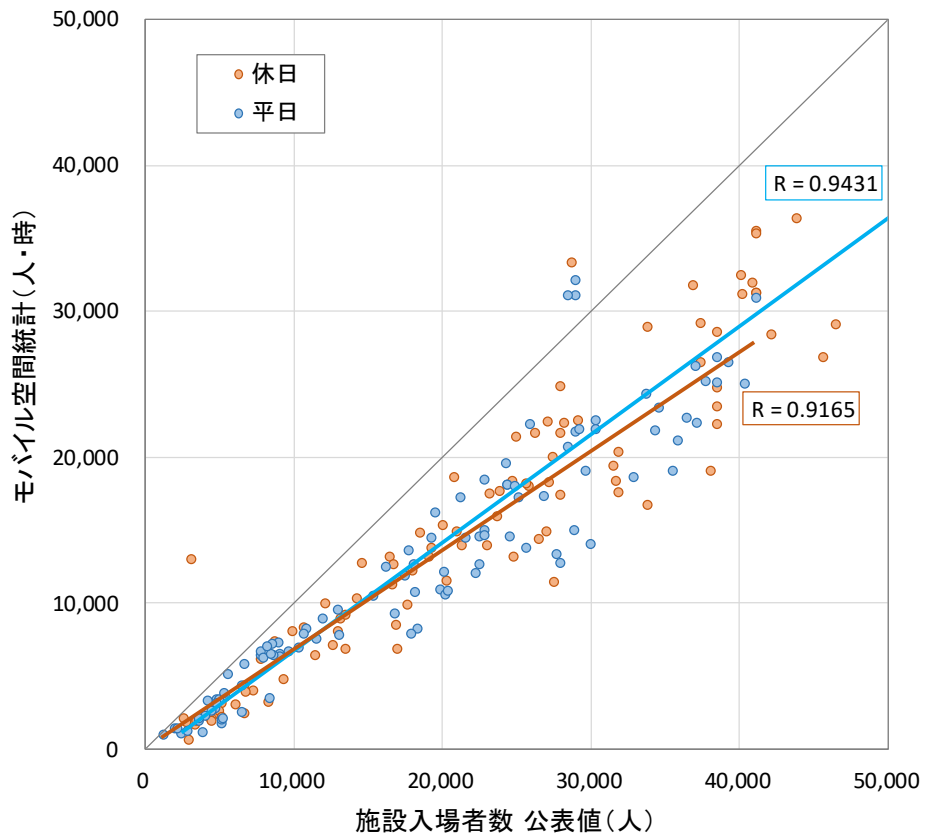
表 3-7 比較対象とする施設とイベント数

分類	立地	施設名	休日	平日
プロ野球	街中	Kobo パーク宮城スタジアム	3	12
		横浜スタジアム	3	8
		ナゴヤドーム	4	8
		阪神甲子園球場	3	8
		MAZDA スタジアム広島	7	0
		福岡ドーム	4	8
	郊外	札幌ドーム	9	9
Jリーグ	街中	ベストアメニティスタジアム	6	6
		味の素スタジアム	5	8
		ノエビアスタジアム神戸	5	7
	郊外	札幌ドーム	3	3
		ND ソフトスタジアム山形	5	4
		Pikara スタジアム	6	1
		エコパスタジアム	5	0
		埼玉スタジアム2002	6	6
		デンカビッグスワンスタジアム	6	6
		ニンジニアスタジアム	7	1
		エディオンスタジアム広島	5	4
西部緑地公園陸上競技場	8	4		
合計			100	103



※イベント種類別 (プロ野球/Jリーグ)

図 3-11 施設入場者数 (公表値) とモバイル空間統計との比較



※曜日別 (平日/休日)

図 3-12 施設入場者数 (公表値) とモバイル空間統計との比較

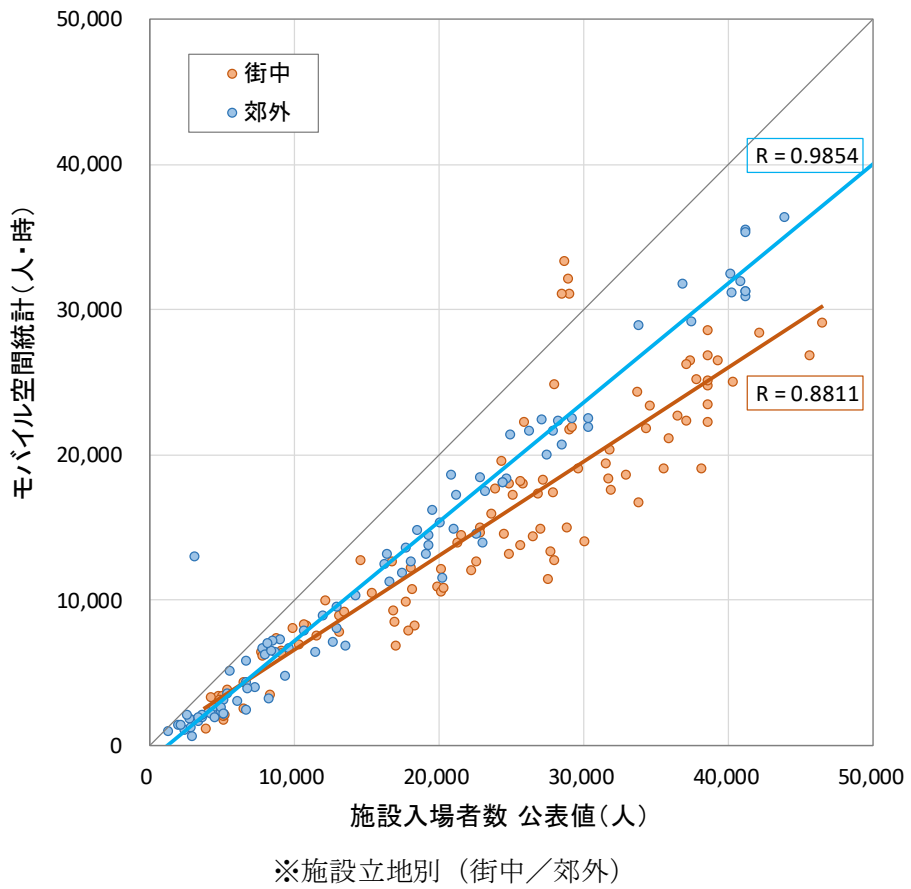


図 3-13 施設入場者数（公表値）とモバイル空間統計との比較

3.4.3 対象施設（公園）の来訪者数と滞在時間との比較

次に、オープンな空間である公園を対象に実施した来訪者数に関する実地調査結果とモバイル空間統計に基づく滞留人口とを比較した。対象とする公園は、立地場所および公園施設の面積の大小に着目し、水元公園、こどもの国、ひたち海浜公園の3箇所とした(表 3-8)。

実地調査の方法は、まず公園をカバーする500mメッシュを選定し、当該メッシュ内外の出入りが可能な場所にて通行者数および滞留者数をカウントした。ここで、比較対象とするモバイル空間統計は1時間あたりの平均滞留人口を示すため、実地調査結果に関しても、時間帯別の滞留人口を算出する必要がある。具体的には、モバイル空間統計は携帯基地局で観測される携帯電話からの信号間隔に基づき滞留時間の期待値を算出し、携帯電話台数と掛け合わせたうえで人口に拡大することで生成される⁴⁰⁾。そのため、調査対象とした通行者のうち、1時間あたり10サンプル(人)をランダムに選定し、該当メッシュの滞留時間を計測し、時間帯別の通行者数と平均滞留時間を掛け合わせることで、1時間あたりの滞留人口を算出したうえでモバイル空間統計と比較することとした。なお、モバイル空間統計の500mメッシュ人口の集計対象は公園全域とし(図 3-14, 図 3-16, 図 3-18)、公園利用者数を推計するため、居住地別人口を用いて地元住民を削除したものを用いている。

以上の集計条件で算出したモバイル空間統計の滞留人口と、実地調査結果(時間帯別来訪者数)および推計した1時間あたりの滞留人口とを比較した結果を以下に示す(図 3-15, 図 3-17, 図 3-19)。すべての公園において、公園の開園時間から閉園時間までの時間帯にて、実地調査結果(時間帯別来訪者数)と推計結果(1時間あたりの滞留人口)の間に、モバイル空間統計(人口分布)が位置することを確認できた。小規模な公園として選定した水元公園、およびこどもの国の比較結果では、モバイル空間統計は実地調査結果(1時間あたりの滞留人口)により近い傾向を示した。一方、大規模な公園として選定したひたち海浜公園では、モバイル空間統計は実地調査結果(時間帯別来訪者数)により近い傾向を示した。これは、ひたち海浜公園は郊外に位置する大きな公園であるため滞留時間が長い傾向になる可能性が考えられ、平均滞留時間が1時間により近い値になることが要因と考えられる。

以上の点を踏まえると、拡大推計処理等により作成されたモバイル空間統計の妥当性および信頼性が再確認されるとともに、単一事業者のビッグデータから生成された人口統計が代表性を有することが明らかとなった。

表 3-8 来訪者数実地調査の対象施設

公園名	住所	規模	立地	調査日
水元公園	東京都葛飾区	小	街中	2017年 1月11日
こどもの国	横浜市青葉区, 東京都町田市	小	郊外	2017年 1月14日
ひたち 海浜公園	茨城県 ひたちなか市	大	郊外	2017年 1月28日

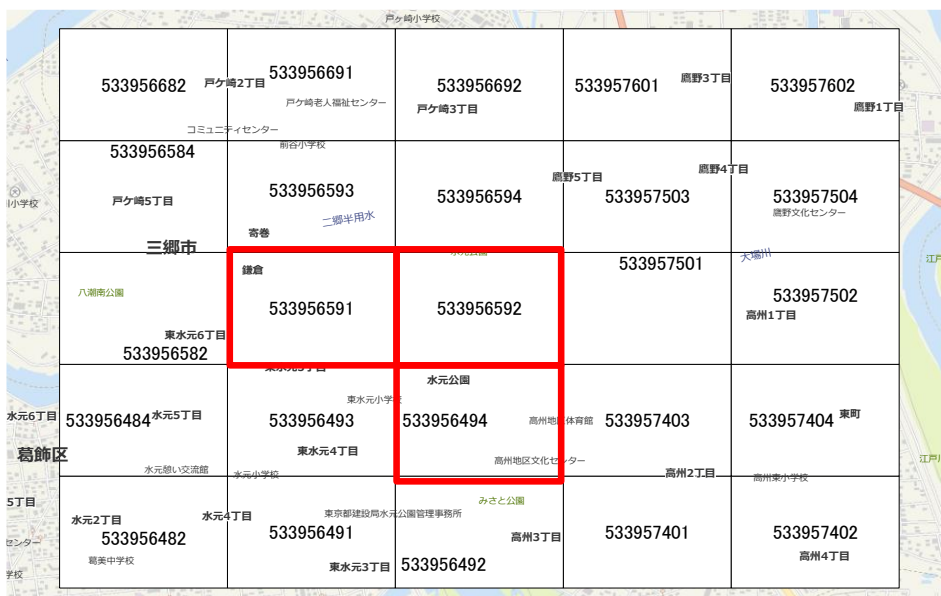


図 3-14 集計対象メッシュ (水元公園)

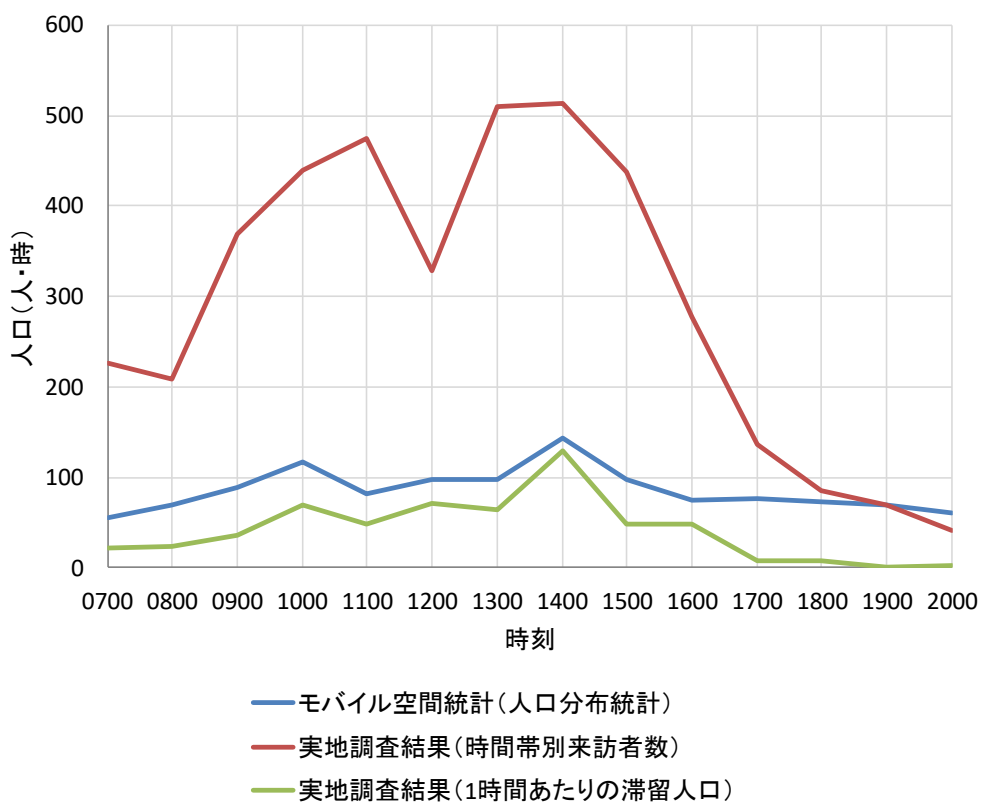


図 3-15 公園来訪者数比較結果 (水元公園)

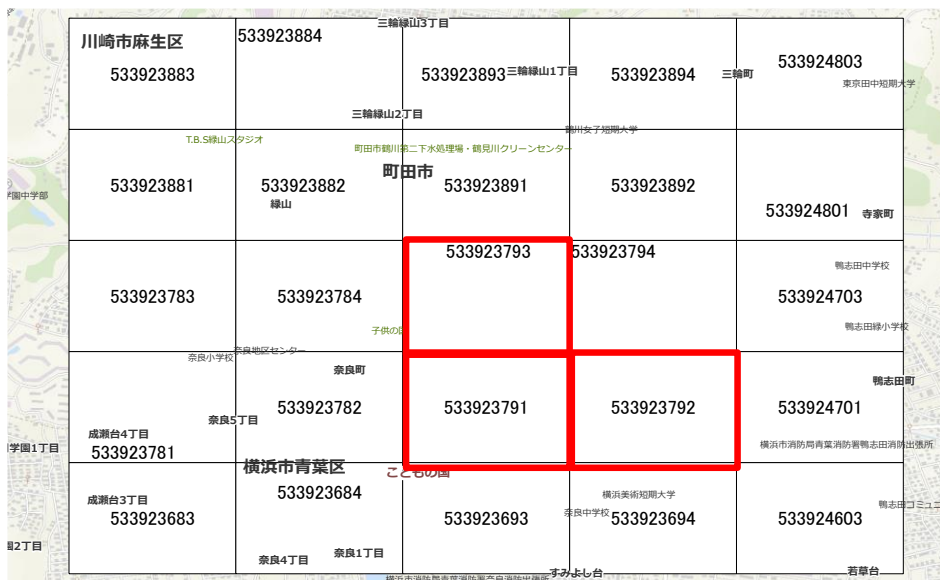


図 3-16 集計対象メッシュ (こどもの国)

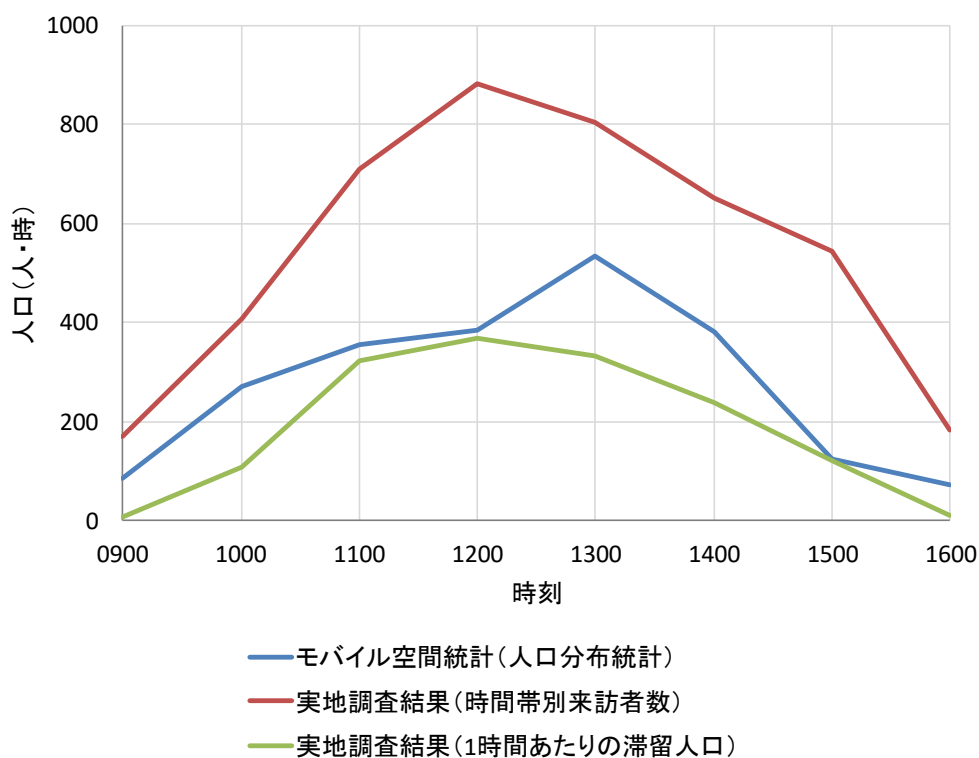


図 3-17 公園来訪者数比較結果 (こどもの国)

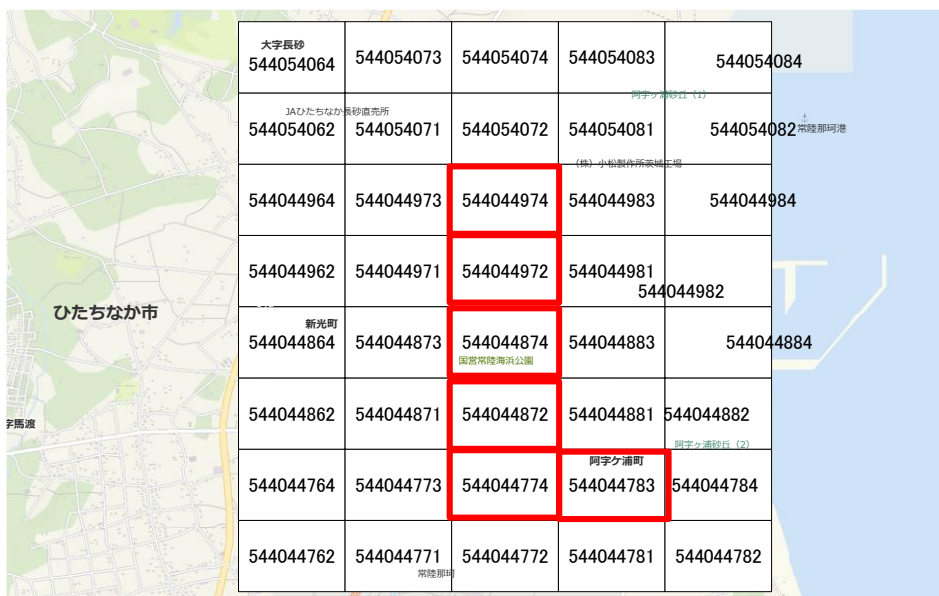


図 3-18 集計対象メッシュ (ひたち海浜公園)

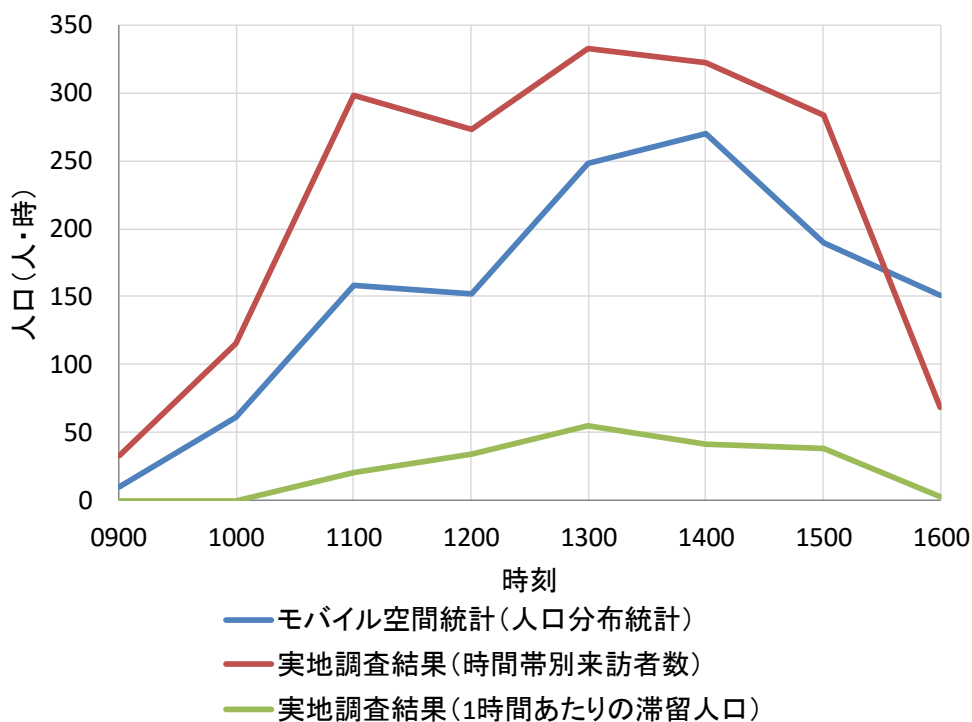


図 3-19 公園来訪者数比較結果 (ひたち海浜公園)

3.5 結語

本章では、単一事業者の携帯電話の位置情報に基づく人口統計データであるモバイル空間統計を例とし、携帯電話のビッグデータの代表性に関して、属性別の傾向の不偏性や真値との整合性を確認し、都市交通計画分野への適用性の観点から考察した。

日本国内の携帯電話の契約数は、各年代とも増加傾向にあることから、携帯電話の非保有者が携帯電話網の運用データから生成される人口統計に与える影響は限定的であること、このままの保有率の傾向で推移すれば、80代以上の保有率が他の年代同様に高くなり、高齢者層も本人名義の割合が高くなることが予想されるため、推計精度も徐々に高くなり、データ仕様上の課題も自然解消することが期待される知見が得られた。

また、アンケート調査結果から、保有する携帯電話の事業者毎の年代別の職業構成や世帯年収等傾向には大きな差異は見られなかったことから、各事業者における利用者層毎の傾向に大きな違いはないことが明らかになった。その結果として、日常の交通特性や、外出率や原単位等も携帯電話の事業者間で統計的には差異がないことを示した。このことから、今後、携帯電話の位置情報より作成されるビッグデータを都市交通計画に活用する際に、複数事業者からデータを選択して活用することが可能である。

さらに、モバイル空間統計による滞留人口と施設入場者数との比較では、イベントの種類や曜日、施設の立地によらず高い相関があり、地域や性年齢の補正処理の妥当性を確認するとともに、単一事業者のデータから生成された人口統計であっても全国的な傾向を表していること、すなわち代表性を有していることが明らかとなった。一方で、モバイル空間統計の滞留人口は、施設入場者数の公表値を下回ったが、その仕様で15歳未満および80歳以上が集計対象外である点が要因として考えられる。この点に関しては、3.2節で示したように、現在は携帯電話の保有率が低い年齢層において保有率が向上することにより、将来的に集計対象に含めることが可能になれば解消されていくものと考えられる。

第4章 自動運転車両によるモビリティサービスの導入に向けた需要分析手法の開発*

* 本章は、土木学会論文集 D3（土木計画学）Vol.76, No.5（土木計画学研究・論文集第38巻）に掲載された、北村清州、水田哲夫、中村俊之、佐藤仁美、森川高行、中菅章浩、南川敦宜：携帯電話網の運用データに基づく人口統計の代表性に関する検証（2021）に基づいて作成されている。

PT 調査データを用いた交通現況の解析や需要予測は現在も非常に有効な手法であるが、PT 調査は都市部では市町村を 3,4 つ程度に分割、郊外部では市町村で 1 ゾーン程度とする基本ゾーン単位で精度を確保するよう設計されている。データの解像度は数 km 程度のゾーン単位であり、都市間の交通機関整備に関する需要予測には有効である。これに対し、低速自動運転車両のようにラストワンマイルや狭域移動を担う新たなモビリティのシステム設計は数百 m の解像度で実施することが望ましく、既存の PT 調査データでは解像度が粗い点が課題として挙げられる。一方、近年では、携帯電話の位置情報を活用した移動履歴に関するビッグデータが収集されている。3 章に示したとおり、携帯電話の位置情報を基に地域や性年齢の補正処理を施した人口統計データやトリップデータは、実態と比較しても高い相関を示す有用なデータであり、複数の事業者により製品化されたことで、今後は全国各地で自由にデータを選択して活用することが可能である。PT 調査の代替としての利用に関する研究も進み、数百 m 単位の詳細な解像度での移動状況把握が可能となっている。詳細な解像度で移動を把握できる点は大きな利点であるが、現段階では、移動目的や利用交通手段までは把握できない点が課題である。PT 調査データと携帯電話の位置情報データの課題は相互補完関係にあり、両データを組み合わせることにより、詳細な解像度で移動目的や手段を考慮した OD を推計する研究も進められている⁶⁹。

現存しない交通機関やモビリティサービスの需要を予測する手法として、現在の利用交通手段や新たなモビリティ導入時の利用意向を SP 調査により把握し、非集計の交通手段選択モデルを構築して、需要予測を行う手法が一般的に用いられている。SP 調査では、アンケートにより選好意識を把握するため、回答者により様々なバイアスが存在することが指摘されていたが、森川 (1990)¹⁴、森川・山田 (1993)²²により、RP データと組み合わせることで、バイアスを排除して需要推計が可能であることが示されている。様々な地域や交通手段での適用実績がある有効な手法であるが、SP 調査は対象地域の地理的特性や交通状況を加味して慎重に設計する必要があることから、多大な労力や費用が必要となる。新たなモビリティの導入検討は、都市部に限らず、人口の減少が進む中山間地で進められているケースも多く、予算等の制約から、全ての地域において、そのような労力をかけて調査、需要予測等を含む一連の検討を実施することは容易ではないことから、調査、解析にかけられる費用に応じて選択可能な推計手法開発が求められる。

4.1.3 本章の構成

本章では、低速自動運転車両による公共交通網再編が進められている高蔵寺 NT を対象とし、PT 調査データと常時取得・販売され始め入手が容易となった携帯電話の位置情報データを組合せ、新たなモビリティである低速自動運転車両の導入時に期待される需要量の試算を試みる。携帯電話の位置情報データを活用することで、これまで解析が困難であった数百 m の詳細な解像度で地域の交通実態を把握するとともに、予算や労力に応じた手法で利用者の需要を推計すること、また、それにより全国各地で進められている低速自動運転車両

等の新たなモビリティの導入検討や本格運用に向けたシステム設計を可能とすることを目的とする。4.2 節に研究の対象地域である高蔵寺 NT の概要を、4.3 節に研究に用いるデータを示す。4.4 節では、既存の PT 調査データと、携帯電話により取得された位置情報データを活用し、250m メッシュ間の交通手段別の詳細な OD 表を作成する手法を示す。4.5 節では、4.4 節で作成した詳細 OD 表を用い、(1) 新たなモビリティサービスへの転換が期待されるターゲット層を仮定し需要を推計する簡便な手法、(2) SP 調査を実施し、回答された新たなモビリティサービスへの転換率から需要を推計する手法、(3) PT 調査データ、携帯電話位置情報データを組合せた詳細現況 OD データと SP 調査データを用いて交通手段選択モデルを作成し需要を推計する手法、の3つの手法による需要推計を試みる。3つの手法は、使用可能なデータや調査、解析にかけられる費用に応じて選択可能である。最後に、3.5 節で、開発した推計手法の有効性、各手法の活用場面のまとめと今後の展望を整理し、本章を締めくくる。

4.2 対象地域の概要

高蔵寺 NT は、愛知県春日井市に日本住宅公団（現在の UR 都市機構）が土地区画整理事業により整備した NT である。ワンセンター方式で整備された NT であり、センター地区には大型ショッピングセンター「サンマルシェ」などの商業施設が集積し、買物等日常活動の中心エリアとなっている。センター地区から NT の南に位置する JR 高蔵寺駅までの距離は約 2km、標高差が 50m 程あり（NT 内で最大 100m 程の標高差があり）、徒歩や自転車での移動は容易でない。公共交通としては名鉄バスおよび春日井市が運営するサンマルシェ循環バスが走行している。

高度経済成長期の中京都市圏の急速な人口増加に伴う住宅需要増加への対応として整備され、同世代が一斉に入居した影響もあり、居住者の高齢化等問題が生じている。計画人口 8.1 万人に対し、平成 27 年時点の居住人口は約 4.5 万人、高齢化率は約 3 割であり、今後更に高齢化が進むことで自動車が自由に使えなくなり、起伏のある NT 内の移動に支障が生じると懸念されている。これら課題の解決と新たな価値の創造に向け「高蔵寺ニュータウン未来プラン策定検討委員会」が設置され、2016 年に「高蔵寺リ・ニュータウン計画」が策定された¹²。主要プロジェクトの一つとして、交通拠点をつなぐ快適移動ネットワークの構築が掲げられており、現在、地域内の移動性を持続・向上するための取組みとして、春日井市、名古屋大学が中心となり、「ゆっくり自動運転[®]」や「相乗りタクシー」を活用した公共交通網の再編検討が進められている^{70,71}）。

表 4-1 高蔵寺 NT の基礎情報

都市計画決定	昭和 38 年 8 月 16 日
事業年度	昭和 40 年度～昭和 56 年度
入居開始	昭和 43 年
施行面積	約 702.1 ヘクタール
計画人口	81,000 人
人口 (H27.4.1.)	45,217 人
世帯数	19,853 世帯
65 歳以上人口	13,552 人 (29.97%)
15 歳未満人口	5,357 人 (11.8%)

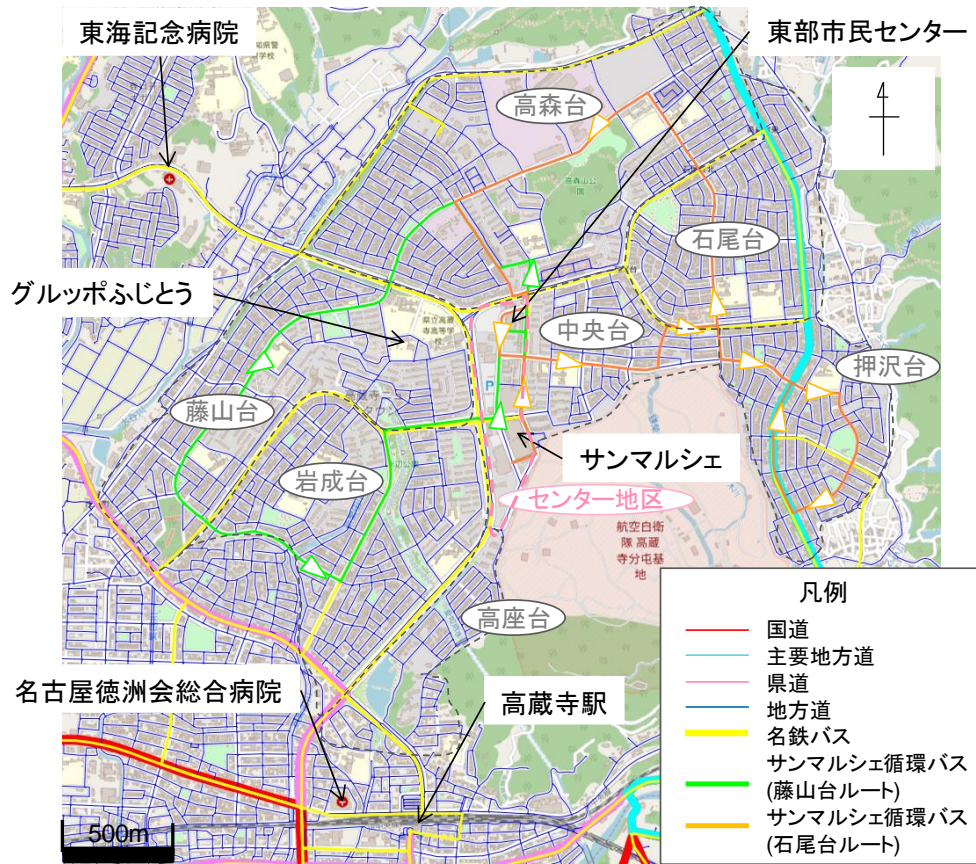


図 4-2 高蔵寺 NT 内の主要な施設とバスネットワーク

4.3 分析データの概要

4.3.1 中京都市圏 PT 調査データ

中京都市圏では、約10年間隔で継続してPT調査が実施されており、最新の第5回中京都市圏PT調査⁷²のデータを活用した。中京都市圏居住者から無作為抽出により調査を実施し、約31万人（抽出率約2%）の回答が得られている。調査の実施時期は平成23年10月～11月の平日1日であり、居住地、性別、年齢階層等の移動者属性と移動目的や利用した交通手段を把握可能である。高蔵寺NTのゾーン区分は図4-3であり、小ゾーンの境界は高蔵寺NTの地区境界と一致している。

高蔵寺NT内から地域活動の中心であるセンター地区を含むゾーンへの移動手段分担率を図4-4に示す。徒歩でアクセス可能な中央台、藤山台を除き、自動車の分担率が高く、送迎が1割を超えている。「オールド・ニュータウンにおける高齢者の社会参加と事故防止を促すモビリティサービスに関する調査研究事業報告書」⁷³より、高蔵寺NTで2019年1月に行われたゆっくり自動運転®実証実験にあわせて実施された高齢者モニター137名へのアンケート調査では、13%が運転免許を返納済みであり、28%が数年後に免許返納を希望していることが明らかにされている。今後も増加する運転免許返納者や要支援者に対し、低速自動運転車両による移動の選択肢が増加することで地域の移動利便性が向上する可能性が伺える。



図 4-3 中京都市圏 PT 調査における高蔵寺 NT のゾーン区分

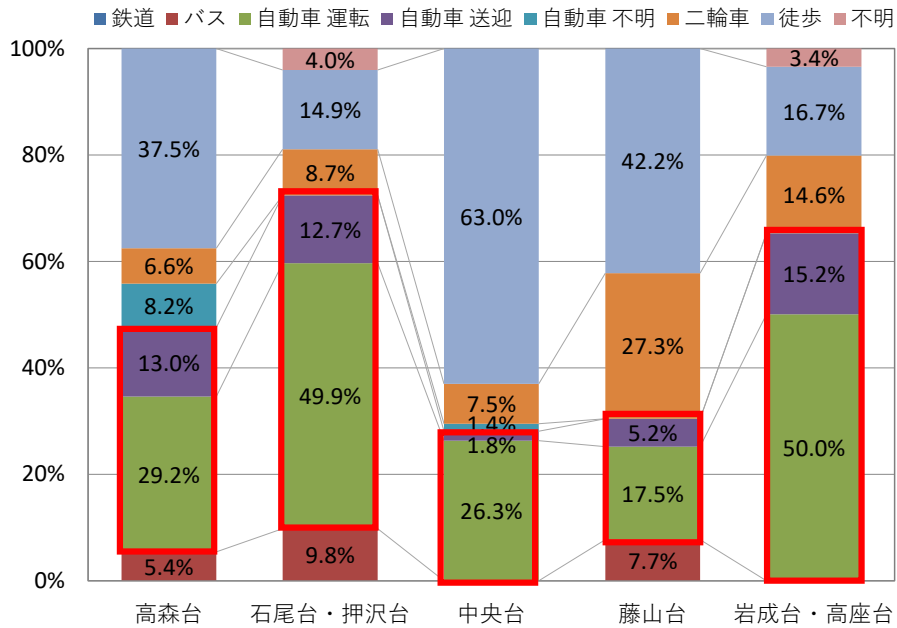


図 4-4 高蔵寺 NT 内からセンター地区ゾーンへの交通手段分担率

4.3.2 携帯電話の位置情報データ

携帯電話の位置情報データとして、表 4-2 に示す KDDI 株式会社作成の 250m メッシュ間 OD データを用いた。出発時刻、性・年齢階層の属性別に同一メッシュへの 15 分以上の滞在をトリップの起終点とみなして 250m メッシュ間トリップ数を集計したデータであり、本研究では、高蔵寺 NT 居住者の NT 内のトリップを対象とした。

図 4-5 は高蔵寺 NT 内々のトリップ数の着メッシュ集計であり、居住者の多い集合住宅や高蔵寺駅、センター地区等活動の中心になる地域へのトリップが多い。図 4-6 は高蔵寺 NT 地区内の発生交通量を 5 地区別に集計し、PT データと KDDI データでその構成を比較した結果であり、分布確率は概ね同様の傾向を示していることから、地域内の移動傾向を捉えられていると考えることができる。移動目的や利用手段までは把握はできないものの、250m メッシュの詳細な解像度で地域間のトリップを把握できるため、低速自動運転車両のように狭域での運用が想定される交通手段の検討に有用なデータであると言える。

表 4-3 は PT 調査データと KDDI データの高蔵寺 NT 内々の 1 日あたりトリップ数である。KDDI データは 1 日平均 578 トリップであり、拡大後の PT 調査データ約 3 万トリップに対する KDDI データのトリップ割合は約 2% である。性年齢階層別人口で拡大された PT 調査データのトリップ特性構成比が母集団を再現しているとみなした場合、図 4-7 に示すとおり、KDDI データは、男性、生産年齢層の比率や昼間のデータ取得率が高い傾向にある。両者の違いの要因として、携帯電話保有者の特性、トリップ定義や集計区分、データの期間に応じた秘匿処理の影響等が考えられる。性別によるトリップ回数や行先の違いなど属性でトリップ特性に違いが生じる場合には、サンプル属性の偏りが特定のトリップ特性を強く反映し OD 分布に影響を与えている可能性が高い点を分析者が理解し、適切な補正処理を行い活用することが望ましい。母集団を再現するためのデータ補正手法の開発は非常に重要な点であるが、データ補正に関しては、性年齢階層別人口や携帯電話の普及率を加味した推計など各データ作成主体による推計手法開発が行われている。データ作成手法の改良により母集団の偏りの影響は緩和され、将来的に OD の再現性は向上していくものと考え、データ補正手法は本研究の対象とせず、PT 調査データのトリップ数による総量補正のみを行い以降の分析を実施する。

表 4-2 KDDI データの概要

項目	内容
トリップ定義	同一のメッシュに 15 分以上滞在した場合をトリップの起終点とみなす
集計単位	250m メッシュ間 ※トリップ数が微小な場合は秘匿処理を行う

データ期間	2018年 1月～9月
平休区分	平日, 休日, 平休計
出発時刻区分	朝(7-9), 昼(10-16), 夕(17-19), 夜(20-23), 夜間(0-6), 24時間計
性別区分	男性, 女性, 男女計
年齢区分	～19歳, 20～64歳, 65歳～, 年齢計

表 4-3 PT 調査を基準とした KDDI データのトリップの割合

データ	トリップ数 / 比
PT 調査データ (拡大後)	29,495 トリップ / 日
KDDI データ	578 トリップ / 日 (平均)
KDDI / PT	0.02

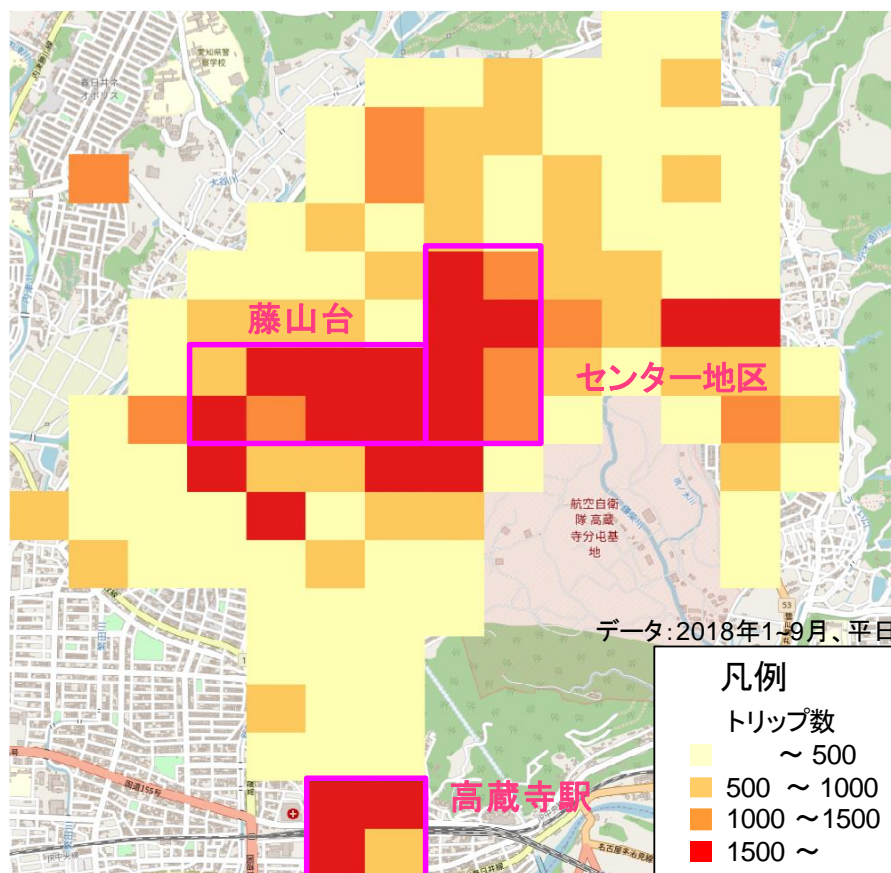


図 4-5 高蔵寺 NT 内々トリップの着地分布 (250m メッシュ)

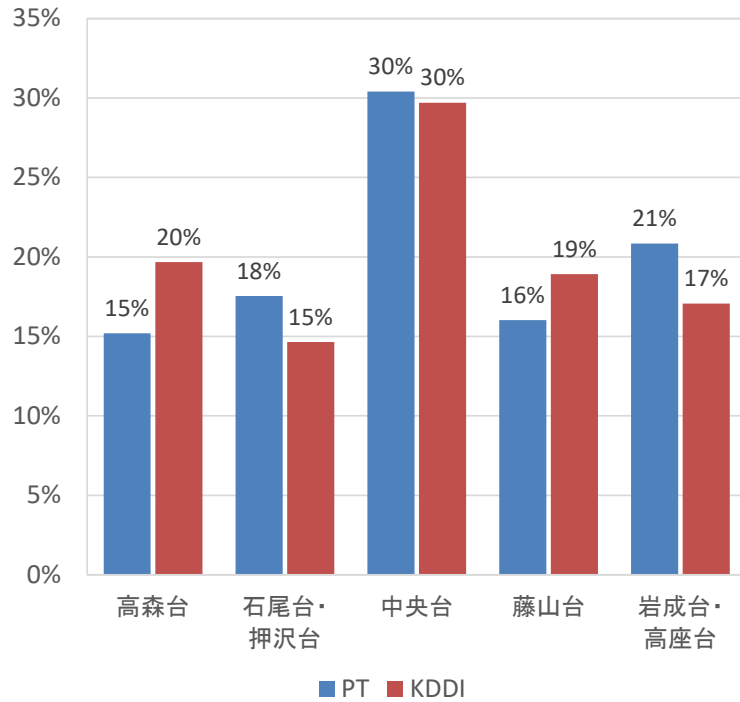
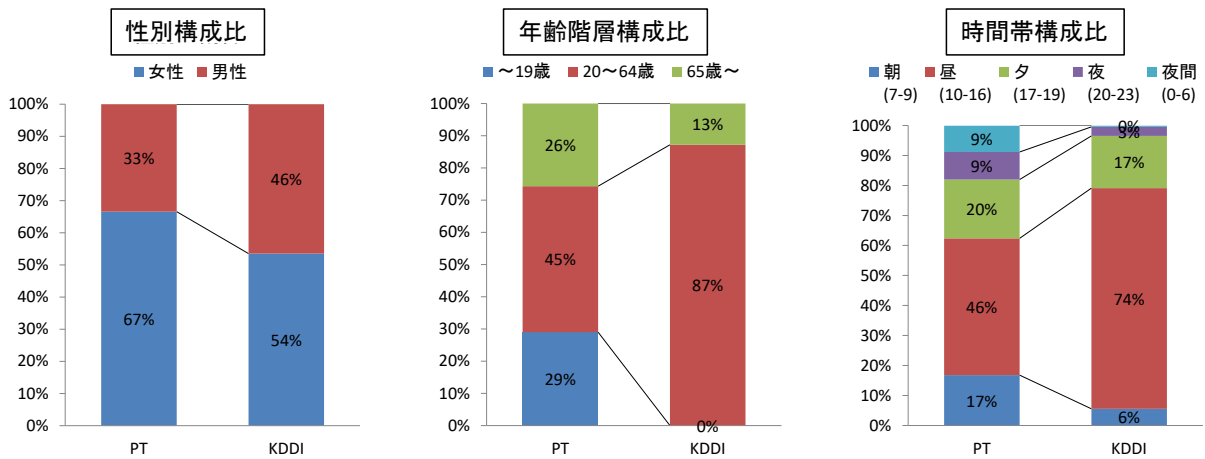


図 4-6 トリップ発生量の NT 地区構成比 (PT と KDDI の分布比較)



※2018年1~9月, 平日, 高蔵寺 NT 居住者の NT 内々のトリップ

図 4-7 PT 調査データと KDDI データの特性比較

4.3.3 低速自動運転車両の利用意向に関する SP 調査データ

高蔵寺地区の居住者を対象とし、NT内の主要な拠点への移動実態と低速自動運転車両(ゆっくり自動運転[®])の利用に関する SP 調査を実施した。調査の概要を表 4-4 に、調査票の配布数、回収数を表 4-5 に示す。調査票の回収率は 36%と高く、地区別に大きな回収率の差もなく地域居住者の 1 割以上から回答を得られた。SP 調査では、初めにゆっくり自動運転[®]の特徴を説明し、続いて、NT内の交通、買物、医療、交流の主要拠点への移動時に現在利用している交通手段を調査した。さらに、回答者の居住地と拠点の位置関係から、調査票毎にランダムにゆっくり自動運転[®]のサービスレベルを提示し、どちらの交通手段を利用したいかを尋ねる方式を採用した(図 4-9)。

表 4-4 低速自動運転車両利用意向調査の概要

項目	内容
調査主体	名古屋大学, 春日井市 (協力)
調査期間	2019 年 3 月
対象者	春日井市高蔵寺地区の世帯を対象とし、丁目毎にランダムサンプリング
配布回収方法	ポスティング, 郵送回収
調査内容	<ul style="list-style-type: none"> ・世帯構成, 個人属性 ・高蔵寺地区主要拠点 への移動実態 ・ゆっくり自動運転[®]の利用意向 ・ゆっくり自動運転[®]に対する印象

表 4-5 世帯数, 人口と調査票の配布, 回収数

地区	春日井市統計 (2019.4.1 時点)		世帯票			個人票
	世帯数	人口	配布数	回収数	回収率	回収数
押沢台	1,720	4,206	680	266	39.1%	554
岩成台	3,823	8,235	1,068	368	34.5%	691
高座台	1,216	2,762	332	126	38.0%	238
高森台	3,518	8,014	1,400	498	35.6%	999
石尾台	2,016	4,656	720	311	43.2%	638
中央台	2,253	4,688	1,400	527	37.6%	1,043
藤山台	4,696	9,292	1,400	445	31.8%	831
合計	19,242	41,853	7,000	2,541	36.3%	4,994

- ・名古屋大学COIが研究開発している「低速度・地域限定のドライバーレスな移動サービス」です
- ・特定の地域、路線をゆっくり走行します（ゆっくり走行するので、交通事故の危険性は低くなります）
- ・呼べば玄関先までゆっくり自動運転®が迎えに来てバス停まで送ってもらえ、帰りもバス停からゆっくり自動運転®で帰れます
- ・自動運転の車両なので、送り届けた後は自分で駐車スペースまで戻り、駐車場の心配はいりません
- ・バス停までの移動する負担も、自分で運転する負担もありません

1号機
「ゆっくりコムス」



2号機
「ゆっくりカート」



1人乗りや、乗用車型、小型バス型のような相乗りの車両など様々な種類があり、実際の運用にはドアや窓がつかます

図 4-8 回答者へのゆっくり自動運転®の説明

「高蔵寺駅」についてお伺いします																																																									
① この施設に行くことがありますか？	1. 訪問することがある 2. 訪問しない → ②以降の回答は不要																																																								
② この施設に行く主な目的は何ですか？（ひとつを選択）	1. 通勤 2. 通学 3. 仕事 4. 通院 5. 買物 6. 習い事・塾 7. 食事・娯楽など私事 8. 送迎 9. その他																																																								
③ どの程度この施設に行きますか？（ひとつを選択）	1. ほぼ毎日 2. 週5日 3. 週3,4日 4. 週1,2日 5. 月に数回程度 6. 数か月に1度程度 7. 数年に1度程度																																																								
④ この施設までどのような交通手段で行きますか？ もっともよく利用する交通手段を1つ選択し、かかる時間をお答えください ※バスとタクシーの場合は片道の運賃もお答えください	<table border="0"> <tr> <td>1. 路線バス(名鉄バス)</td> <td rowspan="3">}</td> <td>バス停まで</td> <td>約</td> <td>分</td> <td rowspan="3">円/片道</td> </tr> <tr> <td>2. サンマルシェ循環バス</td> <td>バス待ち時間</td> <td>約</td> <td>分</td> </tr> <tr> <td></td> <td>バス乗車時間</td> <td>約</td> <td>分</td> </tr> <tr> <td>3. タクシー</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td>分</td> <td>円/片道</td> </tr> <tr> <td>4. 自動車(自分で運転)</td> <td rowspan="7">}</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> <tr> <td>5. 自動車(家族の送迎)</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> <tr> <td>6. 自動車(友人の送迎)</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> <tr> <td>7. バイク・原付</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td>分</td> </tr> <tr> <td>8. 自転車</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> <tr> <td>9. 徒歩(車いす・シニアカーを含む)</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> <tr> <td>10. その他()</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> </table>	1. 路線バス(名鉄バス)	}	バス停まで	約	分	円/片道	2. サンマルシェ循環バス	バス待ち時間	約	分		バス乗車時間	約	分	3. タクシー				分	円/片道	4. 自動車(自分で運転)	}					5. 自動車(家族の送迎)					6. 自動車(友人の送迎)					7. バイク・原付				分	8. 自転車					9. 徒歩(車いす・シニアカーを含む)					10. その他()				
1. 路線バス(名鉄バス)	}	バス停まで		約	分	円/片道																																																			
2. サンマルシェ循環バス		バス待ち時間		約	分																																																				
		バス乗車時間	約	分																																																					
3. タクシー				分	円/片道																																																				
4. 自動車(自分で運転)	}																																																								
5. 自動車(家族の送迎)																																																									
6. 自動車(友人の送迎)																																																									
7. バイク・原付					分																																																				
8. 自転車																																																									
9. 徒歩(車いす・シニアカーを含む)																																																									
10. その他()																																																									
⑤ ゆっくり自動運転が、高蔵寺ニュータウン地区に導入されて、利用できるようになったとします。	<p>時間計：15分 料金計：420円</p> <p>ゆっくり自動運転を この条件で利用できるようになったら、現在の交通手段の代わりに利用しますか？</p> <p>1. ゆっくり自動運転を利用 2. 今の交通手段を継続利用</p>																																																								

※回答者の居住地と目的施設の距離に応じて、調査票毎にランダムにゆっくり自動運転®のサービスレベルを提示

図 4-9 利用手段とゆっくり自動運転®の利用意向に関する設問

高蔵寺 NT ではこれまでに、平成 30 年 3 月（石尾台）、平成 31 年 2 月（藤山台）、令和元年 11 月及び令和 2 年 2 月（石尾台）で住民参加型のゆっくり自動運転[®]実証実験が実施されている。ゆっくり自動運転[®]の導入に対する地域住民の意向は、ぜひ導入して欲しいが 17%、導入して欲しいが 30%と約半数が導入に好意的な結果を示しており、導入による交通環境改善への期待が高いことが分かる（図 4-10）。自動運転に乗ったことがある、どんな乗り物か知っていると答えた人は、それぞれ 1%、39%（4682 名中 60 名、1833 名）であり、当該地域住民の自動運転の認知が非常に高いことが分かる。自動運転を利用した公共交通サービスを全く知らないと答えた人は全回答者の 15%（4682 名中 614 名）と少なく、乗ったことがある、どんな乗り物か知っていると答えた人ほど導入に対し好意的な意向を持つ割合が高い。自動運転の認知と社会受容性に関して、西堀・森川（2019）は、愛知県内で 2016～2017 年に行われた 12 回の自動運転実証実験の参加者へのアンケート分析より、自動運転の認知度と社会受容性（自動運転導入の賛否意識）が、試乗体験を通じて変化することを明らかにしている⁷⁴。

- ・ 認知度が低い人の方が、自動運転への期待を持つことで導入への賛成度合いをより高めることに繋がる。また、認知度が低い人に対しては、自動運転の社会的な期待を持つことが賛成度合いを高める効果がある
- ・ 認知度が高い人は、試乗体験の内容や乗り心地等が賛否意識を変化させることは無いが、認知度が低い人は、自動運転試乗時の乗り心地に違和感があることで、賛成度を低くする方向に作用する
- ・ 認知度に関わらず、試乗後の賛否意識は試乗前より高くなっており、自動運転の知識や理解を獲得することで、結果的に導入に対する賛成度合いを高めることに繋がると期待できる

SP 調査の結果からも、当該地域でこれまでに行われた社会実験を通じて、実際の車両やサービスを認知したことで自動運転の知識や理解を獲得し、導入に対して肯定的な意向を持つようになった可能性が推察され、今後更にサービスの認知が高まることで導入や利用の意向も高まっていく可能性がある点や、アンケート調査の実施時点と実際に導入が進む段階ではその利用意向が変化する可能性がある点に留意が必要である。

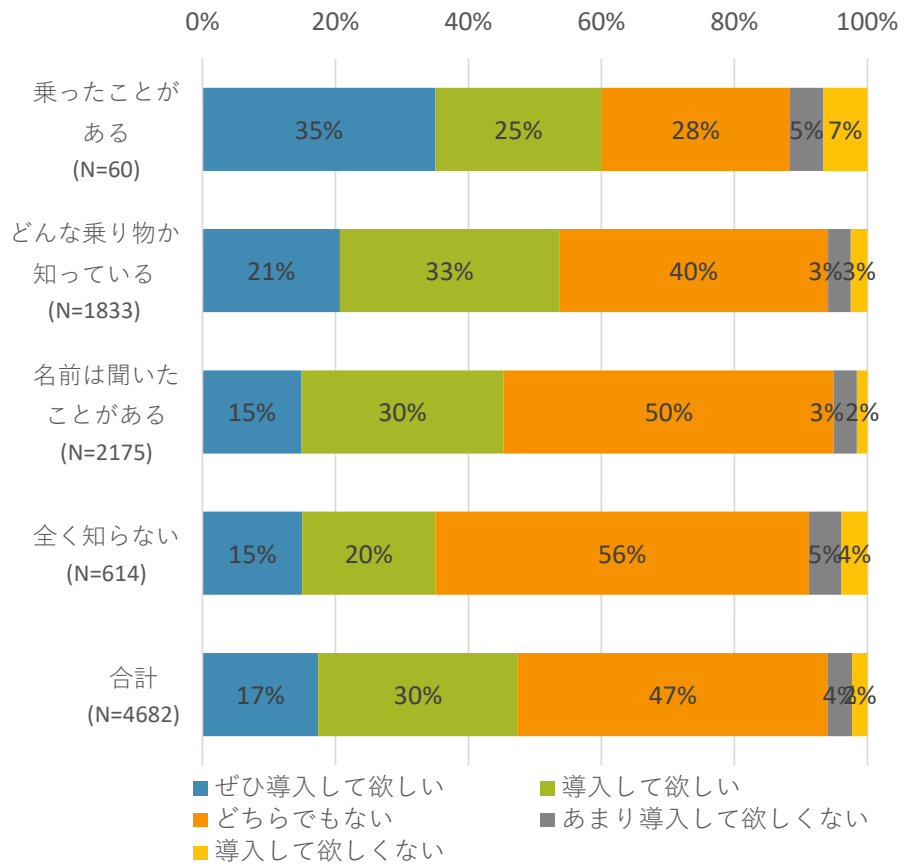


図 4-10 自動運転の認知とゆっくり自動運転®の導入に対する地域住民の意向

4.4 PT 調査データと携帯電話のデータ融合による詳細 OD 表の作成

4.4.1 PT 調査データと交通関連ビッグデータの組合せ活用に関する既往研究

携帯電話の位置情報データに代表される交通関連ビッグデータが市販され始め、比較的容易に入手可能となったことで、その活用方法がマニュアル化され、都市交通分野への適用が進められている⁷⁵。越智ら（2018）は、PT 調査データと交通関連ビッグデータを活用し、2つのデータの長所を活かして、詳細なゾーン単位の目的別交通手段別の OD 表を推計する手法を提案している⁶⁹。群馬都市圏を対象に PT 調査データと携帯電話基地局データを用いてゾーンを詳細化した OD 表を作成したうえで、間引いて小サンプル化した PT 調査データとの精度比較検証を行い、データの組合せ活用の有効性を示している。

4.4.2 新たなモビリティの需要推計に用いる詳細 OD 表の作成

(1) 詳細 OD 表の作成手順

新たなモビリティ需要推計のための基礎データとして、越智ら（2018）の提案手法を参考に、PT 調査データと KDDI データを融合し、250m メッシュ間の交通手段別 OD 表を作成した。融合データの作成手順を図 4-11 に示す。

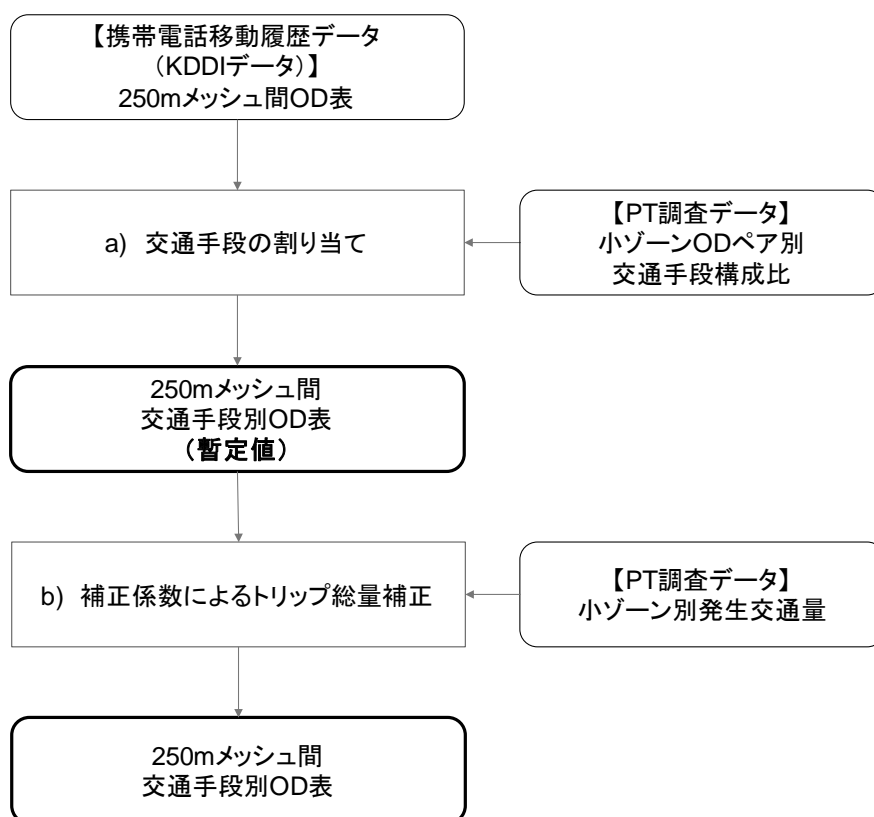


図 4-11 データ融合による詳細 OD 表の作成の手順

詳細 OD 表の作成に際しては、使用する PT 調査データと携帯電話の位置情報データに共通する、性別、年齢階層等の個人属性やトリップの発生時間帯を考慮することで、検討対象地域における居住者特性や移動特性を加味しつつ 250m メッシュ間の詳細な OD 表作成が可能となる。この際、使用する各データのカテゴリ別に十分な精度が確保されているかに留意が必要である。複数の属性をクロスする場合には、カテゴリあたりデータ数が不足することで却って交通実態の再現性を低下させる可能性もあることから、分析の目的と使用するデータ精度に留意しながらデータ融合を行う必要がある。本研究では、低速自動運転車両の需要推計を目的とし、KDDI データの 250m メッシュ間 OD 表と PT 調査データの小ゾーンペア別の交通手段構成比を使用して交通手段別の 250m メッシュ間 OD 表を作成する。

(2) 交通手段の割り当て

KDDI データの「250m メッシュ間 OD 分布パターン」に PT 調査の「小ゾーン間 OD ペアの交通手段構成比」を乗じ、「交通手段別詳細ゾーン間 OD 表（暫定値）」を作成した。

小ゾーン I から J への交通手段 k の構成比を $P_{I(J)k}$ 、小ゾーン I 内の 250m メッシュ i から小ゾーン J 内の 250m メッシュ j の移動需要を X_{ij} と表すと、交通手段 k の 250m メッシュ ij 間の移動需要 Y_{ijk} は、以下の式で計算できる。

$$Y_{ijk} = X_{ij} \cdot P_{I(i)J(j)k} \quad (4.4.1)$$

ここで、

i, j : 250m メッシュ

$I(i), J(j)$: 250m メッシュ i, j を含む小ゾーン I, J

k : 交通手段

なお、今回は交通手段のみを割り当ててデータを作成したが、分析目的に応じ移動目的やその他トリップ属性を割り当てることも可能である。また、年代の違いが交通手段選択に影響を及ぼすように、行動特性に影響を及ぼす個人等の属性が融合する両データで把握され、その精度が保証されている場合には、属性毎に割り当てを行うことでより精緻な行動特性を加味したデータを作成することも可能である。

(3) 補正係数によるトリップ総量補正

前述したとおり、本研究に用いた KDDI データはトリップの総量補正はされていないサンプルデータである。そこで、拡大後の PT 調査データより得られる、小ゾーン別の発生交通量をコントロールトータルとして「交通手段別詳細ゾーン間 OD 表（暫定値）」のうち小ゾーン I に含まれる 250m メッシュ i の発生交通量の合計値 $\sum Y_{ijk}$ が PT 調査の小ゾーン I の発生交通量 $\sum Y_I$ と一致するよう補正係数 N_I を計算した。補正係数によるトリップ総量の

拡大推計を行い、交通手段別の詳細ゾーン間 OD \hat{Y}_{ijk} を作成した。PT 調査データは地域の人口に基づいて拡大処理されたデータであり、小ゾーンの発生量は一定精度が確保されている。OD の調査精度設計は小ゾーンより大きい基本ゾーン単位で行われており、小ゾーン間 OD 量の精度は十分でないと考え、本研究では、小ゾーンの発生量をコントロールトータルとして補正を実施している。検討対象地域でトリップ総量の補正に活用可能なデータの精度によっては、分布交通量を用いて補正を行う方法も考えられる。

$$N_{I(i)} = \Sigma Y_{I(i)} / \Sigma Y_{ijk} \quad (4.4.2)$$

$$\hat{Y}_{ijk} = N_{I(i)} \cdot Y_{ijk} \quad (4.4.3)$$

作成した詳細ゾーン間OD表を用い、高蔵寺NT及び周辺主要施設（東海記念病院，名古屋徳洲会病院，高蔵寺駅）への250mメッシュ別の自動車送迎による着トリップ数を示したものが図 4-12，バスによる着トリップを示したものが図 4-13である。PT調査では5つの小ゾーン単位でしか捉えられなかった地域の交通手段別のトリップ特性を，携帯電話の位置情報データと組合せることでより詳細な解像度で把握可能とした。携帯電話の位置情報データは全国で利用可能であり，PT調査や類似の交通行動調査実施地域であれば，250mの詳細な解像度で現在の地域の移動特性を捉えることが可能であり，交通現象の詳細な理解や交通網再編の検討等に有用である。続く4.5節では，作成した詳細OD表及び詳細OD表とSP調査データの組合せにより，新たなモビリティの需要推計手法を開発，適用する。

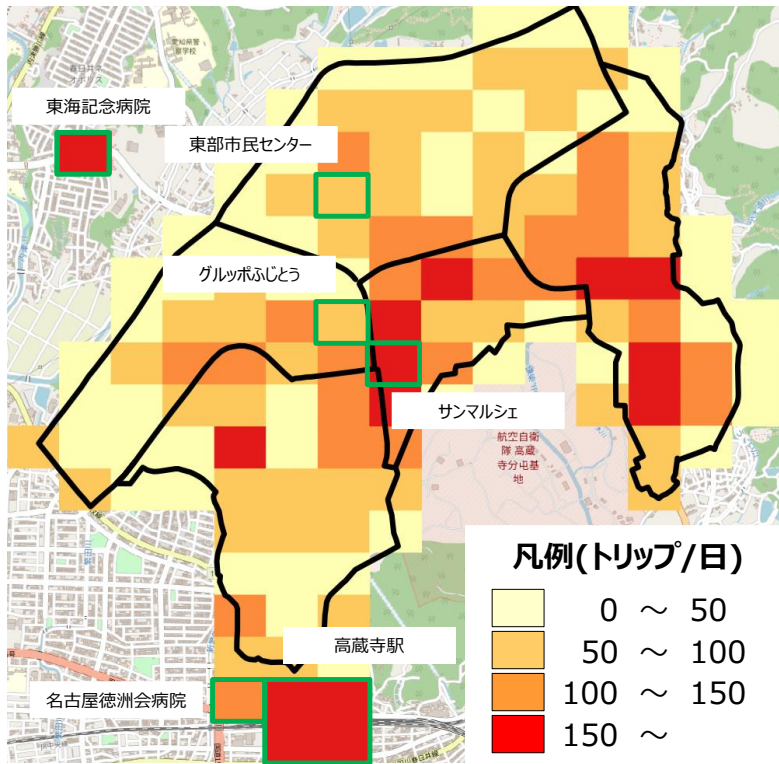


図 4-12 詳細 OD 表による高蔵寺 NT の着トリップ分布：自動車（送迎）

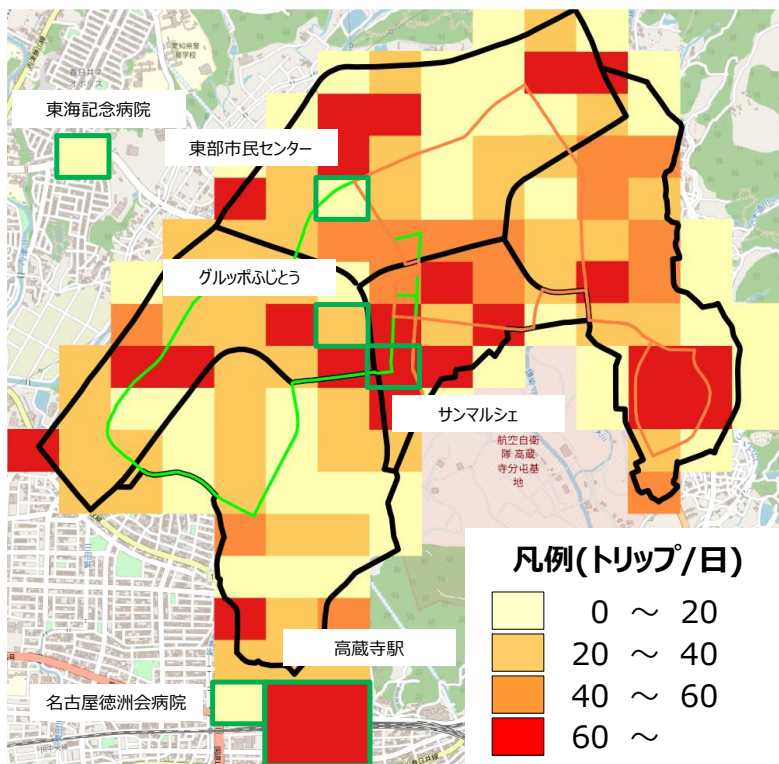


図 4-13 詳細 OD 表による高蔵寺 NT の着トリップ分布：バス

4.5 詳細 OD 表による新たなモビリティサービスの需要推計

4.4 節で作成した 250m メッシュ間の交通手段別 OD 表を用い、新たなモビリティサービス（以降、新たなモビリティ）の需要推計を実施する。本研究では、検討対象の高蔵寺 NT の居住者に対し、低速自動運転車両（ゆっくり自動運転[®]）の利用意向調査を実施しているが、新たなモビリティの導入検討を進めているすべての地域で、十分な調査が実施可能であるとは限らない。ここでは、使用可能なデータとかけられる労力に応じた 3 つの推計手法（表 4-6）を提案し、高蔵寺 NT において適用する。

最も簡便な手法として、導入する新たなモビリティへの転換が期待されるターゲット層を仮定し需要を推計する手法が考えられる。モデル構築等を行わず、作成した詳細 OD 表の情報のみを活用し、現在の利用交通手段や交通条件から新たなモビリティを利用しやすいと考えられるターゲットを仮定して、該当する需要を集計する手法である。2 つ目の手法として、新たなモビリティが導入された場合の利用意向に関する SP 調査を実施する手法が考えられる。調査結果から新たなモビリティへの転換率を作成し、詳細 OD 表に乗じることで需要を推計する手法である。アンケート調査の実施費用が必要であるが、地域住民から直接回答を得ることで、信頼性の高い推計を行うことができる。3 つ目の手法として、SP 調査データと作成した詳細 OD 表を活用して、需要推計モデルを構築する手法が考えられる。モデル構築のためには、地域間の詳細なサービス水準データの作成など大きな労力を要するが、交通手段選択行動をモデル化することで、新たなモビリティの導入により地域の交通サービス水準が変化した際の影響分析が可能となる。複数の代替案比較が可能となり、運行ルートや車両の配置など、効果的なサービス設計の検討に役立てることができる。

表 4-6 新たなモビリティの需要推計手法と必要なデータ

手法	概要	必要なデータ
(1)ターゲット層を仮定し推計 【最も簡便な推計手法】	・新たなモビリティへの転換が期待できる属性、交通手段、交通条件等に合致する層をターゲット層として仮定し推計	・PT 調査データ ・携帯電話の位置情報データ
(2)SP 調査から得られた転換率による推計	・SP 調査から得られた新たなモビリティへの転換率を用いて推計	・PT 調査データ ・携帯電話の位置情報データ ・SP 調査データ
(3)RP/SP モデルによる推計 【他 2 手法に比べ操作性が高いが高コストな手法】	・PT 調査データと携帯電話の位置情報データから作成した現況詳細 OD 表（RP）と SP データから交通手段選択モデルを作成し推計	・PT 調査データ ・携帯電話の位置情報データ ・SP 調査データ ・250m メッシュ等の詳細な地域間の交通サービス水準データ

4.5.1 ターゲット層を仮定した推計

(1) 推計手法

新たなモビリティ（本研究では、ゆっくり自動運転[®]）への交通手段転換が期待される属性、現在の利用交通手段や交通条件に合致する層をターゲット層として仮定することで、新たなモビリティ導入時に現在の利用手段からの転換が期待される需要を推計する。

表 4-7 は、現在利用している交通手段と出発地-目的地間の交通条件から、ターゲット層を設定した例である。ゆっくり自動運転[®]は実証段階であり、本格運用時にどのような属性が利用するかや、既存交通手段からの転換率に関する知見は得られておらず、実運用開始時に仮定通りの結論が得られる保証はない。しかし、新たなモビリティの実運用に向けシステムを設計するには、何らかの需要量を想定しなければ、必要な車両数や車両配置を決定することは困難である。本手法は、PT 調査実施地域であれば、携帯電話の位置情報データを用意するだけで適用できる点が大きな利点である。顕在化している需要(250m 間詳細 OD 表)を基準とすることで、現在の交通手段やその他特性を加味した移動量、移動の多い地域間を可視化し、必要なシステムを検討することができる。ターゲット層の仮定の妥当性は、類似のモビリティが各地で導入され、利用実績から知見が得られることで高まると考えられる。事例蓄積が進むことで、新たなモビリティの利用者属性や既存交通手段からの転換率が把握された際は、それを根拠とした推計も可能となる。

表 4-7 ターゲット層の設定例

新たなモビリティのターゲット		抽出の方法 (該当する移動, 交通環境)
現在の手段	ターゲットとする理由	
自動車 (送迎)	送迎されている（自身による移動が難しい）	自動車（送迎）又はタクシーで移動している
自動車 (運転)	バスの利便性が高くないために自分で運転している	出発地からバス停まで遠い、目的地へのバス路線が迂回している等の理由で多くの時間を要してしまう地域 (バス+端末徒歩時間 - 自動車乗車時間 > 10分)
バス	バスの利便性が低いにもかかわらず、現在はバスを利用している	
徒歩・二輪	遠い距離にもかかわらず、徒歩・二輪を選択している	目的地までの距離が 1km 以上であるが、徒歩・二輪で移動している

(2) 需要推計結果

前章で作成した250mメッシュ間の詳細OD表を用い設定したターゲット層毎に、条件に該当するトリップを抽出し、新たなモビリティの利用者数を推計した。図4-14は、センター地区の大型ショッピングセンター「サンマルシェ」を含むメッシュへのトリップのうち、ゆっくり自動運転[®]への転換が期待されるトリップ数を出発地の250mメッシュ別に示したものである。転換候補となるトリップは、高蔵寺NT北東部の石尾台や南西部の岩成台に分布していることが分かり、低速自動運転車両の導入時に車両の配置を検討する際の参考データとして活用することができる。図4-15は、高蔵寺NTの各地区から「サンマルシェ」を含むセンター地区のメッシュへの転換候補トリップ数をPT調査の小ゾーン別に集計した結果である。石尾台・押沢台地区が最も多く、606トリップが候補となる。

なお、前述のとおり、現時点でゆっくり自動運転[®]への転換率は把握できていないことから、ここでは転換が期待できる最大の需要量を推計している。今後、ゆっくり自動運転[®]や類似の低速自動運転車両の導入が各地で進み転換率に関する知見が蓄積されていくことで、転換率を考慮した需要推計が可能となり、必要な車両数や車両配置の検討に用いることができる。

推計対象とする新たなモビリティへの転換率に関する知見が得られていない状況下において、より精緻に利用者数を推計する手法として、地域居住者へのアンケート調査より得られた利用意向を活用する手法が考えられる。次項に、ゆっくり自動運転[®]の利用意向に関するSP調査結果を活用した需要推計手法を示す。

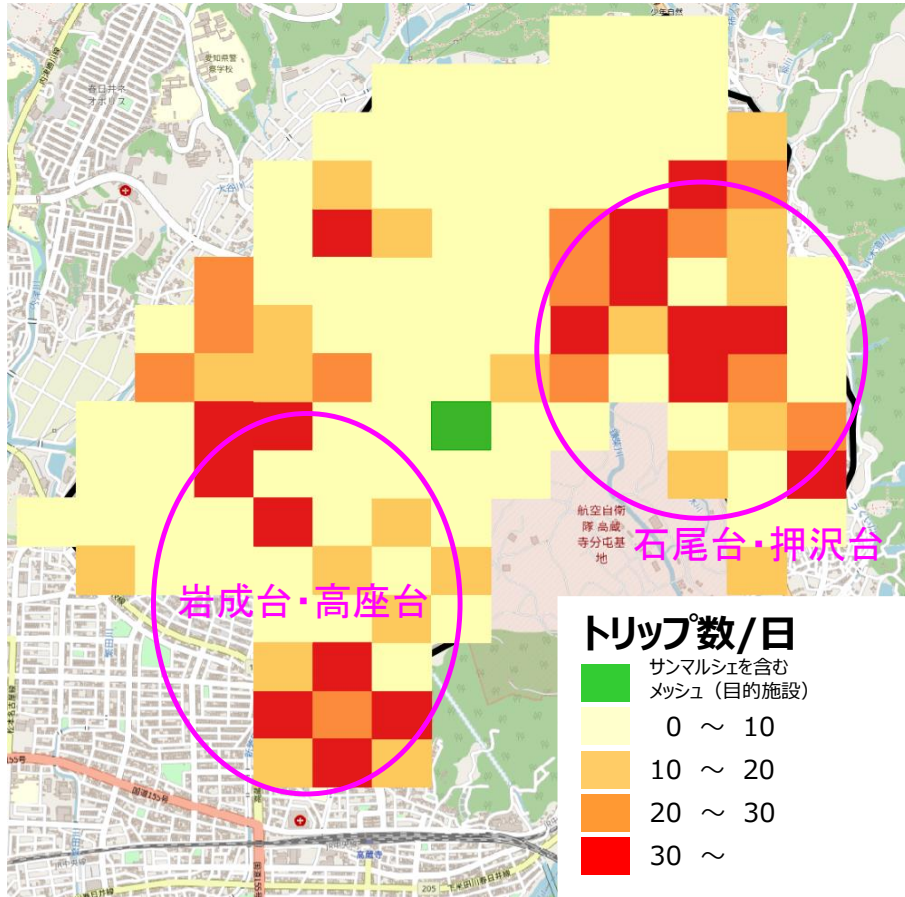


図 4-14 転換候補トリップの分布：ターゲット層を仮定した推計

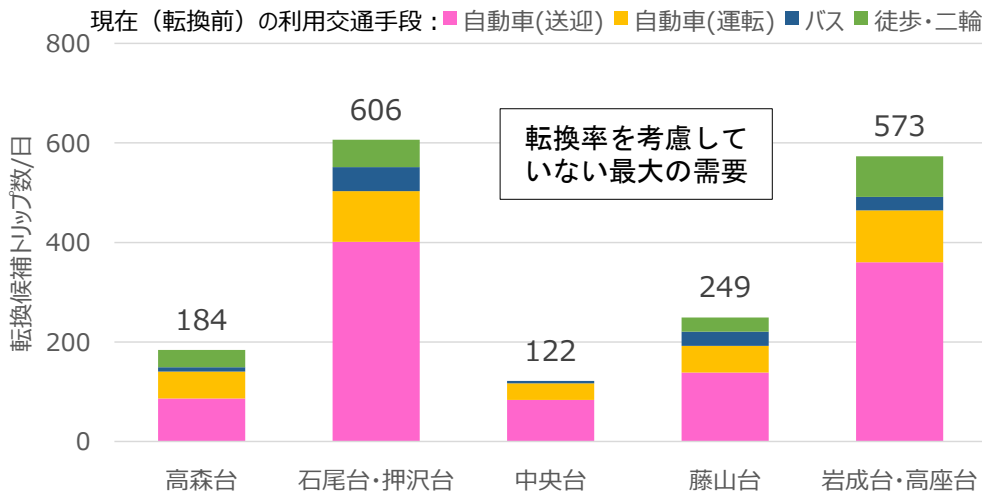


図 4-15 各地区からの転換候補トリップ数：ターゲット層を仮定した推計

4.5.2 SP 調査から得られた転換率による推計

(1) 推計手法

ゆっくり自動運転[®]の利用意向に関する SP 調査では、初めに、回答者の居住地から高蔵寺 NT 内の主要施設へ移動する際の現在の利用交通手段を尋ね、調査票毎にランダムにゆっくり自動運転[®]のサービス水準を提示したうえで、現在の利用交通手段とゆっくり自動運転[®]のいずれかを利用したいかを調査している。この際、ゆっくり自動運転[®]のサービス水準は、PT 調査の各小ゾーン中心（高森台、石尾台・押沢台、中央台、藤山台、岩成台・高座台の5つ）と主要な施設の位置関係に基づき設定を行っている。

回答者 n が居住する小ゾーン I から主要施設 d へと移動する際に、現在利用している交通手段 k からゆっくり自動運転[®]へと交通手段を変更すると回答した場合は $\delta_{ndk} = 1$ 、現在の手段をそのまま利用すると回答した場合は $\delta_{ndk} = 0$ とする。このとき、小ゾーン I から主要施設 d へのトリップに関するゆっくり自動運転[®]への転換率 P_{Idk}^{av} は、以下の式で計算できる。

$$P_{Idk}^{av} = \sum_{N(I) \ni n} \delta_{ndk} / |N(I)| \quad (4.5.1)$$

ここで、

I : PT 調査の小ゾーン

d : 高蔵寺 NT 内の主要施設

k : 交通手段

$N(I)$: 小ゾーン I に居住する回答者の集合

$|N(I)|$: 小ゾーン I に居住する回答者の総数

前章で作成した詳細 OD 表のうち、250m メッシュ i と目的施設 d の位置する 250 メッシュ $j(d)$ 間の交通手段 k のトリップ数を $T_{ij(d)k}$ とすると、250 メッシュ i から目的施設 d を含む 250m メッシュ $j(d)$ へのゆっくり自動運転[®]を利用するトリップ数 $T_{ij(d)}^{av}$ は、下式で計算できる。

$$T_{ij(d)}^{av} = \sum_k (T_{ij(d)k} \cdot P_{I(i)dk}^{av}) \quad (4.5.2)$$

ここで、

i, j : 250m メッシュ

$I(i)$: 250m メッシュ i を含む小ゾーン I

(2) 需要推計結果

図 4-16 は、「サンマルシェ」を含むメッシュへのゆっくり自動運転[®]利用トリップ推計結果を出発地の 250m メッシュ別に示したものである。ターゲット層を仮定して最大の転換候補需要を推計した手法 (1)とは異なり、転換率の考慮により対象トリップ数が大幅に減少している。手法 (1)では、目的施設周辺からの徒歩・二輪利用者がゆっくり自動運転[®]に転換することはないという仮説でターゲット設定しており施設周辺からの転換候補トリップ数は、地区全体の割合では低く推計されていた。これに対し、SP 調査回答を用いたことで、目的施設周辺居住者もゆっくり自動運転[®]の利用意向があり周辺からの利用割合が相対的に高いことや、現在自動車を運転している人からの転換が多いことが示された。

図 4-17 は、PT 調査の小ゾーン別に集計を行った結果であり、目的施設の位置する中央台からのトリップが最も多く、139 トリップの利用があると推計されている。短距離でもゆっくり自動運転[®]を利用する人が多く、車両の配置を行う際には、移動が集中する施設の周辺への配置が有効である可能性が示唆された。手法 (2) の課題として、SP 調査で設定した条件（特定施設への移動、料金設定等）での推計のみ可能であり、代替案比較ができない点が挙げられる。ただし、導入予定のシステムや料金がある程度決まっていれば、その条件を直接尋ねることで信頼性の高い推計が可能であり、複雑な解析を要さない点は利点でもある。また、新たなモビリティへの期待といった SP 調査特有のバイアスを排除できない点も課題である。これら課題に対応可能な、RP/SP モデルによる推計手法を次項に示す。

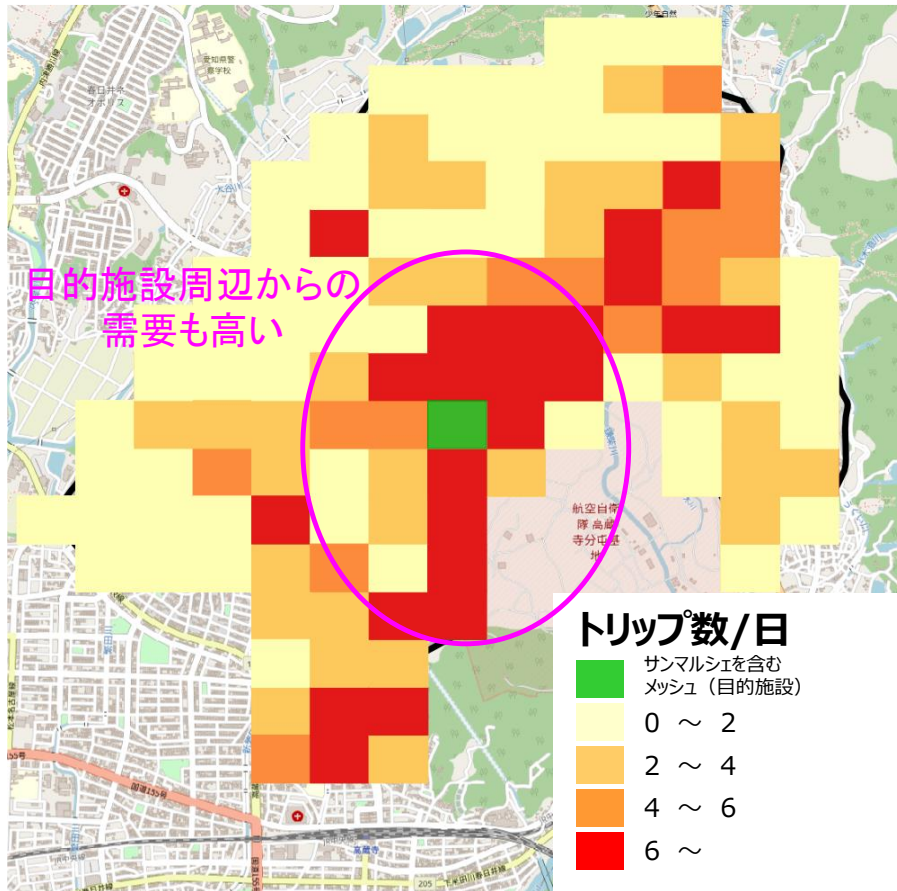


図 4-16 自動運転利用トリップの分布：SP 調査から得られた転換率による推計

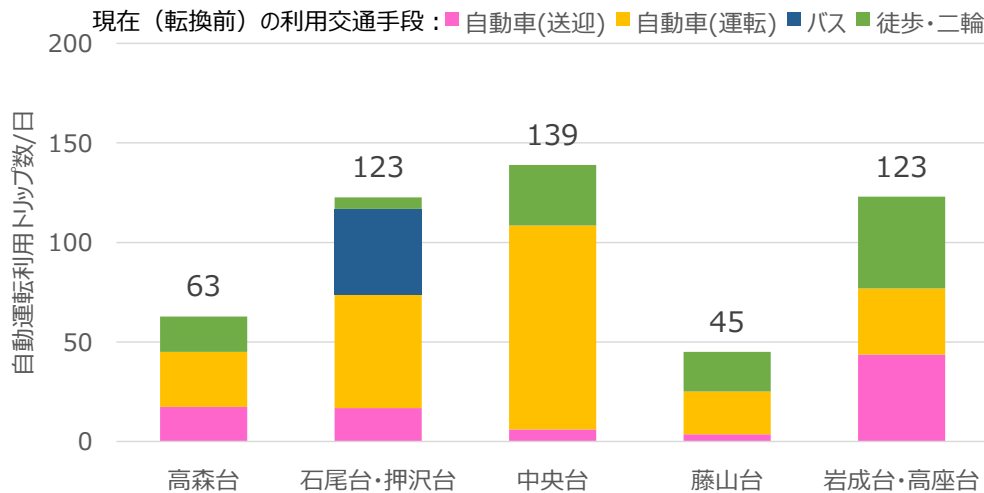


図 4-17 各地区からの自動運転利用トリップ数：SP 調査から得られた転換率による推計

4.5.3 RP/SP モデルによる推計

(1) 推計手法

PT 調査データと携帯電話の位置情報データから作成した 250m メッシュ間の交通手段別詳細 OD 表を顕在化した選好 (RP) とみなし, SP 調査データと組合せて RP/SP モデルを構築した. 高蔵寺 NT 内の現在の利用可能交通手段は, バス (+ 徒歩), 自動車 (運転), 自動車 (送迎), タクシー, 自転車, 徒歩であり, 複雑な乗り換えもないことから, シンプルな多項ロジットモデルを採用した. 250m メッシュ間の各交通手段のサービス水準を作成し, 加えて, 起伏の大きい地域であることから, 徒歩による移動の負荷を考慮するためメッシュ間の高低差を変数として用いた. バス, 自動運転の運賃は, 費用便益分析マニュアル⁷⁶の乗用車類の時間価値 (45.15 円/分・台) を用いて所要時間に換算した. RP データ (PT×KDDI データ) は, メッシュペア別交通手段別のトリップ数を重みとして考慮した重み付き最尤推定とし, SP 調査では目的地毎に繰り返し設問を提示しているため, 森川・山田 (1993)²²の手法に従い, 同一の個人に対する設問の誤差項を共通化することで系列相関を考慮したうえで, スケールパラメーターを導入して最尤推定法によりパラメーターを推定した.

$$U_{in}^{RP} = \beta x_{in}^{RP} + \alpha w_{in}^{RP} + v_{in}^{RP} \quad (4.5.3)$$

$$\begin{aligned} U_{in}^{SP1} &= \beta x_{in}^{SP1} + \gamma z_{in}^{SP1} + \lambda_n^{SP} + v_{in}^{SP1} \\ U_{in}^{SP2} &= \beta x_{in}^{SP2} + \gamma z_{in}^{SP2} + \lambda_n^{SP} + v_{in}^{SP2} \\ &\vdots \end{aligned} \quad (4.5.4)$$

$$\begin{aligned} U_{in}^{SPk} &= \beta x_{in}^{SPk} + \gamma z_{in}^{SPk} + \lambda_n^{SP} + v_{in}^{SPk} \\ \text{Var}(v_{in}^{RP}) &= \mu^2 \text{Var}(v_{in}^{SP}) \end{aligned} \quad (4.5.5)$$

ここで,

U_{in} : 個人 n の選択肢 i に対する総効用

v_{in} : 個人 n の選択肢 i に対する総効用 U_{in} のランダムなホワイトノイズ誤差項

λ_n^{SP} : 個人 n に共通なシステムティックな誤差項 (SP 調査の同一個人への繰り返しの設問 k 間に対し共通)

x_{in}, w_{in}, z_{in} : 個人 n の選択肢 i に対する確定効用の説明変数ベクトル (x は RP と SP で共通の, w, z は RP と SP それぞれ固有の説明変数)

α, β, γ : 未知パラメーター

μ : スケールパラメーター

モデルパラメーターの推定結果を表 4-8 に示す. 使用した SP 調査データは, 現在利用している交通手段に対してゆっくり自動運転[®]の利用意向を尋ねる形式であったことから, RP モデルと SP モデルで対応する交通手段の定数項を共通にしてパラメーターを推定している. 各変数の符号条件に問題はなく, 標高差 20m 以上ダミーを除き有意水準 5% で有意であ

る。表 4-9 は、推定に用いた RP データ (PT×KDDI データ) のトリップ数とモデルによる推計値を比較した結果である。十分な再現性を確認できたことから、本モデルを採用し、ゆっくり自動運転®の需要推計を行うこととした。

表 4-8 パラメーターの推定結果

説明変数		推定値	t 値
定数項 (RP/SP 共通)	バス	-	-
	自動車 (運転)	1.70	24.47
	自動車 (送迎)	0.17	5.52
	タクシー	-3.08	-36.22
	自転車	0.09	3.02
	徒歩	2.82	35.38
定数項	ゆっくり自動運転®	0.82	22.41
所要時間 (分) ※料金を含む	徒歩	-7.94	-22.99
	その他交通手段	-5.12	-18.55
標高差 20m 以上ダミー ※徒歩のみ		-0.08	-1.47
スケールパラメーター		0.80	2.21
サンプル数 (総数)		31,329	
サンプル数 (メッシュペア×手段)		22,074	
サンプル数 (SP 調査回答者×設問)		9,255	
回答者数 (SP 調査)		3,791	
自由度調整済み決定係数		0.3336	

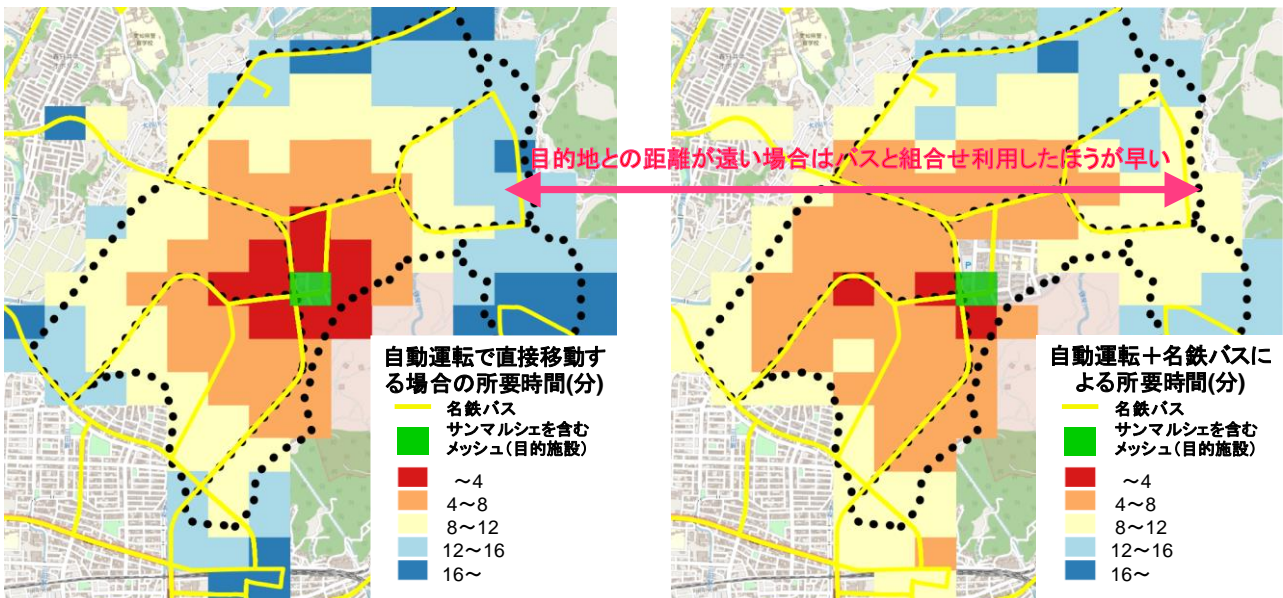
表 4-9 現況再現性の確認結果

		バス	自動車 (運転)	自動車 (送迎)	タクシー	自転車	徒歩	合計
トリップ数	RP (PT×KDDI)	853	10,625	2,345	35	2,148	12,780	28,785
	モデル再現	832	10,794	2,340	21	2,027	12,770	28,785
構成比	RP (PT×KDDI)	3.0%	36.9%	8.1%	0.1%	7.5%	44.4%	100%
	モデル再現	2.9%	37.5%	8.1%	0.1%	7.0%	44.4%	100%

(2) 需要推計結果

構築したモデルを用いて、ゆっくり自動運転[®]の需要推計を実施した。推計にあたっては、ゆっくり自動運転[®]が導入された際のサービス水準を設定する必要がある。ゆっくり自動運転[®]は、地域内を循環するサンマルシェ循環バスの代替交通として想定されるため、循環バスが廃止され、高蔵寺駅へ向かう名鉄バスのみが運行されている状態を設定した。

ゆっくり自動運転[®]のサービスは、事前予約制で待ち時間なし、モデル構築に用いた SP 調査で設定したサービス水準の平均値と同様に速度を 10km/h、料金はバスよりやや高い 250 円/km としている。なお、SP 調査及びこれまでの実証実験では、ゆっくり自動運転[®]は出発地から最寄りバス停までの近距離の移動を担う新たな移動サービスであると説明している。SP 調査の条件設定にあわせ、ゆっくり自動運転[®]は出発地と最寄りの名鉄バス停、目的地最寄りの名鉄バス停と目的地の間を運行し、名鉄バスと組合せて利用するサービスとして設定した。ただし、自宅最寄りのスーパーへの移動のように、発着地が近く自動運転と名鉄バスを組合せて利用するとかえって遠回りとなり、自動運転のみで移動した場合に比べ所要時間が長くなる場合のみ発着地間を直接ゆっくり自動運転[®]で移動するという条件で自動運転利用時のメッシュ間所要時間と料金を設定した。図 4-18 は、センター地区の買物施設「サンマルシェ」を含むメッシュへの所要時間である。自動運転と名鉄バスを組合せて利用したほうが早い場合には自動運転と名鉄バスの所要時間、料金の合計値を、自動運転のみを利用したほうが早い場合は自動運転のみの時間と料金をゆっくり自動運転[®]のサービス水準として設定した。



※左：自動運転のみで移動した場合の所要時間，右：自動運転とバスを組合せた所要時間

図 4-18 サンマルシェを含むメッシュへのゆっくり自動運転[®]の移動サービス水準設定例

「サンマルシェ」を含むメッシュへのゆっくり自動運転[®]利用トリップ推計結果を図4-19に、各地区別に集計した結果を図4-20に示す。250mメッシュの解像度でサービス水準を設定し推計を行った結果、センター地区周辺、石尾台、岩成台からの需要が大きいことが示された。推計された需要量は、手法(2)よりも少なくなっているが、手法(2)ではサンマルシェへの移動に関する転換率の調査結果をそのまま用いていることに対し、手法(3)では自動運転車両導入時のサービスを設定し、それに基づいて推計を行っている。図4-18のサービス水準設定は、SP調査の設問設計時に想定したサービスと同様の設定にしているが、手法(2)と手法(3)の推計結果を厳密に同一の条件で比較することは難しい。手法(3)に関しては、ゆっくり自動運転[®]の導入条件やサービス水準設定を変更することで、異なる条件に応じた需要を算出することが可能である。また、手法(3)による推計結果は、RP/SPモデルによりSP調査の回答バイアスが修正されており、現在の交通手段選択の再現性が確認できていること及び現存する交通手段との効用の比較により需要を推計していることから他2手法に比べて信頼性が高いと考えられる。ただし、利用実績データは得られていないため、現時点で実績による検証はできていない。また、4.3節のSP調査集計結果に示したように、現時点の自動運転サービス認知に応じた選好に基づく推計結果である点に留意が必要である。実際のサービス導入までに地域住民の認知が進むことで選好が変化する可能性も考えられる。サービス認知が選好に及ぼす影響は時点変化や他地域へのモデル援用に際し重要な視点であり研究を継続する必要がある。

手法(3)の大きな利点として、サービス条件を変化させて代替案を比較可能であり、需要からみた必要車両数を計算し配置することや、反対に車両数が限られている場合にはその車両の最適な配置を分析することもできる。今回提案した3手法のなかで最も労力を要する手法であるが、操作性が高い点は非常に大きな利点である。料金設定の感度分析など様々な分析が可能であり、代替案比較により導入時のリスクを低減させることもできるため、可能な場合は本手法を適用することが望ましい。

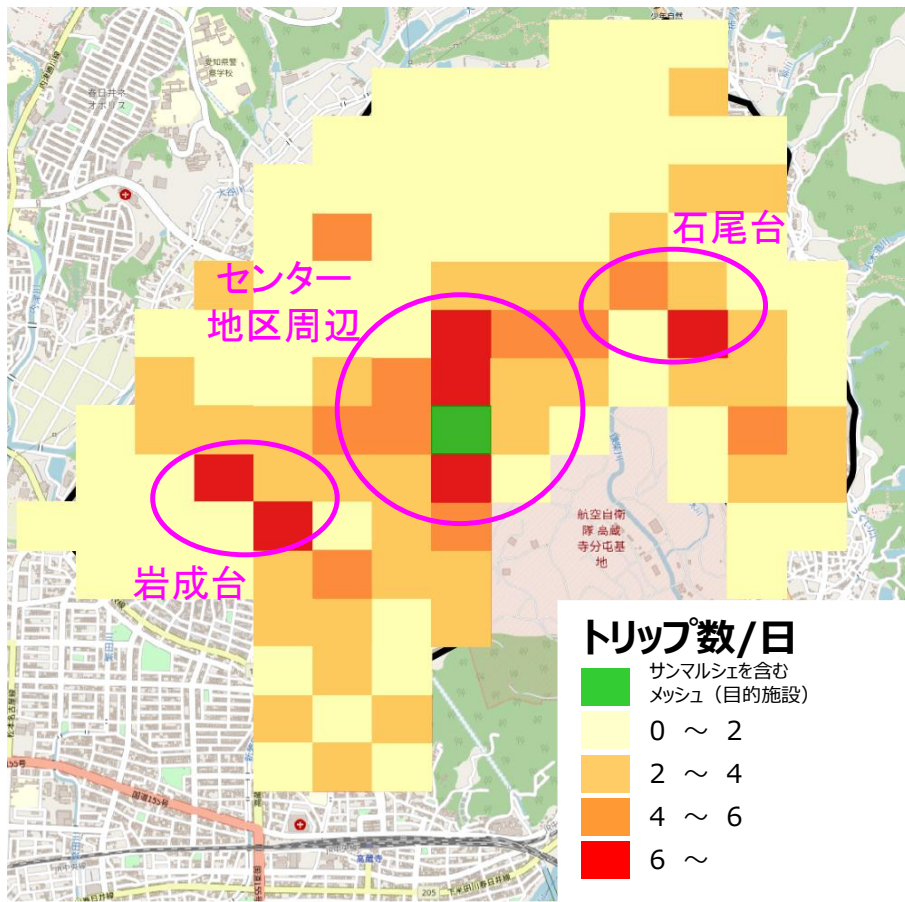


図 4-19 自動運転利用トリップの分布：RP/SPモデルによる推計

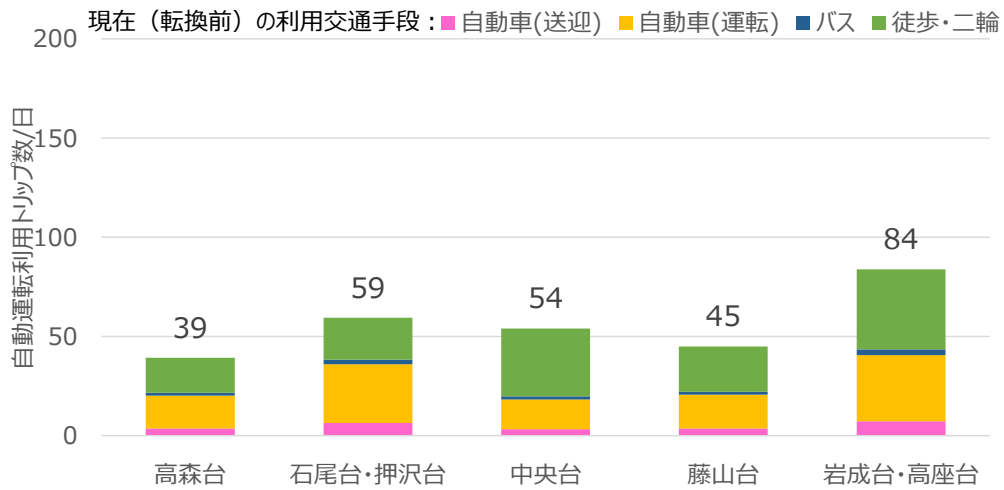


図 4-20 各地区からの自動運転利用トリップ数：RP/SPモデルによる推計

4.6 結語

本章では、中京都市圏 PT 調査データと携帯電話の位置情報に基づく移動履歴データを組み合わせることで、250m メッシュ間の詳細な解像度で交通手段別の OD 表を作成した。作成した OD 表を用いて、低速自動運転車両等の新たなモビリティの需要推計手法を3つ提案し、高蔵寺 NT における低速自動運転車両（ゆっくり自動運転®）の需要推計に適用した。具体的な成果は以下のとおりである。

携帯電話の位置情報データを活用し PT 調査データと融合することで、両データの欠点を補完し、PT 調査データのみでは困難であった数百 m 単位の詳細 OD 表を作成できること、さらに、SP 調査データと組合せて詳細な解像度で需要推計を実施可能であることを明らかにした。数百 m の解像度での需要予測により、低速自動運転車両等のラストマイルを担う新たなモビリティサービスを設計する際の代替案比較が可能であることを示した。自動運転車両によるモビリティサービスの導入検討が全国各地で進められ、制御技術検証等の実証実験から本格導入に移行する段階である。本研究の提案手法を適用することで、必要な車両数や効果的な車両配置、料金設定等の感度分析が可能であり、実務において有用な技術であることを示した。

需要推計の目的がサービス代替案の比較である場合、操作性の観点から RP/SP モデルによる推計手法が適している。SP 調査実施に費用が必要であり、モデル構築やデータ解析に労力を要するが、一方で、新たなモビリティサービスの設計にあたり重要な車両の配置や料金設定の影響をシミュレーションできる点は、その労力に値する大きな利点である。このため、必要な予算や検討体制を確保できる場合には、RP/SP モデルによる推計を採用することが望ましい。ただし、実際には全ての検討でそこまでのコストをかけられるとは限らない。対して、SP 調査から得られた転換率による推計手法は、導入予定のモビリティサービスの配置、料金等緒元がある程度決まっている場合には、複雑な解析を要せず利用意向を直接反映した推計が可能である。その際、代替案比較が困難な点や回答に新たなモビリティへの期待等のバイアスが含まれる点を理解したうえで、目的に応じ手法を選択する必要がある。また、SP 調査を利用する2手法に共通の課題として、調査時点とサービス開始時点の認知度の変化でサービスに対する選好が変化する可能性がある点に留意が必要である。ターゲット層を仮定した推計手法は、最も簡便な手法であり、携帯電話の位置情報データと既存の PT 調査データの組合せのみで適用できる。導入実績として転換率の知見が得られていない現段階では参考利用に留まるが、類似モビリティサービスの導入が進み知見が蓄積されることで、根拠を持ったターゲット設定と推計が可能となると考えられる。

表 4-10 本研究で提案した新たなモビリティの需要推計手法と各手法の特徴

手法	概要	必要なデータ	メリット	デメリット
■従来の手法 (PT 調査、SP 調査)	<ul style="list-style-type: none"> PT 調査データと SP 調査データより交通手段選択モデルを作成し推計 	<ul style="list-style-type: none"> PT 調査データ SP 調査データ PT ゾーン間の交通サービス水準データ (通常の PT 調査では、市町村を2, 3分割した数 km 程度の大きさのゾーン間) 	<ul style="list-style-type: none"> SP 調査の実施により、RP データと SP データを組合せることで現存しないモビリティの需要を推計できる 導入するシステムのサービス水準を変化させて代替案を比較できる 	<ul style="list-style-type: none"> データ解像度が粗く、ラストマイルを担う新たなモビリティの需要推計は困難 ※SP 調査は任意の解像度で設計可能であるが、PT 調査型の交通行動調査を詳細解像度で実施すると多大なコストを要する
(1)ターゲット層を仮定し推計 【最も簡便な推計手法】	<ul style="list-style-type: none"> 新たなモビリティへの転換が期待できる属性、交通手段、交通条件等に合致する層をターゲット層として仮定し推計 	<ul style="list-style-type: none"> PT 調査データ 携帯電話の位置情報データ 	<ul style="list-style-type: none"> 交通手段別の詳細 OD データを作成するのみで簡便に推計可能 (PT 調査の実施地域であれば、携帯電話の位置情報データ購入のみで推計可能) 	<ul style="list-style-type: none"> ターゲット層は仮定であり、仮定した層で実際に手段転換が起こるかや転換率は分からない ※類似のモビリティ導入が進み知見が蓄積されることで信頼性が高まる
(2)SP 調査から得られた転換率による推計	<ul style="list-style-type: none"> SP 調査から得られた新たなモビリティへの転換率を用いて推計 	<ul style="list-style-type: none"> PT 調査データ 携帯電話の位置情報データ SP 調査データ 	<ul style="list-style-type: none"> 地域住民への調査で得られた新たなモビリティへの転換意向を直接反映し推計可能 導入予定のモビリティサービス緒元（配置、料金等）が決まっていれば、信頼性の高い回答に基づいた推計ができる 	<ul style="list-style-type: none"> SP 調査で仮定した条件（特定の施設への移動等）に関する推計のみ可能 SP 調査のバイアス（新たなモビリティへの期待、現在の利用手段への依存性等）を排除できない
(3)RP/SP モデルによる推計 【他 2 手法に比べ操作性が高いが高コスト】	<ul style="list-style-type: none"> PT 調査データと携帯電話の位置情報データから作成した現況詳細 OD 表 (RP) と SP データから交通手段選択モデルを作成し推計 	<ul style="list-style-type: none"> PT 調査データ 携帯電話の位置情報データ SP 調査データ 250m メッシュ等の詳細な地域間の交通サービス水準データ 	<ul style="list-style-type: none"> RP データと SP データを組合せることで SP 調査のバイアスを除去できる SP 調査の条件設定によらず詳細な地域間の需要を推計可能であり、導入するシステムのサービス水準を変化させて代替案を比較できる 	<ul style="list-style-type: none"> 複数のデータを用いるため、データ取得の難易度が高い 調査や交通サービス水準の作成、モデル作成に多大な労力を要する

■高蔵寺 NT 各地区から中央台への転換候補トリップ数、自動運転利用トリップ数（再掲）

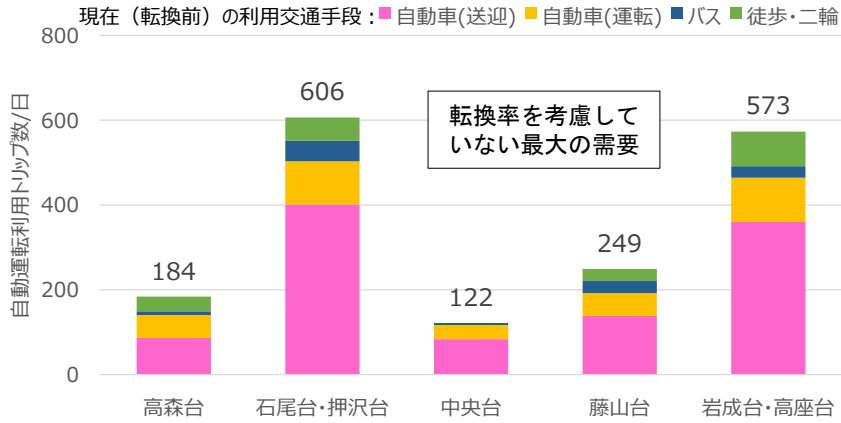


図 4-21 推計手法 1：ターゲット層を仮定した推計（再掲）

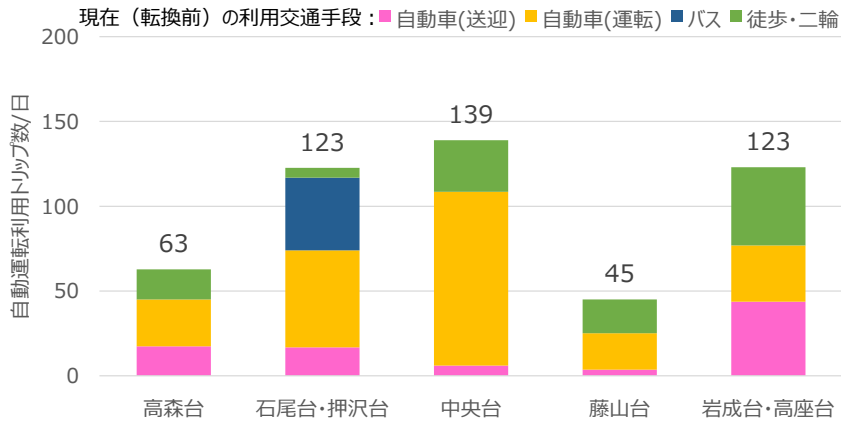


図 4-22 推計手法 2：SP 調査から得られた転換率による推計（再掲）

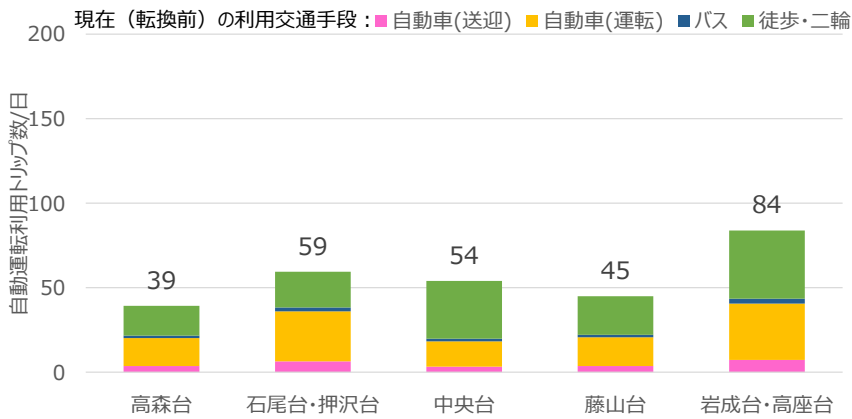


図 4-23 推計手法 3：RP/SP モデルによる推計（再掲）

第5章 結論

5.1 研究の成果

本研究では、低速自動運転車両等の新たなモビリティサービスによる公共交通網再編の検討にあたり、移動に関するビッグデータを活用することで、これまで解析が困難であった数百 m の詳細な解像度で当該サービスの需要推計を行う複数の手法を提案し、代表的な郊外の NT である愛知県春日井市の高蔵寺 NT に適用した上で、各手法の特徴や適用場面を整理した。予算や労力に応じて手法を選択して、新たなモビリティサービス利用者の需要推計やサービス代替案の比較を可能とし、今後、全国各地で進められるであろう低速自動運転車両等の新たなモビリティの導入検討を行う際に、提案手法が有効であることを示した。具体的には、全国各地で行われる検討に安定的に移動ビッグデータを活用可能であることを示すため、携帯電話の位置情報データを対象にその代表性を検証したうえで、移動ビッグデータと交通行動調査データを組合せ、詳細解像度での新たなモビリティサービスの需要予測手法を開発した。データの融合により両データの欠点を補完し、既存の PT 調査データ等交通行動調査データのみでは困難であった数百 m 単位の詳細 OD 表を作成し、さらに、SP 調査データと組合せて詳細な解像度で需要推計を実施する手法を開発した。本研究で得られた主な研究成果は以下の通りである。

5.1.1 携帯電話の位置情報に基づく移動ビッグデータの代表性検証

保有する携帯電話の事業者によらず、年代別の職業構成や世帯年収等傾向には大きな差異は見られないことを明らかにした、また、日常の交通特性や外出率、トリップ原単位等も携帯電話の事業者間で統計的な差異がないことを明らかにした。さらに、移動ビッグデータと施設入場者数との比較より、イベントの種類や曜日、施設の立地によらず高い相関があることを示した。各データの作成主体で行われている、地域や性年齢階層によるデータ補正処理の妥当性を確認するとともに、生成された人口統計が全国的な傾向を表していること、すなわち代表性を有していることを明らかにした。このことより、今後、携帯電話の位置情報より作成されるビッグデータを都市交通計画に活用する際に、複数事業者からデータを選択して活用することが可能であることを示した。

5.1.2 新たなモビリティサービス導入に向けた実践的需要分析手法の開発

携帯電話の位置情報データを活用し PT 調査データと融合することで、両データの欠点を補完し、PT 調査データのみでは困難であった数百 m 単位の詳細 OD 表を作成した。さらに、詳細 OD 表を用いた 3 つの需要推計手法を提案、高蔵寺 NT において適用し、各手法の利点や欠点、適用条件を整理した。提案した 3 つの需要推計手法は、使用可能なデータや調査、解析にかけられる費用に応じて選択可能であり、数百 m の解像度での需要予測や代替案比較により、必要な車両数や効果的な車両配置、料金設定等の感度分析が可能であり、実務において有用な技術であることを示した。

5.2 研究成果の実務活用に関する展望

全国各地において、低速自動運転車両等の新たなモビリティサービスを活用した地域交通システムの再編検討が行われている。これまでは、新たなモビリティサービスの導入に向けた車両制御等技術の検証や社会受容性に関する研究が社会実験を通じて行われてきた。現在、事業として本格的な導入が進められる段階となっており、どのような主体が運営を行うか、どのように料金を負担するか（独立採算で民間企業による運営が可能か、公的な補助を用いるような事業スキームとすべきか）、また利用者にとってより利便性の高い交通システムとするためには、どのような車両の配置、料金が適切かといった具体的なサービス設計が求められている。

本研究で開発した新たなモビリティサービスの需要推計手法は、既存の PT 調査と市販されている携帯電話の移動ビッグデータを活用することで、全国各地の検討に活用可能な手法である。提案手法を用いることで、新たなモビリティサービスの需要を推計可能である。また、RP/SP モデルによる推計手法を適用することで、複数のサービス代替案による需要の違いを比較可能であり、事業採算性の検証や効果的なサービス水準設計を行うことができる。全国各地のサービス導入検討に本手法を有効に活用しつつ、あわせて推計精度の向上や実務活用上の課題を改善していくことが望ましいと考える。本研究では、費用や労力に応じ選択可能な3つの手法を提案している。そのうち、最も簡便な手法は、移動ビッグデータの調達のみで適用可能であり、現時点では転換候補となるターゲット層の設定や転換率の知見が不十分であるが、今後、全国各地の導入事例を通じて知見が蓄積されることで精度が高まると考えられる。特別な技術を必要としない非常に簡便な推計手法であり、予算制約等から複雑な検討が難しい場合にも、簡便な推計によりどの地域に需要が発生するかを試算してサービス検討が可能である。導入予定サービスの緒元がある程度決まっている場合や、予算をかけて複数代替案の比較検討が可能である場合には、SP 調査を用いた2つの手法を適用することで、地域住民の直接的な意向を反映したより信頼性の高い需要推計が可能である。RP/SP モデルによる推計手法では、料金等サービス水準を変更した場合の感度分析などより詳細な検討が可能となる。SP 調査で得られる新たなモビリティサービスの利用意向は、調査時点の当該地域住民のサービス認知に基づくものであり、調査時点とサービス導入時点の認知が推計精度に及ぼす影響や他地域への転移が可能であるかなど、今後検証、改善すべき課題も残されている。いずれの提案手法についても、各地での適用が進むことで、更なる精度向上が期待できることから、実務での適用を通じた精度検証や課題改善を行いつつ、本手法が新たなモビリティサービスの導入検討に広く活用されていくことを期待する。

5.3 今後の課題

本研究に関する今後の課題は以下の通りである。低速自動運転車両（ゆっくり自動運転®）は、現時点で本格運用開始されておらず、推計結果の妥当性について、実態と比較した検証

はできていない。今後実際に低速自動運転車両が導入された際には、推計結果との比較検証やターゲット設定の分析を行い推計手法の改善を図る必要がある。SP 調査を利用する推計手法の課題として、調査時点とサービス開始時点の認知度の変化や類似のモビリティサービスであっても地域によるサービス自体への認識の差異があり選好が変化する可能性もある。今回開発した RP/SP モデルは需要推計用のシンプルな多項ロジットモデルである。本研究では、実務的な観点で詳細解像度での需要推計を可能とする点に主眼を置いており、交通手段選択に影響を及ぼすであろう各個人の意識等の属性は需要推計への活用が難しいことから、複雑なモデル分析は行っていない。SP 調査では、低速自動運転車両に対する印象や収入、車両や免許保有状況などの属性も調査しており、高蔵寺 NT の交通、買物、医療、交流の各拠点へのトリップに対する利用意向を調査できているため、移動目的による利用されやすさの違いも分析可能である。どのような属性や移動目的で低速自動運転車両が利用されやすいのか、サービス認知が選好にどのような影響を及ぼすのか等の構造を理解するためには、個人属性等の変数を活用したモデル分析が有効であり、行動特性を理解するための詳細分析や、構築したモデルの時間移転性、地域移転性について継続的な研究が必要である。高蔵寺 NT では、継続して低速自動運転車両や AI オンデマンドタクシー等新たなモビリティサービスの導入検討が進められていくことから、運用開始にあわせて有効性の検証、手法の改善を行いたい。

参考文献

- 1 官民 ITS 構想・ロードマップ 2019, 高度情報通信ネットワーク社会推進戦略本部・官民データ活用推進戦略会議, <<http://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/decision.html>>, (入手 2020.11)
- 2 国土交通省: 中山間地域における道の駅等を拠点とした自動運転サービス, <<https://www.mlit.go.jp/road/ITS/j-html/automated-driving-FOT/index.html>>, (入手 2020.11)
- 3 国土交通省: 中山間地域における道の駅等を拠点とした自動運転ビジネスモデル検討会, <<https://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/automatic-driving/index.html>>, (入手 2020.11)
- 4 国土交通省: ニュータウンにおける自動運転サービスの実証調査, <https://www.mlit.go.jp/report/press/toshi08_hh_000038.html>, (入手 2020.11)
- 5 国土交通省: 都市交通における自動運転技術の活用方策に関する検討会, <https://www.mlit.go.jp/toshi/toshi_gairo_tk_000079.html>, (入手 2020.11)
- 6 国土交通省: ラストマイル自動運転の実証実験, <https://www.mlit.go.jp/report/press/jidosha07_hh_000309.html>, (入手 2020.11)
- 7 国土交通省: 空港制限区域内における自動走行の実現に向けた検討委員会, <https://www.mlit.go.jp/koku/koku_tk9_000023.html>, (入手 2020.11)
- 8 国土交通省: 高速道路におけるトラック隊列走行の公道実証, <https://www.mlit.go.jp/report/press/jidosha07_hh_000306.html>, (入手 2020.11)
- 9 国土交通省: 都市と地方の新たなモビリティサービス懇談会, <https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/transport/sosei_transport_tk_000089.html>, (入手 2020.11)
- 10 佐藤仁美, 剣持千歩, 三輪富生, 森川高行: モビリティブレン드의効果と自動運転に対する社会受容性, 人間工学, vol.55, 2019.
- 11 大前学: 高齢化社会における自動運転車の役割, 日本老年医学会雑誌, vol.55, no.2, p.178-184, 2018.
- 12 春日井市: 高蔵寺リ・ニュータウン計画, 平成 28 年 3 月.
- 13 Kroes, Eric P., and Robert J. Sheldon.: Stated Preference Methods: An Introduction, *Journal of Transport Economics and Policy* 22(1):11-25., 1988.
- 14 森川高行: ステイティッド・プリファレンス・データの交通需要予測モデルへの適用に関する整理と展望, 土木学会論文集, No.413/IV-12, pp.9-18, 1990.
- 15 藤原章正, 杉恵頼寧: 選好意識データの安定性と信頼性, 都市計画論文集, 第 25 巻, p.103-108, 1990.
- 16 Ben-Akiva, Morikawa: Estimation of switching models from revealed preferences and stated intentions, *Transportation Research Part A*, Vol24, Issue 6, pp.485-495, 1990.

-
- 17 Wardman, Mark. (1988). "A Comparison of Revealed Preference and Stated Preference Models of Travel Behaviour." *Journal of Transport Economics and Policy* 22(1):71-91.
 - 18 村上岳司, 原田昇, 太田勝敏: SP 調査における所要時間信頼性の表現形式が選択に与える影響, *土木計画学研究・論文集* 20, pp.539-546, 2003.
 - 19 宇野伸宏, 中村俊之, 馬場悠介, 山崎浩気, 倉内文孝: テーラーメイド型 SP 調査による所要時間傾向情報提供時の経路選択行動分析, *土木学会論文集 D3 (土木計画学)* 71(5):I_467-I_479, 2015
 - 20 原田昇, 森川高行, 屋井鉄雄: 交通行動分析の展開と課題, *土木学会論文集*, 1993 巻, 470 号, pp.97-104, 1993.
 - 21 溝上章志, 柿本竜治: 系列相関を持つ複数データを用いた離散型選択モデルの実用的推定法, *土木学会論文集*, 1999 巻, 618 号, pp.53-60, 1999.
 - 22 森川高行, 山田菊子: 系列相関を持つ RP データと SP データを同時に用いた離散型選択モデルの推定法, *土木学会論文集* 1993 巻, 476 号, pp.11-18, 1993.
 - 23 溝上章志, 柿本竜治, 首藤成次郎: P&R システムの需要予測のための調査及びモデル構築法, *土木計画学研究・講演集* 20(2), pp.843-846, 1997.
 - 24 小島浩, 吉田朗: 選好意識調査に基づくパークアンドライド駐車場の料金設定に関する実証的分析, *都市計画論文集* 33, pp.157-162, 1998.
 - 25 倉内慎也, 横地達雄, 山本俊行, 森川高行: 駅アクセスに着目した新規都市鉄道の需要予測に関する実証的研究, *土木計画学研究・講演集* 34, 2006.
 - 26 城間洋也, 福田大輔, 岡英紀, 和泉範之: 複数データを用いた時間価値分布推計: 首都圏高速道路利用者を対象とした実証分析, *土木学会論文集 D3 (土木計画学)* 75(6):I_405-I_414, 2020.
 - 27 株式会社 NTT ドコモ: モバイル空間統計に関する情報, <https://www.nttdocomo.co.jp/corporate/disclosure/mobile_spatial_statistics/>, (入手 2020.11)
 - 28 KDDI 株式会社: 「位置情報ビッグデータ」の活用, <<https://www.kddi.com/corporate/kddi/public/bigdata/>>, (入手 2020.11)
 - 29 Qian Ge, Daisuke Fukuda: Updating origin-destination matrices with aggregated data of GPS traces, *Transportation Research Part C* 69 (2016) 291-312
 - 30 株式会社 NTT ドコモ: モバイル空間統計ガイドライン, <https://www.nttdocomo.co.jp/corporate/disclosure/mobile_spatial_statistics/guideline/index.html>, (入手 2020.11)
 - 31 寺田雅之, 永田智大, 小林基成: モバイル空間統計における人口推計技術, *NTT DOCOMO テクニカル・ジャーナル* Vol.20 No.3, 2012
 - 32 大藪勇輝, 寺田雅之, 山口高康, 岩澤俊弥, 萩原淳一郎, 小泉大輔: モバイル空間統計の信頼性評価, *NTT DOCOMO テクニカル・ジャーナル*, Vo.20, No.3, pp.17-23, 2012.

-
- 33 清家剛, 三牧浩也, 原裕介, 小田原亨, 永田智大, 寺田雅之: まちづくり分野におけるモバイル空間統計の活用可能性に係る研究, 日本都市計画学会都市計画論文集, Vol. 46, No.3, pp.451-456, 2011
- 34 清家剛, 三牧浩也, 原裕介: 基礎自治体におけるモバイル空間統計の活用可能性に関する研究, 日本建築学会技術報告集, pp.737-742, 2013.
- 35 清家剛, 三牧浩也, 森田祥子: 柏市および横浜市を対象としたモバイル空間統計による地域評価モデルに関する研究, 日本建築学会技術報告集, pp.821-826, 2015.
- 36 村上正浩, 岡島一郎, 鈴木俊博, 山下仁: モバイル空間統計を活用した滞留者・帰宅困難者数の推定と具体的対策の検討, 日本建築学会梗概集, F-1 分冊, pp.893-894, 2011.
- 37 佐藤史典, 力石真, 藤原章正: モバイル空間統計を用いた復旧・復興過程の独立成分分析: 2014年8月広島土砂災害を例に, 土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, Vol.55, 2017
- 38 田中敦士, 岡本直久, 鈴木俊博, 浅野礼子, 白川洋司: 人口分布統計データを活用した観光地の特性把握, 土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, Vol.54, 2016
- 39 室井寿明・磯野文暁・鈴木俊博: モバイル・ビッグデータを用いた都市間旅客交通への活用に関する研究, 土木計画学研究・講演集 CD-ROM, Vol.51, 2015.
- 40 嶋本寛, 黒江真樹: インフラのストック効果計測に向けたモバイル空間統計データの特性把握, 土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, Vol.55, 2017
- 41 今井龍一, 藤岡啓太郎, 新階寛恭, 池田大造, 永田智大, 矢部努, 重高浩一, 橋本浩良, 柴崎亮介, 関本義秀: 携帯電話網の運用データを用いた人口流動統計の都市交通分野への適用に関する研究, 土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, Vol.52, 2015
- 42 森尾淳, 牧村和彦, 山口高康, 池田大造, 西野仁, 藤岡啓太郎, 今井龍一: 東京都市圏におけるモバイル空間統計とパーソントリップ調査の比較分析—都市交通分野への適用に向けて—, 土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, Vol.52, 2015
- 43 中矢昌希, 白水靖郎, 松島敏和, 田中文彬, 立川太一, 池田大造, 永田智大, 新階寛恭, 今井龍一: 都市交通分野における人口流動統計データの活用に向けた一考察—近畿圏パーソントリップ調査との比較によるデータの特長と課題に関する分析—, 土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, Vol.53, 2016
- 44 松島敏和, 中矢昌希, 田中文彬, 池田大造, 永田智大, 福手亜弥: 人口流動統計の季節変動に着目した近畿圏パーソントリップ調査データとの比較分析, 土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, Vol.55, 2017
- 45 菊池雅彦, 井上直, 岩館慶多, 茂木渉, 森尾淳: 全国 PT データと携帯電話基地局データを用いた地方都市での OD 表の推計, 土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, Vol.55, 2017
- 46 澤田茜, 小原拓也, 佐々木邦明: アクティビティモデルとモバイル空間統計を用いた都市圏 OD 推計の可能性, 土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, Vol.55, 2017

-
- 47 新階寛恭, 池田大造, 小木戸渉, 森尾淳, 石井良治, 今井龍一: 携帯電話網運用データに基づく人口流動統計を用いた都市交通調査手法の拡充可能性の研究, 土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, Vol.54, 2016
- 48 齋藤貴賢, 北川大喜, 今井龍一, 池田大造, 永田智大, 関谷浩孝, 新階寛恭, 橋本浩良, 福手亜弥, 矢部努, 廣川和希: 携帯電話基地局の運用データに基づく人口流動統計を用いた交通手段の推計手法に関する一考察, 土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, Vol.55, 2017
- 49 新階寛恭, 池田大造, 永田智大, 森尾淳, 石井良治, 今井龍一: 携帯電話網の運用データに基づく人口流動統計の解像度からみたトリップデータ取得精度に関する研究, 土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, Vol.56, 2017
- 50 國分恒彰, 今井龍一, 新階寛恭, 池田大造, 永田智大, 福手亜弥, 渋谷大介, 白川洋司, 高嶋裕治, 山田敏久, 辰巳浩: 携帯電話網の運用データに基づく人口流動統計を用いたパーソントリップ調査体系に関する一考察～北九州圏パーソントリップ調査の事例研究から得た知見～, 土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, Vol.55, 2017
- 51 石井良治, 新階寛恭, 関谷浩孝, 池田大造, 永田智大, 森尾淳, 柴崎亮介, 関本義秀, 今井龍一: 携帯電話網の運用データに基づく人口流動統計におけるトリップデータ取得精度の向上に関する研究, 土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, Vol.55, 2017
- 52 石神孝裕, 菊池雅彦, 井上直, 岩館慶多, 森尾淳, 石井良治: 都市交通の実務からみた交通関連ビッグデータに対する期待と課題, 土木計画学研究発表会・講演集, CD-ROM, Vol.55, 2017
- 53 関本義秀: 人の流動と時空間データセット最前線, オペレーションズ・リサーチ経営の科学, pp. 24-29, 2013.
- 54 福田大輔: 交通ビッグデータの活用, JICE REPORT, 第 28 号, 2015.
- 55 KDDI 株式会社, 株式会社コロプラ: 自治体向け観光動態調査レポート, <http://colopl.co.jp/location_analysis/>, (入手 2020.11)
- 56 株式会社 Agoop: 流動人口データ, <https://www.agoop.co.jp/service/#population_data>, (入手 2020.11)
- 57 本田技研工業株式会社: Honda Drive Data Service, <<https://www.honda.co.jp/HD/DS/service/>>, (入手 2020.11)
- 58 株式会社富士通交通・道路データサービス: 商用車プローブデータサービス, <<https://www.fujitsu.com/jp/group/fttd/services/commercial-vehicle/probe/>>, (入手 2020.11)
- 59 Becker, R., Cáceres, R., Hanson, K., Loh, J. M. and Urbanek, S.: A tale of one city: using cellular network data for urban planning, IEEE Pervasive Computing, Vol. 10, No. 4, pp. 18-26, 2011.

-
- 60 Becker, R. A., Cáceres, R., Hanson, K. J., Isaacman, S., Loh, J. M., Martonosi, M., Rowland, J., Urbanek, S., Varshavsky, A. and Volinsky, C.: Human mobility characterization from cellular network data, Communications of the ACM, Vol. 56, No. 1, pp. 74-82, 2013.
- 61 Berlingerio, M., Calabrese, F., Lorenzo, G., Nair, R., Pinelli, F. and Sbodio, M.: AllAboard: A system for exploring urban mobility and optimizing public transport using cellphone data, Proceedings of the Third Conference on the Analysis of Mobile Phone Datasets, 2013.
- 62 Calabrese, F., Lorenzo, G. D., Liu, L. and Ratti, C.: Estimating origin-destination flows using mobile phone location data, IEEE Pervasive Computing, Vol. 10, No. 4, pp. 36-44, 2011.
- 63 英国交通省 : National Travel Survey: England, 2015.
- 64 総務省統計調査 : 通信利用動向調査, <<http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/statistics/statistics05a.html>>, (入手 2017.4)
- 65 (一社)電気通信事業者協会 : 携帯電話・PHS 事業者別契約数, <<http://www.tca.or.jp/database/>>, (入手 2017.4)
- 66 国土交通省 : 平成 27 年度全国都市交通特性調査 (速報版), <www.mlit.go.jp/common/001156133.pdf>, (入手 2017.10)
- 67 国土交通省都市・地域整備局都市計画課都市交通調査室 : 総合都市交通体系調査の手引き(案), 平成 19 年 9 月, <<https://www.mlit.go.jp/crd/tosiko/sougou/pdf/01.pdf>>, (入手 2020.11)
- 68 国土交通省都市局都市計画課都市計画調査室 : パーソントリップ調査の実施状況 (2019 年 4 月時点), <http://www.mlit.go.jp/toshi/tosiko/toshi_tosiko_tk_000031.html>, (入手 2020.11)
- 69 越智健吾, 関信郎, 岩館慶多, 石神孝裕, 若井亮太, 石井良治, 杉田溪 : パーソントリップ調査データと交通関連ビッグデータを用いた詳細ゾーンの OD 表作成方法, 土木計画学研究発表会・講演集, Vol.57, CD-ROM, 2018.
- 70 名古屋大学未来社会創造機構 : ゆっくり自動運転®, <<http://www.coi.nagoya-u.ac.jp/develop/center/slocal>>, (入手 2020.11)
- 71 春日井市まちづくり推進部ニュータウン創生課 : 先導的モビリティに関する取組, <https://www.city.kasugai.lg.jp/shisei/machi/new_town/1022354/index.html>, (入手 2020.11)
- 72 中京都市圏総合都市交通計画協議会 : 第 5 回中京都市圏パーソントリップ調査, <<https://www.cbr.mlit.go.jp/kikaku/chukyo-pt/persontrip/p01.html>>, (入手 2020.11)
- 73 国立大学法人名古屋大学 : オールド・ニュータウンにおける高齢者の社会参加と事故防止を促すモビリティサービスに関する調査研究事業報告書, 平成 31 年 3 月
- 74 西堀泰英, 森川高行 : 自動運転車試乗前後の社会的受容性の要因分析, 都市計画論文集, Vol.54, No.3, 2019.

-
- 75 国土交通省都市局都市計画課都市計画調査室：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】，平成30年6月，<http://www.mlit.go.jp/toshi/tosiko/toshi_tosiko_tk_000024.html>，（入手2020.11）
- 76 国土交通省道路局都市局：費用便益分析マニュアル，平成30年2月，<https://www.mlit.go.jp/road/ir/hyouka/plcy/kijun/ben-eki_h30_2.pdf>，（入手2020.6.）

謝辞

本論文を結ぶにあたり、本研究を遂行する上でご指導、ご支援をいただいた皆様に対して、ここに感謝の意を表します。

名古屋大学大学院環境学研究科森川高行教授には、本論文の主査として、終始温かなご指導とご鞭撻を賜り、本研究を学位論文としてまとめる機会を賜りましたことを心より感謝申し上げます。同教授には、学部、修士課程の学生時代から今日に至るまで継続して丁寧なご指導を賜りました。社会人博士課程への入学後も、業務に忙殺されて研究が滞ってしまう場面においては、時に厳しく、時に優しく、背中を押して筆者を導いてくださいました。ここに、深甚たる感謝の意を表します。名古屋大学大学院環境学研究科谷川寛樹教授には、本論文の副査として、研究の社会的意義に対して本質的なご助言を賜りました。研究成果の社会的意義を思考することの重要性をご示唆いただきました。深く感謝の意を表します。名古屋大学未来材料・システム研究所山本俊行教授には、本論文の副査として、モデルの理論的な側面から、的確かつ明確なご助言を賜りました。本研究の意義について本質的なご指摘をいただき、今後の研究展開を改めて考えるきっかけをいただきました。深く感謝の意を表します。

名古屋大学未来材料・システム研究所三輪富生准教授、名古屋大学未来社会創造機構佐藤仁美特任准教授、金森亮特任准教授、中村俊之特任准教授には、ゼミ発表等で貴重なご意見を頂きましたこと、深く感謝いたします。佐藤特任准教授、中村特任准教授には、高蔵寺ニュータウンにおける調査の企画、実施からモデル構築に至るまで、多くの場面で多大なるご指導とご支援を賜りました。お二方のご尽力なくして本研究の遂行は為し得ず、ここに深く感謝の意を表します。名古屋大学大学院の森川・山本・三輪研究室の先輩、後輩、秘書の方々にも大いにお世話になりました。ゼミ等の機会を通じて、多くのご指摘とご助言をいただきました。深く感謝の意を表します。

第3章の、移動ビッグデータの代表性検証に関する研究の遂行に際しては、法政大学デザイン工学部都市環境デザイン工学科今井龍一教授、株式会社NTTドコモ池田大造氏、株式会社サーベイリサーチセンター高野精久氏、一般財団法人計量計画研究所矢部努氏より、移動ビッグデータの解析や検証手法について、多くのご指摘とご助言をいただきました。深く感謝の意を表します。また、本研究では、株式会社NTTドコモから、貴重なデータをご提供いただきました。ここに改めて感謝の意を表します。

第4章の、新たなモビリティサービスの需要分析手法開発に関する研究の遂行に際しては、春日井市都市政策課の津田哲宏氏をはじめ都市政策課の皆様、高蔵寺ニュータウンにおけるアンケート調査の実施など多大なるご支援をいただきました。深く感謝の意を表します。また、データ分析に際しては、KDDI株式会社中菅章浩氏、株式会社KDDI総合研究所南川敦宜氏より、貴重なデータのご提供並びにデータ作成に関し多くのご支援を賜りました。ここに改めて感謝の意を表します。RP/SPモデルの構築にあたっては、愛媛大学大学

院理工学研究科倉内慎也准教授，京都大学大学院工学研究科高宇涵氏に多大なるご指導とご支援を賜りました。深く感謝の意を表します。

毛利雄一氏，牧村和彦氏をはじめ，一般財団法人計量計画研究所の皆様には，社会人博士課程としての研究活動をご理解・ご支援いただきました。同研究所の水田哲夫氏には，第4章の共同研究者として，絹田裕一氏，岡英紀氏，和泉範之氏，江田裕貴氏には，研究の相談や深夜の食事相手として，時に挫けそうになる心を励ましていただきました。深く感謝の意を表します。

ここに記しきれない多くの方々の学恩，ご支援によって本研究が成立していることを明記し，深く感謝いたします。

最後に，私事ではありますが，社会人博士課程への挑戦を理解し，応援してくれた妻と子供たち，陰から支えてくれた両親に，心からの感謝の意を表し，本論文を結びます。

2021年1月

北村清州