

都市計画論文

2025年11月16日(日) 9:00～10:40 会場⑪(教室棟404)

講演番号[128-132]

司会:有賀 敏典(国立大学法人千葉大学)、柳沼 秀樹(東京理科大学)

9:00～9:20

[128]

アクティビティモデルによる歩行者行動を反映した施設圏域の汎用的可視化手法の構築
ー豊洲地区を対象としてー○堀 秀宇^{1,2}、柳沼 秀樹²、寺部 慎太郎² (1. 東京大学大学院、2. 東京理科大学)

9:20～9:40

[129]

選択肢集合の異質性を黙示的に考慮した買い物目的地選択モデル
全国の地方都市を対象とした実証分析○宮川 朋也¹、石井 良治¹、柳沼 秀樹² (1. 一般財団法人 計量計画研究所、2. 東京理科大学)

9:40～10:00

[130]

アクティビティ・ベースド・シミュレータを用いた西遠都市圏における将来シナリオ分析
属性別の「暮らし」指標の評価可能性の検討○小松崎 諒子¹、石井 良治¹、青野 貞康¹、小笠原 裕光² (1. 一般財団法人 計量計画研究所、2. 国土交通省 国土技術政策総合研究所)

10:00～10:20

[131]

来街者のマルチモーダル経路選択モデルの構築に関する研究
ー金沢市中心部における回遊行動を対象としてー○寺山 一輝¹ (1. 石川工業高等専門学校)

10:20～10:40

[132]

言語生成モデルに基づく首都圏移動活動経路の予測

○松永 隆宏¹、羽藤 英二¹ (1. 東京大学大学院)

アクティビティモデルによる歩行者行動を反映した施設圏域の汎用的可視化手法の構築

— 豊洲地区を対象として —

Activity-Based Model for Visualizing Facility Catchments Based on Pedestrian Behavior

-Case study: Toyosu district of Tokyo-

堀 秀宇*・柳沼 秀樹**・寺部 慎太郎**
Shuma Hori*, Hideki Yaginuma**, Shintaro Terabe**

As cities worldwide prioritize walking and public transport, a unified framework for estimating facility catchment areas is essential for retail potential assessment and equitable public facility allocation. This study proposes an activity-based model that reconstructs daily trip chains from empirical data, integrating distance, spatial constraints, facility attributes, and competition effects. Probabilistic contour maps are generated and validated against Voronoi diagrams for commercial facilities and school districts for education. Results show the framework's ability to reproduce catchment areas across different facility types, enabling evaluation of existing facilities and prediction of changes from new developments or urban restructuring, thus supporting pedestrian-oriented urban planning and facility location strategies.

Keywords: Activity Model, Pedestrian, Facility Area, Commercial Area, Choice Probability Map

アクティビティモデル, 歩行者, 施設圏域, 商圈, 確率等高線マップ

1. はじめに

近年, 人口減少や高齢化の進行に伴い, 徒歩や公共交通を主な移動手段を念頭においた都市再開発はここ数年世界中で増加している. 将来的にこれらの移動手段を中心とした都市を設計する際に, 歩行者の使用頻度や公共性の高い施設が持つそれぞれの圏域を同一の枠組みで適切に推定することは, 複合化再開発における商業施設の集客ポテンシャル評価や公立学校・公園・医療施設の適正配置に直結し, 基盤的な役割を果たす. 従来の施設圏域推定では, 「半径500~700mの同心円」や「ボロノイ分割図」, 「グラビティモデル(ハブモデル)」など, 距離や施設規模といった限定的要素に基づく経験則的手法が用いられてきた. しかし, 歩行者の圏域は経路の形状や標高差, 複数施設間の競合関係, 利用者属性など多様な要因によって形成されるため, 従来手法では実態を十分に反映できない. また, これらの手法は理論的背景が弱く, 政策変数を導入した時系列シミュレーションや経年的な変化の評価にも限界がある.

施設圏域に関する既往研究では, 笠原ら¹⁾が商圈推定手法の比較を行い, 施設規模を考慮することでハブモデルとボロノイ分割図が同程度の精度を示す一方, 介在機会モデルは説明力に劣ると報告している. 櫻井ら²⁾は, 離散選択モデルの一種であるMNL(Multinomial Logit Model)を用い, 対象施設の選択確率を推定し, 確率等高線による圏域可視化手法を提案したが, IIA(選択肢間独立性)仮定や地理的特徴の反映不足, 説明変数が店舗種別である点などで, 商圈以外への応用は難しいと指摘される.

近年では, 歩行者行動を精緻に再現するためのABM(Activity-Based Model)の活用が進んでいる. Sevtsuk & Kalvo³⁾都市ネットワーク解析を組み合わせ, 街路構造が歩行者活動に与える影響を解析すると共に, 日常活動目的地

(学校・職場)と自由選択型目的地(商業施設・観光地)を同一の都市ネットワーク解析+離散選択モデル枠組みで分析し, 距離減衰やネットワーク中心性の効果が施設種別間で共通していることを示した. Kazyieva⁴⁾は居住者と旅行者を対象に都市スケールの歩行者ABMを構築し, 1分間解像度で再現した上で, モデルによるシミュレーションが将来予測への有効な手段である事を示した. さらに, Yin⁵⁾は学校・商業施設・公共施設といった複数種別の施設に共通構造のABMを適用し, 距離やネットワーク構造など物理的制約の効果が施設種別間で一貫して現れることを実証した. Pagliara & Timmermans⁶⁾は徒歩という物理的制約下で施設種別が異なっても選択肢集合生成や効用関数構造が類似し得ることを理論的に整理し, 施設種別を跨いだモデル構造転用の可能性を示している.

本研究は, こうした知見を踏まえ, 商業施設と公立学校(幼・小・中学校)という性質の異なる施設を対象に, 歩行者の選択行動に基づく圏域推定・可視化手法の基盤を構築することを目的とする. 具体的には, 行動実績データを用いて日単位のトリップチェーンを再現するABMを構築し, 施設間距離だけでなく地理的制約や施設属性(築年数, 施設密度, 標高差等)を考慮した確率等高線マップを生成する. さらに, 商圈分析では従来手法であるボロノイ分割図を, 学校モデルでは既存の学校区と比較し, 提案した枠組みが異なる施設においても十分に各施設圏域を描写する再現性があるかを示す. 加えて, 既存施設の評価だけでなく, 新規施設立地や都市構造変化に伴う圏域変化の将来予測にも適用可能であり, 歩行者中心の都市計画や施設配置計画に資する汎用性の高い分析枠組みであることを示す.

*学生会員 東京大学大学院工学系研究科社会基盤学専攻(Department of Civil Engineering, School of Engineering, The University of Tokyo)

**正会員 東京理科大学創域理工学部社会基盤工学科(Department of Civil Engineering, Faculty of Science and Technology, Tokyo University of Science)

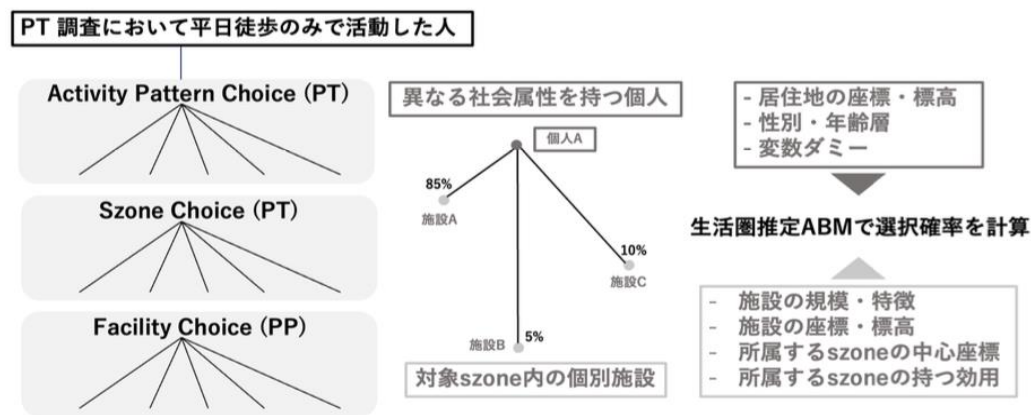


図1: 徒歩生活圏推定モデルの概要

2. アクティビティモデルの概要

2.1 アクティビティモデル

都市交通分野の需要予測では、四段階推定法が広く用いられてきた。しかし、1967年に広島都市圏で実施されたパーソントリップ調査以降、大規模な定量分析が可能となると将来予測の再現性の低さや各段階間の理論的不整合が指摘され、四段階推定法の改善が行われた。一方、海外では2000年代以降、アメリカを中心にABMの実務利用が進展しており、例としてツアー型モデルのNew York Best Practice Model (NYBPM) が挙げられる。日本におけるABM研究は、2000年代以前の生活行動シミュレーション (PCATS) に端を発する。近年では、澤田ら⁷⁾が、Bowman and Ben-Akiva型⁸⁾のツアーモデルを山梨都市圏に構築した。また、東京都市圏では石井ら⁹⁾が平成30年PT調査データを用い、小ゾーン単位のシミュレータT-ACTを開発した。T-ACTは計9段階の選択モデルから成り、網羅的な選択肢設計と高い的中率を特徴とする。

2.2 ツアーモデル

ABMにおいて、最上段にツアー選択を位置づけるモデルは一般にツアーモデルと呼ばれる。本研究では、このモデルの代表例であるBowman and Ben-Akiva型ツアーモデル⁸⁾を採用し、最上段でActivity Patternを選択し、次いでPrimary Tourの目的地 (Zone)・施設 (Facility) の選択へと移行する構成をとる。ここでのActivity Patternとは、一日の個人アクティビティにより形成されるトリップチェーンを指し、その組み合わせ数は膨大であるため選択肢をある程度限定する必要がある。Activity Pattern選択とPrimary Tour目的地選択は、Primary Tour選択時に算出されるログサム変数で結ばれたNested Logit Model (NL) 構造をとる。NLは、下位ネストの効用和 (ログサム) を上位ネストの一変数として設定することで、各段階間の選択を理論的に連関させることが可能である。本研究で用いたモデルもNLを多段階に拡張した構造を有し、各段階の選択肢にはMultinomial Logit Model (MNL) を適用している。

3. 施設圏域推定モデルの構築

3.1 施設圏域推定モデルの全体像

本論で構築する施設圏域推定モデルは、図1に示す三段階のネスト構造を仮定し推定を行う。本モデルは、自宅を起点・終点とし、徒歩のみにて移動する対象者を想定している。最上段では、対象者の1日の行動 (Trip Chain) を選択肢集合とするActivity Pattern Choiceモデルを構築した。次段では、自宅所在ゾーンを中心に、距離が近い順に10小ゾーン (自宅ゾーン含む) を選択肢集合とする目的地 (小ゾーン) 選択モデルを設計した。Pagliara et al.⁶⁾は、空間的離散選択における選択肢集合は、普遍集合 (universal choice set) の下位集合であり、時間・空間制約 (action space) を満たす現実的候補に限定すべきであると整理している。特に徒歩移動は速度や滞在時間の制約が大きく、利用者が現実的に到達可能な目的地はせいぜい近傍に限られる。また、Chiaradia et al.¹⁰⁾は、徒歩による現実的な到達限界として「15分間で約0.75マイル (約1.2km)」を提示しており、本研究で設定した近傍10小ゾーンはこの範囲を十分にカバーしている。したがって、本設定は、これらの先行研究が推奨する距離・所要時間に基づく決定論的フィルタに整合し、徒歩行動の物理的制約を反映した妥当な設定といえる。最下段では、各小ゾーン内の主アクティビティに紐づく施設を選択肢集合とする施設選択モデルを構築した。利用したデータは、上位二段に平成30年首都圏PT調査データ、最下段に2019-2021年豊洲PP調査データを使用した。これは、PT調査における最小空間解像度が小ゾーン単位であり、個別施設レベルの分析が困難であったためである。石井ら⁹⁾が開発したT-ACTでは小ゾーンより細分化された詳細ゾーン (2,567ゾーン) を用いているが、個別施設の影響分析には十分でなかった。そこで、本モデルでは、個別施設立地による圏域推定を目的に、最下段でGPSログデータである豊洲PPデータを活用した。本データは移動軌跡をポイント座標で記録し、空間分解能は座標単位である。分析対象地域は、PTデータでは一都三県 (東京都、神奈川県、埼玉県、千葉県) に設定した。PTデータとPPデータの融合にあたっては、PPデータで推定したパラメータを空

間的に転移し、PT データに組み込む手法を採用した。このアプローチは、具体的には、Ben-Akiva & Morikawa¹¹⁾ および Fox et al.¹²⁾ で示される統合推定的アプローチ (pooled estimation approach) の考え方を基礎とし、Rossi et al.¹³⁾ の Transfer Scaling 手法に準じて、PP データから得られた効用関数の係数ベクトルをスケーリング変換し、PT データ側の効用関数に直接組み込んだ。この際、下位モデル (豊洲 PP による Facility choice model) におけるログサム変数の分布特性と上位モデル (首都圏 PT による Activity Pattern/Szone choice model) の選択肢集合特性の相違を補正するため、ログサム値を平均・分散スケーリングし、両データセット間の効用水準の整合性を確保した。これにより、各個人ごとに算出されたログサムを目的地ゾーン選択モデルに組み込み、目的地選択と施設選択の相互関係をスケールパラメータとして表現できる構造を実現した。すなわち、図 1 に示すネスト構造において、Activity Pattern Choice Nest および Szone Choice Nest では PT データを用いたゾーンレベルのマクロスケールでの選択、Facility Choice Model Nest では豊洲 PP データを用いた地域ドメインの施設などミクロスケールでの選択を記述しており、都市圏全体の広域的特性と豊洲地区の地理的特性の双方を反映したモデル構築を達成している。また、選択対象となる施設も、Zone Choice では一都三県内施設を、Facility Choice では豊洲地区内 Szone 集合施設を選択肢集合として設定している。

3.2 パラメータ推定の結果

平成 30 年東京都市圏 PT データにおける徒歩移動者に限定した場合の Activity Pattern (AP) 上位 15 項目の基礎集計結果を図 2 に示す。本モデルでは、1 日の生活を徒歩のみで行うサンプルにおいて、Activity Pattern (home-school-home, home-shopping-home (home-shopping-shopping-home を含む), home-exercise-home, home-hospital-home) に選択肢集合を限定した。これらは、home-work-home を除く上位 14 パターンのうち約 80%以上を占めており、PT 調査において徒歩のみで移動した日常活動の大部分を説明できる。従って、分析の効率性を確保しつつ、主要行動を過不足なく反映する選択肢集合として適切であると判断した。work や lesson を含むパターンは、自営業・小売業・オフィスワークなど就業形態が多様であり、勤務先施設の種類や立地を統一的に定義することが困難であり、本研究の定める「施設」に該当しないため選択肢集合から除外した。それぞれの主アクティビティに関連する主要施設として、school は「公立の幼稚園／小学校／中学校」、shopping は「大型商業施設」、exercise は「敷地面積 5000m²以上の公園」、hospital は「大型病院」とした。school に関しては、公立学校は学区単位で通学先が決定されており、職場のように無数の選択肢が存在しない点で異なる。本論文では、以上の 4 つのモデルのうち「学校」と「商業施設」に関する分析結果を示す。

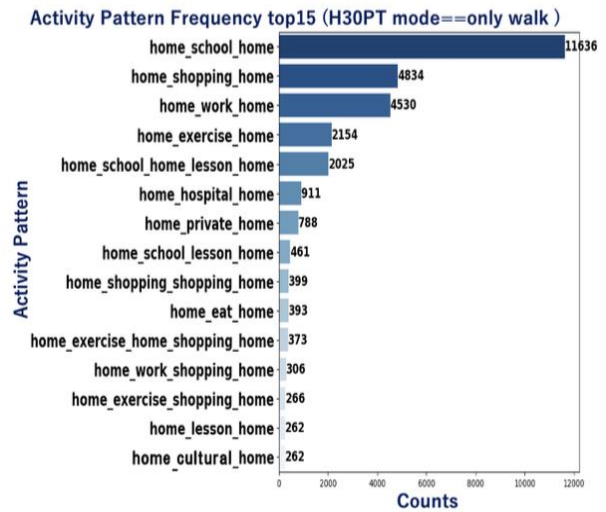


図2: H30PTにおける徒歩に限定した場合のAP

表1: 最尤推定・WESML推定の結果

説明変数	最尤推定		WESML推定	
	パラメータ	t値	パラメータ	t値
運転免許保有ダミー	-0.59	-3.40**	-0.62	-5.90**
世帯主ダミー	-0.25	-1.76	-0.30	-3.58**
女性ダミー	1.06	6.93**	1.03	13.40**
高所得層 (over 1000万)	-0.58	-2.29*	-0.70	-5.38**
非就業者ダミー	16.0	9.20**	1.24	21.30**
高年齢ダミー	2.99	2.89**	9.76	2.27**
身体困難者ダミー	1.13	5.38**	2.87	9.93**
学生年齢ダミー	9.74	17.50**	9.76	26.70**
logsum変数	4.02e-13	1.31	5.61e-12	1.50
サンプル数	10643		10643	
尤度比	0.13		0.13	
修正済み尤度比	0.12		0.13	

注: **は1%水準、*は5%水準で統計的に有意であることを示す。

3.2.1 Activity Pattern Choice の推定結果

本モデルの最上段である Activity Pattern Choice Nest (AP 層) の推定結果を表 1 に示す。AP 層では、個人属性・社会属性・下位ネストのログサムを用いて推定を行った。本モデルでは、限定した Activity Pattern (School・Shopping・Hospital・Exercise)において、サンプル数に大きな偏りが認められた (図 2 を参照)。通常的最尤推定を用いると、サンプル数の多い選択肢に推定が偏る恐れがあるため、Weighted Exogenous Sample Maximum Likelihood (WESML) 推定法を採用し、各 Activity Pattern の母集団比率に基づく重みを標本比率で補正し、重み付き対数尤度を最大化する形で推定を行った。この補正により、サンプルの偏りによる推定結果の歪みを軽減し、一般的な最尤推定に比べて尤度比が改善された (表 1 参照)。しかし、ログサム変数がほぼ 0 に近く、Activity Pattern は SzoneChoice 以降のネストとは独立に選択されることが確認されたため、最終的な ABM では Activity Pattern と Szone Choice 以下のネストはログジットの積で記述・計算を行なっている。推定の結果、尤度比

は0.13に留まった。代表的な個人属性をダミー変数として推定し、各変数の有意性は良好だったが、尤度比は目安とされる0.20以上に達しなかった。その理由として、H30PT調査が平日のみのデータであり、平日労働をしていない人（主に後期高齢者や主婦）が多いため、個人属性や社会属性での判別が十分にできなかった可能性が挙げられる。

表2: 商業施設選択モデル・学校選択モデルの結果

商業施設選択モデル			学校選択モデル		
説明変数	パラメータ	t値	説明変数	パラメータ	t値
szone間距離(km)	-1.56	-22.50**	szone間距離(km)	-1.55	-82.30**
SC面積/szone面積	-7.45	-1.26	学校数/szone面積	0.17	10.30**
szone内SC数	0.49	5.66**	szone内該当校数	0.37	30.00**
L(logsum変数)	0.07	2.25**	L(logsum変数)	0.03	12.20**
L.Male	0.02	0.39	L.Kinder.Age	0.01	1.05
L.Female	0.09	2.69**	L.Elementary.Age	0.04	11.90**
L.Worker.Age	0.11	2.53*	L.Junior.Age	0.02	4.32**
L.Old.Age	0.06	1.37			
L.Worker.Male	0.03	0.35			
L.Worker.Female	0.14	3.04**			
L.Old.Male	0.03	0.46			
L.Old.Female	0.06	1.41			
施設までの距離(km)	-3.35	-9.99**	施設までの距離(km)	-3.20	-5.80**
延床面積(km ²)	3.09	0.81	敷地面積(km ²)		
標高差(m)	-0.01	-1.42	標高差(m)	-0.24	-2.65**
築年数	-0.04	-2.70**			
サンプル数	9473		サンプル数	354	
尤度比	0.50		尤度比	0.60	
修正済み尤度比	0.49		修正済み尤度比	0.60	

注: **は1%水準、*は5%水準で統計的に有意であることを示す。

3.2.2 Szone / Facility Choice の推定結果

「大型商業施設選択モデル」と「学校選択モデル」のSzone Choice および Facility Choice のパラメータ推定結果を表2に示す。Szone Choice では、施設数や施設密度、Szone 間距離が有意に影響しており、特に距離が支配的であることが分かる。これは従来手法のボロノイ分割図と解析が一致する。一方で、大型商業施設の規模（面積）は豊洲地区では有意に影響していないことが分かり、商業施設の評価に活用されているハフモデルが常に適用されるわけではないことが示唆される。学校選択モデルでは、密度変数が強く影響しており、学校数（密度）がSzone 選択に大きな影響を与えている。Facility Choice では施設までの距離が支配的で、施設の築年数が負の有意性を示している。これは、徒歩移動者が新しい施設を選好する傾向が示唆された。学校選択では施設までの距離に加え、施設との標高差も有意に影響しており、学校区選定時に地形的要因が考慮されている可能性がある。商業施設選択モデルの尤度比は0.49、学校モデルは0.60であり、両モデルとも高いフィットが確認された。

3.2.3 Szone Choice におけるログサム変数の推定結果

Szone Choice Model におけるログサム変数は、下位ネストである Facility Choice の態度（施設までのアクセシビリティ）を示しており、両層パラメータにおいて有意な結果を得た。平均ログサム変数のパラメータは、0 から 1 の範囲に収まり、有意であったことから、ネスト構造が妥当であると確認された。この結果は、Szone Choice と Facility Choice が条件付き確率として成立していることを示している。さらに、本研究では年齢階層および性別に基づく徒歩生活圏の差異を推定するという仮説から、ログサム変数の

推定を行った。その結果、Shopping に関しては、生産年齢層が高齢層全体平均と比較して高い係数を示すことが明らかとなった。特に、生産年齢層の女性は全体平均に対して2倍近い感度を示すことが確認され、女性はアクセシビリティに対してより敏感であり、行動範囲が狭くなる傾向があることが分かった。

3.3 ABM の定式化

以上の推定結果より、今回推定されたモデルの構造を以下にまとめる。モデル構造は先述のとおり、Bowman and Ben-Akiva 型ツアーモデルを採用しログサム変数のパラメータの値およびt値から各層間の関係性を推定する。

3.2.3 Facility Choice Model

Facility Choice Model と効用関数を以下式 (1)に示す。

$$P(k) = \frac{e^{V_k}}{\sum_{k'} e^{V_{k'}}} \quad (1)$$

$$V_{k'} = \beta_{\text{Distance}} \cdot \text{Distance} \\ + \beta_{\text{FacilitySize}} \cdot \text{FacilitySize} \\ + \beta_{\text{AltitudeDifference}} \cdot \text{AltitudeDifference}$$

3.3.2 Szone Choice Model

Szone Choice Model に式(1)のログサム変数を加えた式(2)と効用関数を以下に示す。

$$P(n, k) = \frac{e^{\mu_n(V_n + \Gamma_n)}}{\sum_{n' \in N} e^{\mu_n(V_{n'} + \Gamma_{n'})}} \cdot \frac{e^{\mu_{nk}(V_k + V_{nk})}}{\sum_{k'} e^{\mu_{nk}(V_{k'} + V_{nk'})}} \quad (2)$$

$$\text{ここで } \Gamma_{n'} = \frac{1}{\mu_{nk}} \ln \sum_{k \in K_n} e^{(V_k + V_{nk})\mu_{nk}}$$

$$V_{n'} = \beta_{\text{Distance}} \cdot \text{Distance} \\ + \beta_{\text{FacilityDensity}} \cdot \text{FacilityDensity} \\ + \beta_{\text{FacilityCounts}} \cdot \text{FacilityCounts} \\ + \beta_{\text{logsum}} \cdot \text{logsum}$$

3.3.3 Activity Pattern Choice Model

Activity Pattern Choice に関して、推定結果 Szone Choice 以下のネストと独立している事が判明したため、ロジットの積の形で式(3)に示す。

$$P_{1n} = \frac{e^{V_1}}{\sum_{j=1}^J e^{V_j}} \times \left\{ \frac{e^{\mu_n(V_n + \Gamma_n)}}{\sum_{n' \in N} e^{\mu_n(V_{n'} + \Gamma_{n'})}} \cdot \frac{e^{\mu_{nk}(V_k + V_{nk})}}{\sum_{k'} e^{\mu_{nk}(V_{k'} + V_{nk'})}} \right\} \quad (3)$$

$$V_j = ARC_n + \beta_{\text{Dummy}} \cdot \text{Dummy}$$

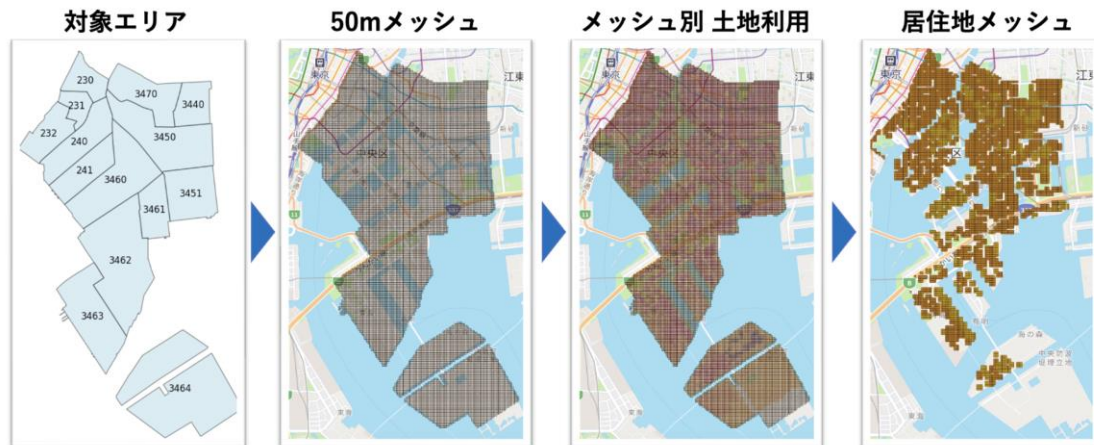


図3: 居住地メッシュ生成フロー

ここで、 P_{1n} は選択 n が選択される確率を表す。 V_j は Activity Pattern (AP)の選択肢が持つ確定効用、 μ_n は Szone Choice (SC) に対する下位の Facility Choice (FC)のスケールパラメータ、 Γ_n は FC ネストのログサムである。

4. 施設圏域の可視化

4.1 可視化手法

本章は、確率等高線による可視化手法を概説する。一般的に、ABMを用いた交通の再現では、ゾーンごとの選択結果を道路単位で集計して可視化する。本研究ではこの手法を施設選択に置き換え、施設ごとの選択確率をメッシュ単位で計算・集計する。離散選択モデルでは、選択主体（個人）が効用差に基づき施設を選択する。そのため、選択者の地点と個人属性を生成し、メッシュごとに選択確率を算出し、ヒートマップとして可視化する。具体的なフローは以下の3段階構成である 1) ABM：式(3)を用いて施設選択確率を計算、2) 施設ごとに選択確率を集計してヒートマップ化、3) カーネル密度推定で等ポテンシャル地点を結び、確率等高線を生成する。シミュレーションに必要なデータは、行動主体である「人」と選択対象である「場所」に分類される。人に関する情報としては、年齢・性別などの個人属性と、居住地座標・年収・免許の有無などの社会属性（Activity Pattern Choice のダミー変数）が含まれる。場所に関しては、Szone Choice 推定に必要な直線距離・標高差・施設密度などの変数と、Facility Choice 推定に必要な施設までの直線距離・築年数・標高差などが必要となる。場所データは施設単位で整理されており、主に「人」に関するデータの整理をメッシュごとに行う必要がある。

4.2 人口推計

本研究では、分析対象地域（豊洲）に対し 50m メッシュを作成し、土地利用情報を付加して、中高層建物・低層建物（非密集地・密集地）を居住地メッシュとして抽出した（図3）。次に、居住地メッシュの中心座標を居住地とする

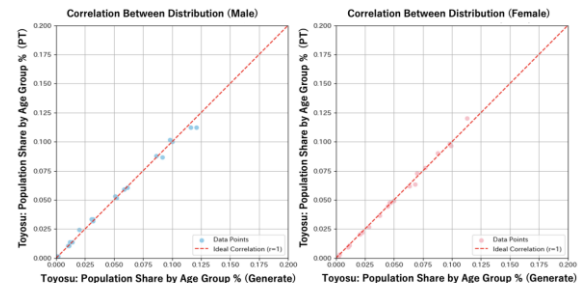


図4: 性別・年齢別 積率相関係数比較図

Agent を作成し、それぞれ異なる年齢・性別を付与した。具体的には、Farooq et al¹⁴⁾ の *Simulation-based population synthesis* の枠組みに倣い、観測された属性分布と地域ごとの人口比率制約を同時に満たすよう、居住地メッシュ単位のエージェントを逐次生成する MCMC (Markov Chain Monte Carlo) 用いた合成人口生成手法を適用した。実装にあたっては、まず国勢調査に基づき町丁目 × 年齢層 × 性別の初期割付を行い、これを初期状態として Metropolis-Hastings 法により Agent の属性を順次更新した。更新候補は、町丁目・年齢層・性別のいずれかを確率的に変更することで生成し、受理確率は全域の年齢×性別周辺分布が PT 調査の分布に整合し、かつ町丁目内の属性構成が国勢の傾向から大きく逸脱しないように定義した。この反復により、PT 分布を崩さずに地域ごとの人口属性を再現する合成母集団を構築している。この人口分布は、2020 年国勢調査と比較して、中央区、江東区の分布特徴を表現できていることが確認された。今回推定されたモデルでは年齢と性別のみ個人属性として変数化されているため、以上の2点に関して近似結果を図4に示す。生成した Agent の分布割合に関しては、全数に対する各年齢層の積算相関係数に基づき、男性 $R = 0.99$ 、女性 $R = 0.98$ と十分な精度が得られた。

一般的に、離散選択モデルの精度は主に尤度比で評価され、シミュレーションによる交通再現の確認も行われる。菊池ら¹⁵⁾は、岡山市内のプローブパーソンデータから市街地回遊アクティビティモデルを構築し、施設立地による回

遊および経路選択の変化を、シミュレーションと実測データの両面から評価した。オープンカフェ施設による周辺リンク交通量の増加を直感的に可視化し、施設設置による回遊影響を再現・評価するフレームワークを構築している。一方、交通量と異なり商圈には真値が存在せず、従来は数値化が比較的困難である。笠原ら¹⁾は店舗売上金額による比較を行っているが、商業施設以外への応用が難しく、汎用的な分析手法とは言えない。そこで、本研究で提案した枠組みが歩行者に対して、公立学校・商業施設といった性質の異なる施設においても高精度かつ定量的に各施設圏域を推定・可視化・評価を可能にする事を次章で結果と考察から示す。

4.3 豊洲地区におけるケーススタディ

4.3.1 学校選択モデルの可視化

豊洲駅を含む Szone 3410、再開発による人口増加の結果、2018 年時点で同一 Szone 内に 3 つの小学校が存在する。これらはいずれも北東部に偏在しているが、校区は大きく異なる。この要因は地域内の人口偏在にあると考えられる。例えば、南西部には豊洲市場が広がり住居数が少ない一方、北東部はららぽーと豊洲や豊洲駅周辺が居住地として開発されてきたと推察できる。今回、メッシュ単位で Agent を生成したことで、人口偏在による圏域の変化も再現できた。実際の小学校区とモデル推定結果を図 5～10 に示す。学校選択モデルは、年齢区分別に公立の幼稚園・小学校・中学校を選択肢として構造化しており、学生年齢を対象に全ての個人が home-school-home を選択する仮定のもと修正済み尤度比は 0.60 と最も高かった。また、可視化結果も実際の小学校区と比較して視覚的に妥当な結果が得られた。作成したモデルと可視化手法は、小学校区という真値との比較によりその妥当性が確認され、等高線とモデルを用いた数値的な分析が可能となった。

4.3.2 商業施設選択モデルの可視化

次に、豊洲地区において代表的な商業施設である「ららぽーと豊洲」の持つ圏域を可視化する。可視化は、小学校選択モデルと同じ構造を持つ大型商業施設選択モデルを用いた。可視化の結果を以下の図 11 に示す。ABM による可視化は、既往手法であるボロノイ分割図と大きく異なる結果を示した。両者は直線距離に依存するため中心部の形状は類似するが、周囲の競合施設との相対的な築年数が影響し東西方向への広がりが見られた。図 11 の凡例は、大型商業施設を選択する確率を示しており、ABM の性質上、確率の最大値は 1.0 未満となる。Activity Pattern Choice では、すべての個人が home-shopping-home を選択する仮定のもと確率を算出した。居住地から近傍 10 個の Szone を対象に目的地選択を行い、目的ゾーン内で施設選択を行う構造であり、目的ゾーン選択には Shopping Center 数を考慮した。これにより、商業施設を持たないゾーン居住者は近傍から選択する流れとなり、現実の購買行動と整合的な結果となっ



図5: 豊洲小学校区

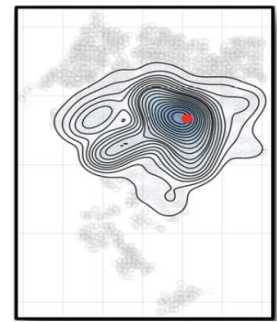


図6: 豊洲(Model)



図7: 豊洲北小学校区

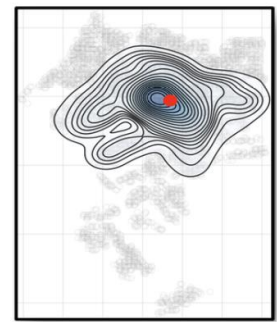


図8: 豊洲北(Model)



図9: 豊洲西小学校区

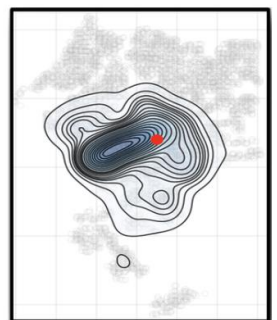


図10: 豊洲西(Model)

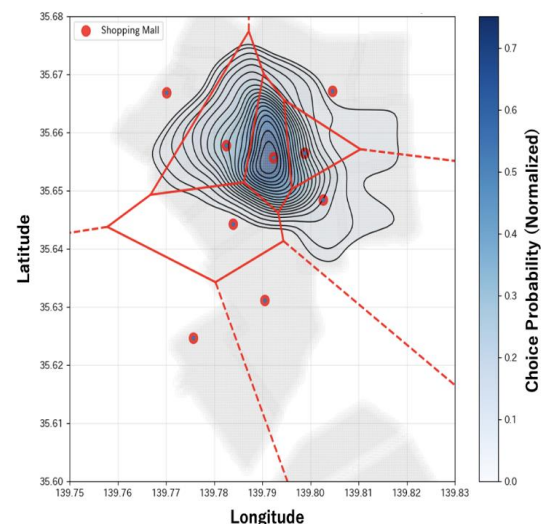


図11: 「ららぽーと豊洲」とボロノイ分割図の比較

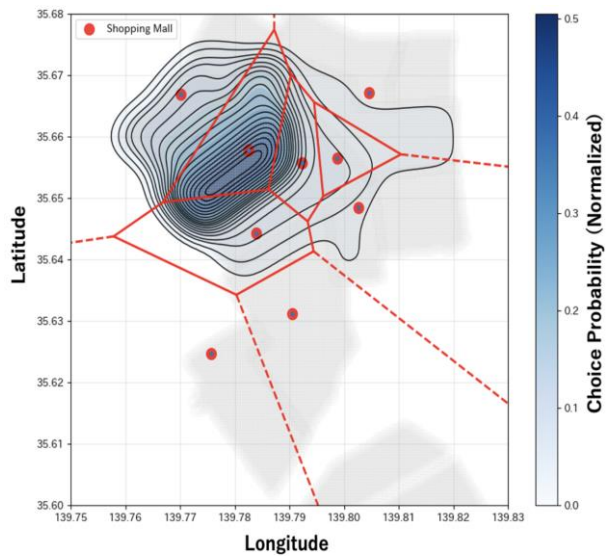
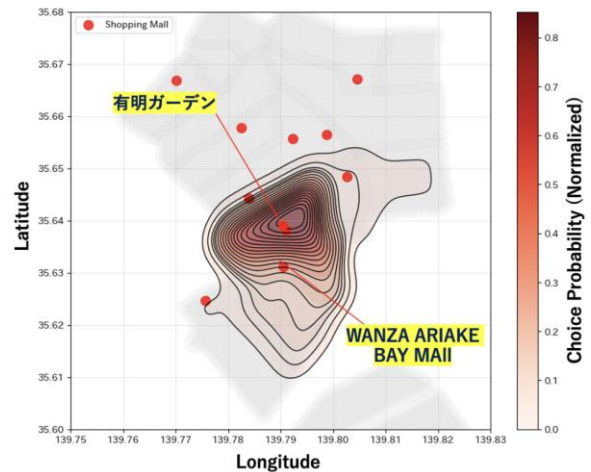


図12: トリトンスクエア晴海とボロノイ分割図の比較

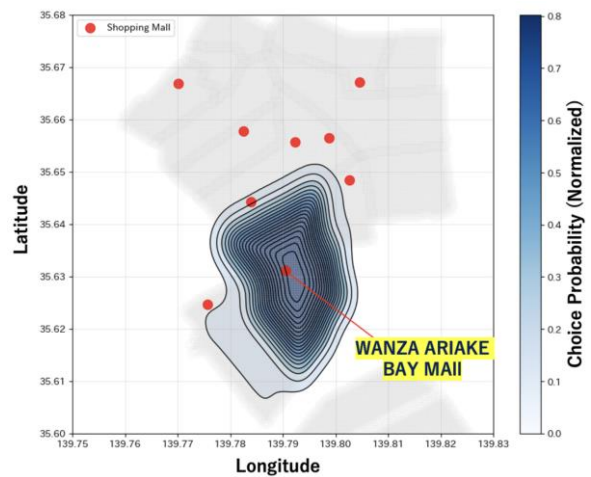
た。施設選択には直線距離を用いたため、高確率部分の形状はボロノイ分割図と類似した。続いて、「トリトンスクエア晴海」の圏域を可視化し、図 12 に示す。「ららぽーと豊洲」は江東区に、「トリトンスクエア晴海」は中央区に位置し、両者は海で隔てられ橋のみで接続されている。公共交通機関はバスのみであり、鉄道は通っていない。シミュレーション結果でも、江東区方面からのアクセスは少なく、中央区側に偏っていた。また、ららぽーと豊洲では高選択確率エリアがボロノイ分割図と一致した一方、トリトンスクエアでは大きく異なる結果となった。これにより、陸続きで競合施設が多い場合はボロノイ分割図が実態をある程度反映するが、地理的に隔てられた地域や競合が少ない場合には信頼性が低下することが分かる。本モデルによるポテンシャルマップは、Szone Choice を介して地理的制約も考慮しており、豊洲地区の状況をより精緻に表現できる。つまり、ボロノイ分割図が競合施設間の距離のみを考慮するのに対し、本モデルは地理的制約も加味し、より現実的な圏域描写を可能にした。

5 新規施設による生活圏変化

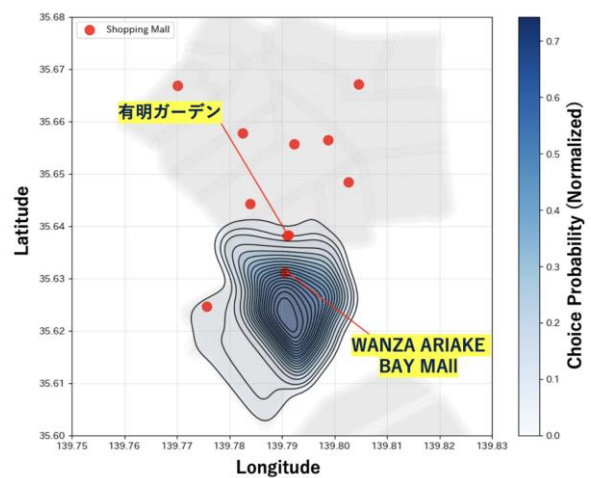
最後に、新規商業施設の立地による近傍施設の商圈変化を可視化する。対象は WANZA ARIAKE BAY MALL であり、有明ガーデン (2020 年竣工) の開業による影響を 2018 年から 2024 年にかけて時系列分析する。(図 13a) に 2024 年時点の有明ガーデンの商圈を示す。有明ガーデンは住友不動産により整備された大型複合商業施設であり、周辺には東京ビッグサイトや有明テニスの森公園などが立地する。開業以前は WANZA ARIAKE BAY MALL (1996 年竣工) が主要な商業施設であった。図 13b に示す 2018 年時点では、WANZA の選択確率最大値は 0.8 に達し、30%超の第一・次商圈も広く分布していた。一方、図 13c に示す 2024



(a) 2024年 有明ガーデンの商圈



(b) 2018年 WANZA ARIAKE 商圈



(c) 2024年 WANZA ARIAKE 商圈

図13: 新規施設開業前後の商圈変化 (全体)

年時点では、選択確率の最大値が低下し、商圈面積も縮小している。さらに、確率等高線のピークが南側に移動していることが確認できる。この南下現象は、有明ガーデン開業によって商業施設間の選好バランスが変化したことが一因と考えられる。たとえば、ダイバーシティ東京（2012 年竣工）（図 13a 上の南端のプロット）も比較的新しい施設だが、有明ガーデンに比べると築年数が古く、消費者の選択行動に影響を与えた結果と考えられる。

6 おわりに

本研究は、豊洲エリアにおける商業施設選択行動を対象に、地理的制約や施設属性を考慮した離散選択モデルにより、統計的有意性を反映したポテンシャルマップを作成し、各施設圏域の実態把握に資する新たな分析手法を提示した。既存のボロノイ分割図など距離依存型モデルとは異なり、築年数差異や地理的隔絶、施設密度といった現実的要因を組み込むことで、精緻な施設圏域推定を可能にした。その結果、トリトンスクエアのように距離依存モデルでは再現できない選択行動の偏りを適切に可視化でき、新規施設開業に伴う既存施設の商圈縮小や重心移動も時系列的に把握できた。これにより、従来手法の地理的制約・動的状態変化への対応不十分性や変数の有意性検証不足を克服できる可能性が示された。また、同様の施設圏域推定の枠組みによって公立学校のような特性が異なる施設についてもその圏域を推定・可視化が可能であることを示した。今後、本手法は新規立地時の市場影響評価、複合施設開発時の圏域競合分析、都市計画における集客予測など幅広い応用が期待される。また、Activity Pattern に基づき複数施設立ち寄り行動をモデリングすることで、商業施設・公園・駅の一体的整備効果の定量分析にも展開可能である。例えば、今回の分析では省略した公園や医療施設、鉄道駅と商業施設を一体開発する際に、高度な歩行者 ABM を用いてシミュレーションする事で、施設毎ではなく一貫した枠組みのもとその開発全体を定量評価することが可能になる。一方で本研究では個人属性や施設魅力度の変動を静的に仮定しており、今後は属性別需要分析、施設魅力度の時系列変化の考慮、街路ネットワークに基づく距離設定などが今後の課題として残る。

【参考文献】

- 1) 笠原一人, 古山正雄. 商圈推定問題におけるハフモデル, 介在機会モデル, ボロノイ図の相互比較京都市を事例として. 都市計画論文集, Vol. 32, pp. 115–120, 1997.
- 2) 櫻井雄大, 宮崎慎也, 藤井明. 多項ロジットモデルを用いた商業集積地に対する選択行動モデルの構築と商圈の分析世田谷区の一部地域を対象として. 都市計画論文集, Vol. 46, No. 3, pp.427–432, 2011.
- 3) Andres Sevtsuk and Raul Kalvo. Modeling pedestrian activity in cities with urban network analysis. Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science, Vol. 52, No. 2, pp. 377–395, 2025.
- 4) Dana Kaziyeve, Petra Stutz, Gudrun Wallentin, and Martin Loidl. Large scale agent-based simulation model of pedestrian traffic flows. Computers, Environment and Urban Systems, Vol. 105, p. 102021, 2023.
- 5) Li Yin. Assessing walkability in the city of buffalo: Application of agent-based simulation. Journal of urban Planning and Development, Vol. 139, No. 3, pp. 166–175, 2013.
- 6) Francesca Pagliara and Harry Timmermans. Choice set generation in spatial contexts: a review. Transportation Letters, Vol. 1, No. 3, pp. 181–196, 2009.
- 7) 澤田茜, 川辺拓也, 白洲瑛紀, 佐々木邦明. アクティビティマイクロシミュレーションと観測データの融合による需要予測手法. 土木計画学研究・講演集, Vol. 53, 2016.
- 8) John L Bowman and Moshe E Ben-Akiva. Activity-based disaggregate travel demand model system with activity
- 9) 石井良治, 福田大輔, 柳沼秀樹, 日下部貴彦, 茂木渉, 磯野昂士, 渋谷剛史, 末成浩嗣, 西隆太, 伊藤祥太. アクティビティシミュレータ“東京都市圏 act”の開発と都市交通政策検討への活用. 土木計画学研究・講演集, Vol. 64, 2022.
- 10) Francesco Chiaradia, Ketil Lelo, Salvatore Monni, and Federico Tomassi. The 15-minute city: An attempt to measure proximity to urban services in rome. Sustainability, Vol. 16, No. 21, p. 9432, 2024
- 11) Ben-Akiva, M., & Morikawa, T. (1990). Estimation of travel demand models from multiple data sources. *Proceedings of the 11th International Symposium on Transportation and Traffic Theory*, 461–476.
- 12) Fox, J., Daly, A., & Hess, S. (2003). *Discrete choice modelling for transport*. Ashgate.
- 13) Rossi, T., Wargelin, L., Bradley, M., Pendyala, R., & Bhat, C. (2014). Guide for Travel Model Transfer. NCHRP Report 765. Transportation Research Board.
- 14) Bilal Farooq, Michel Bierlaire, Ricardo Hurtubia, and Gunnar Flötteröd. Simulation based population synthesis. Transportation Research Part B: Methodological, Vol. 58, pp. 243–263, 2013.
- 15) 菊池雅彦, 岩館慶多, 羽藤英二, 是友修二, 石井良治, 茂木渉, 石神孝裕. プローブパーソン調査データを用いた回遊性向上施策の実務的評価手法. 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol. 74, No. 5, pp. 1735–1745, 2018.

選択肢集合の異質性を黙示的に考慮した買い物目的地選択モデル

全国の地方都市を対象とした実証分析

Shopping destination choice model considering individual's implicit choice-set heterogeneity

An empirical analysis for Japanese regional cities

宮川朋也*・石井良治*・柳沼秀樹**

Tomoya Miyagawa*, Ryoji Ishii* and Hideki Yaginuma**

In this study, we focus on the concept of choice-set heterogeneity and formulate a shopping destination choice model that is both reproducible and practical enough to be applied in practice. Specifically, we developed an IAP-MNL model by utilizing the concept of Implicit Availability/Perception (IAP), which can relatively easily consider the heterogeneity of choice sets. Parameter estimation using data from local cities in Japan confirmed that the IAP-MNL had a goodness of fit like that of the model estimated by MNL. In addition, the results of the verification of generalization performance showed different results between the indices, and it was concluded that IAP-MNL was superior overall.

Keywords: destination choice, choice set, generalization performance, behavior model

目的地選択, 選択肢集合, 汎化性能, 行動モデル

1. はじめに

我が国の地方都市において、モータリゼーションや郊外型ショッピングモールの台頭による中心市街地の空洞化が進んで久しい。これらの問題に対処するため国土交通省では「コンパクト・プラス・ネットワーク」構想を打ち出しており、特に立地適正化計画による商業施設の中心部への長期的な機能誘導が各都市で展開されている¹⁾。立地適正化計画をはじめとする中心市街地のにぎわいを取り戻す施策では、対象地域における居住者の買い物行動特性の把握、とりわけ個人がどこへ買い物に行くのか、なぜそこが買い物目的地として選ばれたのか、などの買い物目的地選択行動を精緻に分析することが適切な施策検討・評価を実施する上で求められる。このように買い物目的地選択行動の把握は、昨今の都市計画および交通計画の施策検討に重要な役割を果たす。実際、我が国でも古くから交通研究の文脈で買い物目的地選択モデルの構築が試みられている²³⁾。また従来の四段階推計法に代わる新たな交通行動分析スキームとして近年適用が進んでいるアクティビティベースドモデル (ABM) においても、買い物目的地選択モデルが組み込まれている⁴⁾。

ところで、買い物目的の行動は、通勤・通学等の義務的活動とは違い活動の自由度が高いことから、個人の異質性の影響を強く受けると考えられる。具体的には、買い物目的地における選択肢集合は巨大であり、さらに個人の社会経済属性や置かれた状況によって多くのバリエーションが存在するため、他の選択行動と比べて予測精度が低いことが課題となっている。これまでに選択肢集合の選別・生成プロセスを加味したモデルが提案されているが、選択肢集合の列举に膨大な計算量が必要となるなどの課題がある。そのため、実務ではモデルの複雑さや計算量の増大を回避する

ために、多少の予測精度を犠牲にしても多項ロジットモデル(MNL)のような極めて単純なモデルの適用に留まる。本研究では、上述の課題に対処するため選択肢集合の個人による異質性に着目し、実務においても適用可能な再現性と実用性を兼ね備えた買い物目的地選択モデルの定式化および実証を行う。具体的には、Cascetta & Papola⁵⁾が提案した選択肢集合の列举を必要とせず異質性を比較的容易に考慮することが可能な Implicit Availability/Perception (IAP) を援用した IAP-MNL モデルを構築する。さらに、令和3年度全国都市特性調査データ⁶⁾を利用して、全国の地方都市を対象とした実証分析を行う。

本稿の構成は、2章にて既往研究の整理、3章にてモデルの定式化、4章にてモデルの再現性評価手法を示し、5章にてそれらのモデルを全国の地方都市で実証した結果を示す。最後に6章にて今後の課題を含めた研究全体のまとめを記す。

2. 既往研究の整理と本研究の位置付け

2.1 買い物目的地選択モデルに関する研究

交通行動分析における目的地選択行動は、古くから重視されてきた。1970年代に入り多項ロジットモデル(MNL)がMcFadden⁷⁾により成立すると、離散選択モデルによって目的地選択モデルを構築する事例が数多く見受けられるようになる。Sivakumar and Bhat⁸⁾によれば、買い物目的地選択を含む non-work な空間場所選択のモデル化が他の選択行動と比べて困難な原因として、1) 個人間だけでなく同一個人の選択機会によってもばらつきがあるなど、空間的な自由度が高いこと、2) 交通や都市計画だけでなく、サービス・小売・不動産などの状況にも選択が左右されること、の二点を挙げている。

*正会員 一般財団法人計量計画研究所 (The Institute of Behavioral Sciences)

**正会員 東京理科大学創域理工学研究科社会基盤工学専攻 (Tokyo University of Science)

2.2 選択肢集合の異質性に着目した研究

従来の離散選択モデルでは、各個人にとっての選択肢集合(choice set)を所与のものとし、その中から一つの選択肢を選択するという行動「のみ」をモデル化している。しかし、選択肢集合は個人の社会経済属性や選択肢特性によって本来異なるはずであり、それを分析者側が適切に決定できない場合はバイアスを生ずる。Manski⁹⁾はこの点に着目し、選択肢集合形成段階、すなわち選択肢集合の各個人による「選別」過程を明示的に考慮した選択確率式を以下のように定式化した。

$$P_{jn} = \sum_{C \in G} Q_n(C) \cdot P_n(j|C) \quad (1)$$

これは、全選択肢集合 G を考えた時に、空集合を除くすべての部分集合 C の組み合わせを対象に、個人 n にとってそれらの部分集合が形成される確率 $Q_n(C)$ と、部分集合が定まった条件下で選択肢を選ぶ条件付き確率 $P_n(j|C)$ との積によって表される同時確率を C が取りうるすべての組み合わせで加算することにより、全集合からの選択確率 P_{jn} を表現するものである。今までに式(1)に基づいたさまざまなモデルが提案されてきた^{10)~12)}が、それらはいずれも取りうる選択肢集合 C の組み合わせ列挙が必要であり、特に本研究が対象とするような選択肢数が膨大である場合には実用的とは言い難い¹⁴⁾。

Cascetta and Papola⁵⁾は、前述のように選択肢集合を列挙する必要がない Implicit Availability/Perception (IAP)モデルを提案した。このモデルは、経路選択や目的地選択などをはじめ選択肢数が膨大となるシチュエーションで、選択肢集合の異質性が強く行動に反映される場合に適していると考えられる。IAP モデルを経路選択に適用した例は海外を中心に数多く見られる^{13)~15)}一方、目的地選択に適用した例は少なく、我が国では私見の限り災害時の避難行動への応用例¹⁶⁾が見られる程度である。

2.4 本研究の位置付け

本研究で対象とする買い物目的地選択行動に関して、車の利用可否などの社会経済属性などによって選択肢集合の限定が比較的強く行われることは容易に想像ができ、選択肢集合の異質性を考慮したモデリングにより適合度や再現性の向上が可能であると考ええる。その際、選択肢数が膨大であるため、選択肢集合の組み合わせ列挙をせずに済む方法が、本研究が対象とするシチュエーションにはふさわしいといえる。したがって、本研究では、IAP モデルの一種である IAP-MNL モデルにより買い物目的地選択モデルの構築を行う。

また、本研究では全国の地方都市への適用という空間的なモデル移転を念頭においているため、既知データだけでなく未知データに対してもきちんと再現性を担保できるか、すなわち汎化性能の検証もモデルの定式化とともに重要である。そこで本研究では、適合度の確認に加え、地域別の外部検証を様々な評価指標を用いて行うことで、多角的な

汎化性能の評価と解釈を試みる。

3. 買い物目的地選択モデルの定式化

本節では、モデル構築に用いた各種モデルの概要と定式化を示す。

3.1 多項ロジットモデル(MNL)

多項ロジットモデル(MNL)⁷⁾は、離散選択モデルの中で最も単純なモデルであり、極めて操作性に優れるという特徴を持つ。具体的には、効用関数の確率項に個人間・選択肢間で独立かつ同一のガンベル分布を仮定したモデルで、個人 $n \in N$ が選択肢 $j \in C$ を選択する確率は次のように表される。

$$P_{jn} = \frac{\exp(\mu V_{jn})}{\sum_{k \in C} \exp(\mu V_{kn})} \quad (2)$$

式(2)において、 V_{jn} は効用の確定項であり、式(2)に表すように選択肢の特性および個人の社会経済特性などの説明変数 Z_x の線形結合で表現されることが一般的である。

$$\begin{aligned} V_{jn} &= \sum_{x=1}^X \beta_x Z_x \\ &= \beta_1 Z_1 + \beta_2 Z_2 + \cdots + \beta_X Z_X \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)において、 β_x はパラメータであり、変数 Z_x が一単位増加した時の効用の増分、すなわち限界効用を表していると解釈できる。最適な β_x を推定するためには、尤度関数を最大にするパラメータ値を推定量とする、最尤推定法を用いる。なお、 μ はガンベル分布のスケールパラメータであり、 β_x と同時推定することは不可能なため、通常1に固定する。

なお、本研究で対象とする目的地選択は空間選択であるが、空間選択に対し式(4)の効用関数をそのまま適用してしまうとゾーンの切り分け方により結果が異なってしまう恐れがある(空間の可変単位問題)。Ben-Akiva and Lerman¹⁷⁾は以下の式で表される効用関数を適用することで、この問題を回避できると主張した。

$$V_{jn} = \ln S_j + \sum_m \beta_m \ln \frac{S_{mj}}{S_j} + \sum_n \beta_n Z_{ntj} \quad (4)$$

S_j, S_{mj} は規模変数といい、ゾーン面積・店舗数などゾーンの規模に変数の値が左右される変数である。この方法では、基準となる規模変数 S_j を一つ選び、その他の規模変数 S_{mj} を S_j により基準化するという方法であり、簡便でありながら空間の可変単位問題に対処できる定式化として空間選択に有用であると考えられる。本研究においても、式(4)をベースに各モデルを定式化することとする。

3.2 IAP-MNLモデル

Cascetta and Papola⁵⁾によって提案されたIAP-MNLモデルは、MNLの効用の確定項に選択肢が知覚・選別される程度を表す選択肢知覚項 BC_{jn} を導入したモデルで、選択確率

式は以下の通り表される。

$$P_{jn} = \frac{\exp(V_{jn} + \ln BC_{jn})}{\sum_{k \in C} \exp(V_{kn} + \ln BC_{kn})} \quad (5)$$

式(5)において、 V_{jn} は通常のMNLと同様、効用の確定項であり、選択肢の特性および個人の社会経済特性などの説明変数 Z_x の線形結合で表現されることが一般的である。 BC_{jn} は、0~1の値をとる潜在変数と定義すると、選択肢 j が個人 n に選別される、即ち選択肢集合として知覚される確率と解釈できる。Cascetta and Papola⁵⁾では、その要件を満たすように、 BC_{jn} に次のような定式化を提案している。

$$BC_{jn} = \frac{1}{1 + \exp(\sum_{y=1}^Y \gamma_y Z_y)} \quad (6)$$

式(6)において、 Z_y は選択肢の選別に関わる観測変数、 γ_y はパラメータであり、通常のMNLと同様、最尤法により β_x と同時推定することが可能である。本研究においても式(6)の定式化を踏襲することとする。

4. 買い物目的地選択モデルの再現性評価手法

本節では、本研究で構築した買い物目的地選択モデルの再現性を論ずるための評価方法について論ずる。

4.1 in-sample テスト

伝統的な離散選択モデリングにおいて重視されてきたin-sample テストは、推定に使ったサンプルをそのまま用いて再現性を確認する方法である。この手法は、単純に推定データに対する当てはまりの良さをモデル間で比較したいときや基本的な再現性の確認には有用であるが、未知データへの適用を念頭に置いた汎化性能の良し悪しを論ずることはできない。

4.2 汎化性能の検証

「汎化性能」とは未知のデータに対する予測能力のことを言い、本研究で構築する買い物目的地選択モデルも、対象都市でない全国の地方都市への適用をも念頭に置いている以上、この意味での汎化性能が担保されていることが要件になってくる。ところが、離散選択モデリングの分野においては、伝統的に適合度検定をはじめとしたin-sampleテストが重視され、モデルの汎化性能・移転性を評価する検証が軽視されてきたきらいがある⁶⁾。ここでは改めてそのような汎化性の検証に用いる評価手法を整理した上で、本研究で用いた手法について述べる。

(1)内部検証と外部検証

汎化性能の検証は、内部検証と外部検証に大別される。内部検証とは、時間的・空間的に同一な母集団内でのモデルの再現性を検証することをいい⁷⁾、機械学習の分野では伝統的にこの方法が評価手法としてとられてきた。例えば、同一母集団内でのホールドアウト法や、サンプルを無作為に n 分割した上でその一つをTest Data、残りをTrain Dataとし、全てのデータがTest Dataとなるよう推定と検証を n 回繰り返すクロスバリデーション法などが該当する。

一方、外部検証とは、時間的あるいは空間的に異なる母集団に対する再現性の検証であり、移転性の評価ともいう。前述のように、本研究においては、全国の地方都市への適用というまさに空間的な移転を念頭に置いているため、外部検証による汎化性能の評価は必要不可欠であると言えるだろう。本研究では異なる都市・地域への汎化性を検証するため、地域毎にデータを分割し、それぞれでホールドアウト検証を行った。

(2)評価指標

モデルの汎化性能評価には、それぞれ異なる特徴を持った複数の指標が存在する。

a) 尤度比 (ρ^2)

パラメータ推定理論と関係が深い尤度比 ρ^2 は、最尤推定量を $\hat{\beta}$ として以下の式で表される。

$$\rho^2 = 1 - \frac{\ln L(\hat{\beta})}{\ln L(0)} \quad (7)$$

$L(0)$ は初期尤度と呼ばれ、パラメータを全て0に固定した時の尤度を表す。 $L(\hat{\beta})$ は最終尤度である。 ρ^2 により、推定したパラメータによって尤度がどのくらい向上したかを示すことができる。

この指標は、最尤法と理論が直結しているためモデルのデータに対する適合度の評価指標には適している一方、予測上の意味は何ら持たないため、予測性能に重きを置く場合や、未知のデータに対する外部検証の指標としては向いていない。本研究においても、尤度比は推定時の適合度の評価にのみ使用することとし⁸⁾、汎化性能評価の指標としては使用しないこととする。

b) 的中率 (正解率; accuracy)

モデルの的中率(機械学習分野では正解率とも呼ばれる)とは、その名の通り全サンプルのうちモデルの予測が正解の選択肢に実際に「的中」した割合を表す。個人 n の実際の目的地を d_n^t 、モデルが予測した目的地を d_n^p とすると、的中率は以下の式で表される。

$$Accuracy = \frac{\sum_n (d_n^t = d_n^p)}{n} \quad (8)$$

的中率は直感的で分かりやすい指標だが、「的中率最大化」とパラメータ推定時に行なっている「尤度最大化」の基準が異なるため、モデルの適合度の指標としては尤度比の方が向いている。逆に、その定義からも分かる通り予測性能に直結する指標であるため、予測性能に重きを置く場合の指標や、未知データに対する検証をする際の評価指標としては適していると考えられる。本研究においても、汎化性能評価の指標の一つとして用いることとする。

c) 二乗平均平方誤差 (root mean squared error; RMSE)

モデルの多面的な性能評価には、全体的な予測力だけでなく、集計的な予測性能に対する指標も必要である。特に、実務においては最終的なモデルのアウトプットは選択肢毎の集計量の予測であることが多く、本研究も目的地ゾーン

毎の集計量の予測を実際の計画に活かすことを念頭においている. そのような集計量に対する予測性能を表す指標が, 二乗平均平方誤差(RMSE)と平均絶対誤差(MAE)である.

RMSE は, 選択枝数を K , 選択枝 k の観測値の集計量を O_k , 予測値の集計量を P_k とすると, 次の式で表される.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_k (O_k - P_k)^2} \quad (9)$$

d) 平均絶対誤差 (mean absolute error; MAE)

MAEは, RMSEと同じく選択枝数を K , 選択枝 k の観測値の集計量を O_k , 予測値の集計量を P_k とすると, 以下の式で表される.

$$MAE = \frac{1}{K} \sum_k |O_k - P_k| \quad (10)$$

MAEも, RMSEと同様に予測値と実測値の集計的な誤差を表す指標である点では同じであるが, RMSEが差の二乗和の平方根で評価しているのに対し, MAEでは直接絶対値を取っている. この違いにより, MAEの方がRMSEに対し外れ値による影響を受けにくいという特徴があり, 評価指標としてはMAEの方が直感的で分かりやすい一方, 予測が大きく外れたサンプルを重視する場合にはRMSEによる評価が適しているとも言える. 本研究では, 前述の的中率に加え, RMSEとMAEの両方を汎化性の評価指標として用いることで, そのような多角的なモデル評価を試みる.

5. 全国都市交通特性調査による実証分析

本研究では, 令和3年度の全国都市交通特性調査(通称: 全国 PT 調査)⁹⁾による行動実績データを用いて分析を行った.

5.1 使用データの概要

(1)令和3年度全国都市交通特性調査

全国都市交通特性調査(旧「全国パーソントリップ調査」)とは, 「全国横断的」かつ「時系列的」に都市の特性を把握する調査で, 東京都市圏パーソントリップ調査などの都市圏 PT に比べると, 各都市あたりのサンプル数が小さい代わりに(都市圏 PT が実施されていないような小規模都市も含めた)全国横断的な分析が可能となっている点に特徴がある. 1987年の第一回調査以降, 国土交通省が主体となり, 概ね5年に1回, 都市圏規模別に抽出した対象都市に対し継続的に調査が実施されている. 本研究では, 直近の令和3年度調査を行動実績データとして使用した.

本研究で対象とする都市に関しては, 令和3年度調査の対象都市である70都市から首都圏・京阪神・中京の三大都市圏に該当する都市を除いた計41都市とした. 具体的な対象都市を表-1に示す. 表中に示されている各都市類型d-jは, 地方中枢・地方中核などそれぞれの都市の規模感や, 中心都市か周辺都市かといった位置付けを反映している.

表-1 分析対象都市

都市類型		対象都市
d	地方中枢都市圏	中心都市 札幌市, 仙台市, 広島市, 北九州市, 福岡市
e		周辺都市 小樽市, 千歳市, 塩竈市, 呉市, 大竹市, 太宰府市
f	地方中核都市圏	中心都市 宇都宮市, 金沢市, 静岡市, 松山市, 熊本市, 鹿児島市
g	(中心都市 40 万人以上)	周辺都市 小矢部市, 小松市, 磐田市, 総社市, 謙卑市, 臼杵市
h	地方中核都市圏	中心都市 弘前市, 盛岡市, 郡山市, 松江市, 徳島市, 高知市
i	(中心都市 40 万人未満)	周辺都市 高崎市, 山梨市, 海南市, 安来市, 南国市, 浦添市
j	地方中心都市圏・その他の都市	- 湯沢市, 伊那市, 上越市, 長門市, 今治市, 人吉市

表には無い類型a-cは三大都市圏の中心・周辺都市が該当する. それぞれの都市はさらに小ゾーンに細分化されており, 各個人はそれぞれが居住する都市から一つのゾーンを選択するものとする. ゾーン数の目安は最も多い札幌市で788, 最も少ない長門市で27となっている.

(2)平成26年度商業統計

本研究では買い物目的地選択行動を扱うため, 上で述べた全国 PT 調査に加え, 平成26年度の商業統計から商業施設や大規模小売店に関するより詳細なデータを補完して用いた⁹⁾. 具体的には, 500mメッシュデータをゾーン毎に変換し, 店舗数と大規模小売店の面積を算出している. 大規模小売店に関しては, ゾーン毎に業種別(ショッピングセンター・ホームセンター・専門店・百貨店・総合スーパー・食品スーパー)の面積[m²]を算出したものをを用いた.

5.2 構築したモデル

(1)MNL

まず, 本研究ではベースモデルとして単純なMNLを構築し, 推定を行なった(以下, Model1とする). Model1では, 「ODゾーン間距離[km]」¹⁰⁾や下位の交通手段選択モデルから得られた期待平均効用(交通アクセシビリティ)を表す「交通手段ログサム」などの基礎的な変数を考慮しているほか, 商業に関わる変数として店舗数や, 形態別の大規模小売店の面積[m²](全6種類: ショッピングセンター, ホームセンター, 専門店, 百貨店, 総合・食品スーパー)を考慮している. なお, Model1はダミー変数による構造化の違いにより1-1~1-3の三つの枝番に分かれている. Model1-1は, 上述の全ての変数を都市類型d-j全てに場合分けせず導入している. Model1-2に関しては, 百貨店面積を類型d・e・g・i・jとそれ以外, すなわち地方中核都市圏の中心都市であるか否かで場合分けしている. また, ホームセンター面積は類型d・e・g・i・j, 専門店面積に関しては類型e・g・i・jの時のみ, 効用関数に含める形となっている⁸⁾. Model1-3に関しては, Model1-2の構造化に加え, ゾーン間距離を都市類型とトリップ距離により構造化している. 具体的にはまず類型d, すなわち地方中枢都市圏の中心都市であるか否かで場合分けし, その上で類型dの場合はトリップ距離が3km以上か, dでない場合は内々トリップであるか否かという4パターンに構造化している. さらに, 3章で述べたように, 空間の可変単位性に対処するため, 基準となる規模変数としてゾーン面積 S^* [km²]を設定し, 他の

規模変数は対数を取った上で S^* により基準化している。

(2)IAP-MNL

本研究では、ベースモデルである Model 1 に対し、選択肢集合の異質性を implicit に考慮できる IAP-MNL モデルを構築した(以下, Model 2 とする)。Model 2 の説明変数は、距離が遠いゾーンに対する選択肢集合からの排除を表現するため、OD ゾーン間距離に関する変数以外は Model 1-2 や 1-3 と同様とし、OD ゾーン間距離(とその構造化に必要な変数)のみを選択肢知覚項 BC_{jn} の変数 Z_y として入れる仕様とした。Model 2 に関しては、選択肢知覚項中の変数構造化の違いにより 2-2 ~ 2-5 の 5 つに枝番が分かれている。Model 2-1 は、 Z_y として、単純な距離の対数のみを考慮している。Model 2-2、2-3 では、距離の対数を個人の社会経済属性によって構造化している。具体的には、Model 2-2 では高齢者が否かで、2-3 では車利用が可能か否かで場合分けしている。Model 2-4、2-5 では、距離の対数を都市類型により構造化している。具体的には、Model 2-4 では、都市類型が d (地方中枢都市圏・中枢都市) であるか否かで、2-5 では中心都市であるか否かで場合分けしている。これらのパラメータ推定値 γ_y の大きさを比較することで、様々な社会経済属性・都市類型の違いによる選択肢の選別過程の違いを解釈することが可能となる。

5.3 推定結果

本節では、各モデルの推定結果を示す。なお、各モデルの推定には、University of Leeds の Hess と Palma により開発された離散選択モデル推定のための R 言語パッケージである“Apollo”¹⁸⁾を使用した。推定時には、対数のゼロ発散を防ぐため、ln をとる項では全ての値に微小数 (1.0×10^{-7}) を足してから対数をとっている。また、ゾーン数が 200 を超える都市に関しては、個人毎に 199 個の選択肢サンプリングを行い、実績の選択肢と合わせた計 200 選択肢を全選択肢とみなして推定を行なっている。

(1)Model 1

Model 1 の推定結果を表-2 に示す。全てのモデルにおいて、パラメータの符号は論理的に妥当となっている。また、 t 値を見ると全てのパラメータが 90%以上の信頼度で有意となっている。モデル全体のデータへの当てはまりの良さを表す自由度修正済尤度比は全てのモデルにおいて 0.4 以上と、ある程度の適合度を示しており、特に Model 1-2 と 1-3 に関しては良好な値を示している。ログサムパラメータに関しては、どのモデルも 1 近傍の値を示している。これは、目的地選択とその下位にある交通手段選択がほぼ同時選択行動になっていることを示唆している。

(2)Model 2

Model 2-1、2-2、2-3、2-4、2-5 の推定結果を表-3 に示す。まず、通常の説明変数のパラメータ β に関して、すべてのモデルにおいて、符号は論理的に妥当となっており、 t 値を見ると全てが 95%以上の信頼度で有意となっている。さらに、どのモデルも自由度修正済尤度比は 0.4 以上と Model 1 と遜色ない適合度を示している。特に Model 2-5 に関しては、

表-2 Model 1 の推定結果

*括弧内の数字は t 値を表す。			
説明変数	Model 2-1	Model 2-2	Model 2-3
ln(ゾーン面積)	-	-	-
ゾーン間距離	-0.344 (-1.88)	-0.0357 (-1.96)	-
ln(ゾーン間距離)	-0.908 (-18.2)	-0.912 (-18.3)	-
ln(ゾーン間距離): 都市類型dかつトリップ距離3km以上	-	-	-1.45 (-14.6)
ln(ゾーン間距離): 都市類型dかつトリップ距離3km未満	-	-	-1.14 (-9.70)
ln(ゾーン間距離): 都市類型efghijかつ内々トリップ	-	-	-0.902 (-11.0)
ln(ゾーン間距離): 都市類型efghijかつ内外トリップ	-	-	-0.972 (-16.7)
店舗数	0.652 (33.5)	0.642 (32.9)	0.639 (32.8)
ショッピングセンター面積	0.0597 (19.2)	0.0613 (20.2)	0.0624 (20.5)
ホームセンター面積	0.0164 (5.10)	0.0237 (6.68)	0.0245 (6.83)
専門店面積	0.00790 (2.40)	0.0252 (5.45)	0.0243 (5.26)
百貨店面積	0.0380 (6.49)	-	-
百貨店面積: 都市類型degij	-	0.0543 (6.87)	0.0636 (7.72)
百貨店面積: 都市類型fh	-	0.0270 (3.24)	0.0266 (3.20)
総合スーパー面積	0.0421 (13.6)	0.0419 (13.6)	0.0427 (13.8)
食品スーパー面積	0.0479 (17.8)	0.0496 (18.5)	0.0494 (18.3)
交通手段ログサム	1.03 (14.5)	1.02 (14.2)	0.985 (14.4)
サンプル数	n=2484	n=2484	n=2484
尤度比 (自由度修正)	0.412	0.414	0.415

表-3 Model 2 の推定結果

*括弧内の数字は t 値を表す。					
説明変数	Model 2-1	Model 2-2	Model 2-3	Model 2-4	Model 2-5
ln(ゾーン面積)	-	-	-	-	-
ln(ゾーン間距離)	1.57 (26.2)	-	-	-	-
ln(ゾーン間距離): 65歳未満	-	1.69 (24.2)	-	-	-
選択肢 ln(ゾーン間距離): 65歳以上	-	1.49 (21.9)	-	-	-
知覚項 ln(ゾーン間距離): 車利用可	-	-	1.58 (25.9)	-	-
パラ ln(ゾーン間距離): 車利用不可	-	-	1.67 (14.3)	-	-
メータ ln(ゾーン間距離): 都市類型d	-	-	-	2.07 (20.1)	-
γ ln(ゾーン間距離): 都市類型d以外	-	-	-	1.56 (25.9)	-
ln(ゾーン間距離): 中心都市	-	-	-	-	1.96 (25.9)
ln(ゾーン間距離): 中心都市以外	-	-	-	-	1.46 (22.8)
店舗数	0.649 (39.5)	0.647 (39.3)	0.649 (39.3)	0.648 (39.3)	0.653 (22.8)
ショッピングセンター面積	0.0612 (22.9)	0.0614 (22.9)	0.0612 (22.9)	0.0620 (23.1)	0.0620 (23.1)
ホームセンター面積	0.0227 (7.27)	0.0224 (7.24)	0.0228 (7.28)	0.0232 (7.43)	0.0220 (7.05)
専門店面積	0.0255 (5.77)	0.0253 (5.71)	0.0256 (5.76)	0.0249 (5.61)	0.0241 (5.39)
百貨店面積: 都市類型degij	0.0538 (8.05)	0.0542 (8.11)	0.0541 (8.09)	0.0618 (8.69)	0.0570 (8.47)
百貨店面積: 都市類型fh	0.0251 (3.56)	0.0253 (3.58)	0.0252 (3.56)	0.0246 (3.47)	0.0267 (3.77)
総合スーパー面積	0.0412 (14.6)	0.0413 (14.7)	0.0413 (14.6)	0.0418 (14.8)	0.0418 (14.8)
食品スーパー面積	0.0491 (20.5)	0.0490 (20.5)	0.0491 (20.5)	0.0489 (20.4)	0.0491 (20.5)
交通手段ログサム	0.865 (13.9)	0.882 (14.0)	0.821 (10.6)	0.773 (12.2)	0.695 (10.7)
サンプル数	n=2484	n=2484	n=2484	n=2484	n=2484
尤度比 (自由度修正)	0.414	0.414	0.414	0.415	0.416

自由度修正済尤度比が 0.416 と最も良好な値を示している。ログサムパラメータは 0 より大きく 1 以下となっており、ランダム効用最大化と整合する形で多次元の選択行動を表現できている。続いて、選択肢集合の選別過程を解釈するため、選択肢知覚項内の各パラメータ値 γ_x の解釈を試みる。直感的には、 γ_y の符号が正であれば、距離が遠くなればなるほど選択肢集合へ選別されにくくなるという現象を表現できていることになるが、全てのモデルにおいて γ_y はプラスで効いており、確かに直感と相違ない。そのもとで、 γ_y の絶対値の大きさは、選択肢集合から「排除」する感度と解釈でき、絶対値が大きいほど、少しの変数 Z_y の変化にも敏感であると解釈できる。Model 2-2 を見ると、65 歳以上よりも、65 歳未満の方が距離に対する感度が高くなっている。一般に高齢者の方が若年層よりも遠いところに行きづらいと考えるのが自然であるため、この結果は一見直感に反するようにも感じられるが、若年層には自動車免許を持たない層が一定数いることを考えると、若者の方が公

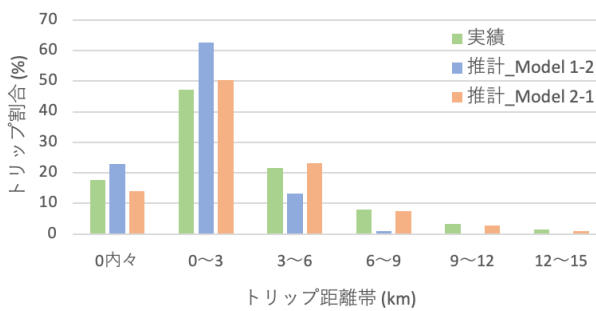


図-2 in-sample テストによる距離帯別トリップ分布

公共交通に頼っており、自動車で行けないようなところへ出かけづらい傾向にあると考えると説明がつく。Model 2-3 では、車利用不可の方が感度が高くなっており、車利用が不可能な人は遠くの買い物目的地をそもそも選択肢集合に入れないだろうという直感と一致する。Model 2-4 と 2-5 では、都市類型 d や中心都市の方が感度が高くなっており、周辺都市や比較的規模の小さい地方都市に居住している人の方がより広い範囲で買い物目的地を検討すると解釈が可能である。これは、小規模都市の自動車分担率の高さから言っても納得がいく結果であり、Model 2-3 の結果とも解釈が繋がる。

5.4 モデルの評価

(1) in-sample テストによる見かけの予測精度の確認

前節の推定結果を使い、後述の汎化性能を検証するための大前提として、in-sample テストによる見かけの予測精度の確認を行った。具体的にはトリップの距離帯毎に各モデルのパラメータ推定値を使って選択確率を集計し、各距離帯のトリップが全体に占めるシェアを算出・可視化したもの（トリップ分布）を比較することで、どちらが実績データを実際に再現できているか否かを確かめた。比較に使用するモデルは最も変数の組み合わせが近い Model 1-2, 2-1 とした。集計するトリップの距離帯の閾値は 3km とし、集計するトリップの距離帯の閾値は 3km とし、単一ゾーン内で完結する移動を表す内々トリップについては、発生無し (0km) に集約した。

図-2 に実績、Model 1-2, 2-1 の距離帯別トリップ分布を示す。Model 1-2 では、主に内々トリップや距離が 3km 未満の短距離トリップを過大評価してしまっていることがわかる。一方、Model 2-1 では、短距離トリップの過大評価が改善されていることがわかる。実際、図-2 の結果を用いて距離帯別トリップ割合の MAE を両モデルで算出すると Model 1-2 が 6.801、Model 2-1 が 1.488 と全トリップの約 5% 分もの差が見られる。原因を考察すると、Model 1-2 に関しては、比較的シェアが大きい短距離トリップ、特に距離帯が 1~3km のトリップにパラメータ値が過剰に引っ張られることで長距離トリップを拾えず、結果として短距離トリップの過大評価につながったと考えられる。一方、Model 2-

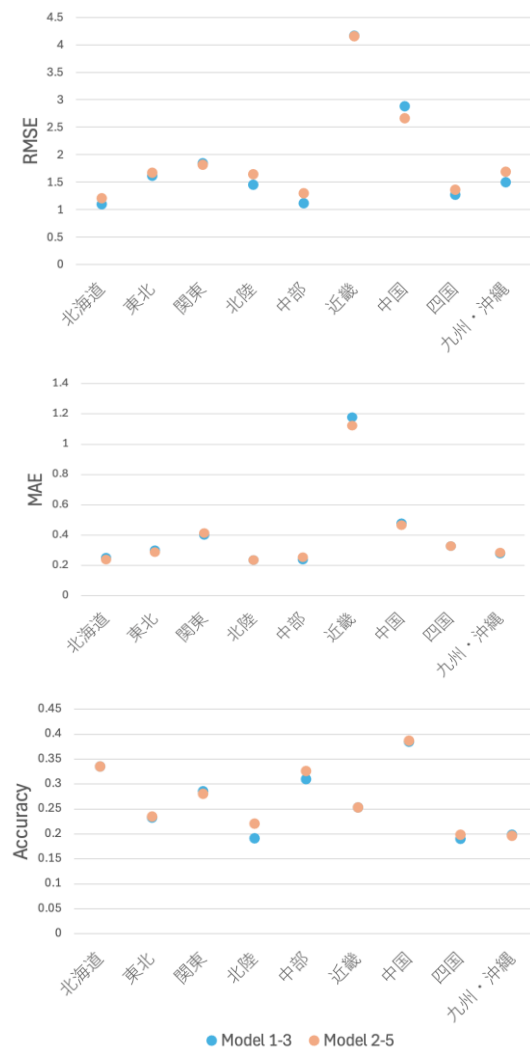


図-3 地域別の RMSE, MAE, Accuracy

1 では距離による選択肢の知覚選別過程を記述したことで、長距離のトリップが初めから選択肢集合から弾かれやすくなったと考えられる。このことにより、シェアが多い短距離トリップにパラメータ値を過剰に寄せることなく尤度最大化が可能となり、少ないシェアの長距離トリップの存在を拾える様になった、という考察が可能である。換言すれば、Model 2-1 は選択肢知覚項によりトリップ距離による選択肢の知覚・選別過程をモデル内で記述したことが功を奏し、見かけの予測精度が向上したといえる。

(2) 外部検証による地域別の汎化性能の検証

続いて、8 地域へのデータを使ったモデルの移転性を検証するために、地域別の外部検証を行なった。具体的には、Model 1 と Model 2 のうちそれぞれで尤度比ベースで最も成績が良かった Model 1-3 と Model 2-5 を用い、9 つの地域（北海道・東北・関東・中部・北陸・近畿・中国・四国）に都市を分割した上で、それぞれ一つの地域を選び、Test Data として分割する。Test Data 以外の地域を Train Data として推定し、その結果を用いて Test Data の各評価指標を算

出する。本研究では、汎化性能の評価指標として RMSE・MAE・的中率の3種類を用いた。このプロセスを全ての地域が一回ずつ Test Data になるように繰り返す。

各地域における RMSE, MAE, Accuracy の算出結果を図3に示す。まず, RMSE を見ると, 二つのモデルでほぼ近い値を取っているが, 全体的にやや Model 1-3 の方が低く抑えられていることがわかる。一方, MAE を見ると, RMSE 以上にほぼ同じ値を取っているが, 近畿地方において Model 2-5 の値が 1-3 より小さくなっている。最後に, 的中率を見ると, 関東, 九州・沖縄を除く全ての地方で Model 2-5 の方が上回っている。特に, 北陸と中部地方で Model 1-3 に比べ良好な結果となっている。まとめると, Model 2-5 は RMSE に関しては Model 1-3 に劣るが, MAE はほぼ同等, 的中率に関しては優れているということになり, 必ずしも集計的な予測能力が個別サンプルの予測能力に結びつくわけではないことが実証された。MAE が同等であるにも関わらず RMSE に関して劣っているというのは, Model 2-5 が若干外れ値に対する脆弱性を有することを示唆しているが, 指標の値の差がわずかであることを考慮すると大きな問題ではないように見受けられる。RMSE や MAE が集計的な予測能力を測る指標でしかないこと, そもそも推定すべきパラメータ数は Model 2-5 の方が少なく潜在的な過適合のリスクが小さいことなども考え合わせると, 個別の予測能力を測る的中率において優れている Model 2-5 が汎化性能という面においても総合的に優れていると結論づけて良いと考える。

6. おわりに

本研究では, 選択肢集合の異質性を選択肢の列挙を必要とせずに比較的容易に考慮することが可能な Implicit Availability/Perception (IAP) を援用することにより買い物目的地選択モデルを構築し, 令和3年度全国 PT 調査の行動実績データを用いた実証を行なった。パラメータ推定の結果, IAP-MNL は MNL で推定したモデルとほぼ同様なモデルの適合度を有することが確認された。また, in-sample テストによる見かけの予測精度の確認を行なったところ, MNL ではうまく再現できなかった部分が IAP-MNL では改善されていることが分かった。さらに, IAP-MNL に関しては, 選択肢知覚項を構造化することにより, 選択肢集合の選別過程に関する興味深い示唆が得られた。最後に, MNL と IAP-MNL のそれぞれで最も適合度が良かったモデルを対象に, RMSE・MAE・的中率などの指標を用いて他地域に対する汎化性能の検証を多角的に行なったところ, 指標間で異なる結果が得られたが, 総合的に IAP-MNL の方が優れていると結論づけられた。

今後の課題として, 本研究では IAP-MNL の選択肢知覚項に OD ゾーン間距離に関わる変数しか考慮できていないため, 他の変数を考慮した場合の検証が必要である。また本研究で構築したモデルでは都市類型ダミーを通じ部分的に都市類型間の異質性を考慮しているが, 同一都市類型内の異質性については全く考慮できていないので, そうした

都市類型内の異質性を考慮できるようにモデルを拡張することも今後の課題である。さらに, 目的地選択はゾーン単位の空間の選択であるため, 互いに近い空間同士は類似しているという空間的自己相関(空間相関)によるバイアスが生じていると実際には考えられるが, 本研究では考慮できていない。空間相関を考慮できる離散選択モデルとして Spatially Correlated Logit (SCL)¹⁹⁾ などがあるが, 取りうる選択肢ペアの組み合わせの列挙ないしは複雑な相関構造をアプリオリに仮定せざるを得ず, 本研究のような選択肢数が極めて多い状況への適用には限界があると考えられる。同じく相関構造を捉えることができる C-logit²⁰⁾ や Path-Size Logit²¹⁾ ベースの定式化ならば, 実用的なモデルの構築が可能と考えられるが, それらのモデルは主に経路選択を念頭に作られたものであり, 未だ空間選択に対してそのような定式化をした例は存在しない。それを IAP-MNL と組み合わせることにより, 選択肢集合の異質性と空間相関を同時に考慮できかつ実用的なモデルを構築することも考えられ, さらに機械学習と組み合わせるということも考えられる。外部検証については, 本研究では地域別の結果を示すにとどまった。同じ地域には異なる種類の都市が混在しており, モデル間でそれほど大きな結果の差にならなかった可能性もある。都市類型別の外部検証を行うことでさらに違った結果が現れるのか把握することも今後の課題である。さらに別の視点として, 評価指標として予測があっているかどうかだけではなく, 予測があっていない時に空間的にどれくらいずれているかを考慮する指標を使うことが考えられる。例えば, ある観測値に対して予測が1キロずれているモデルと10キロずれているモデルのパフォーマンスは根本的に違うが, 従来の尤度ベース評価指標や的中率の評価指標はこれを表現できていない。このような指標を開発・適用することも今後の課題である。

<謝辞>

本研究の遂行にあたり, 重要な示唆を与えてくださった匿名の査読者の方々へ深く感謝申し上げます。

【補注】

- (1) 例えば, 選択肢数が高々10の時でさえ, 考慮すべき選択肢集合の組み合わせは $2^{10} - 1 = 1023$ 通りにもなる。
- (2) Parady et al. ²²⁾によれば, 2014年から2018年に出版された交通分野における離散選択モデルに関する226本の査読付き論文のうち, モデル検証を行ったのは41本(18.1%), そのうち外部検証まで行なっているのはわずか9本(4%)に過ぎないという。
- (3) 推定に用いたデータを「そのまま」用いる in-sample テストとは異なる概念であることに注意されたい。
- (4) 厳密には, パラメータ数の増加に伴うバイアスを補正した自由度修正済尤度比を本研究の適合度指標として用いている。具体的には, 未知パラメータ数を k として式(7)の $\ln L(\hat{\beta})$ の代わりに $\ln L(\hat{\beta}) - k$ を用いるものである。
- (5) 必要な説明変数が得られる最新の統計が平成26年であったため, 利用した全国 PT 調査の年次とは異なるが, これを利用した。
- (6) OD ゾーン間距離は GIS を用いて当該ゾーン同士の重心間距離として算出している。なお Model 1 についてはそのままの形と対

数形の両方を考慮している。

(7) 下位の交通手段選択モデルとして、別途 MNL を構築した。選択肢は鉄道・バス・自動車・自転車・徒歩を設定し、変数には鉄道・バスの乗車時間や自動車・自転車・徒歩の所要時間、免許保有ダミーなどを考慮した。サンプル数 5019 でパラメータ推定した結果、修正済尤度比で 0.191、的中率で 70% となり、ある程度の妥当性が確認された。

(8) 各モデルの構造化・場合分けのパターンは、基礎集計による仮説の元、実際の推定結果が良好かつ解釈可能であるか否かを基準として最終的に決定した。以降のモデルに関しても同様である。

【参考文献】

- 1) 国土交通省 HP, 「立地適正化計画とコンパクト・プラス・ネットワーク」,
https://www.mlit.go.jp/en/toshi/city_plan/compactcity_network.html
- 2) 佐々木邦明, 森川高行, 杉本直 (1995), 「潜在セグメントを考慮した動的な休日買物目的地選択分析」, 土木計画学・論文集 No. 12, pp. 397-403
- 3) 吉田朗, 原田昇 (1999), 「選択肢集合の確率的形成を考慮した集計型目的地選択モデルの研究」, 土木学会論文集 No. 618 (IV-43), pp. 1-13
- 4) 石井良治, 福田大輔, 柳沼秀樹, 日下部貴彦, 茂木渉, 磯野昂士, 渋川剛史, 末成浩嗣, 西隆太, 伊藤祥太 (2022), 「アクティビティシミュレータ“東京都市圏 ACT”の開発と都市交通政策検討への活用」, 土木計画学研究・講演集 Vol. 64
- 5) E. Cascetta and A. Papola. (2001) Random utility models with implicit availability/perception of choice alternatives for the simulation of travel demand. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 9, No. 4, pp. 249-263
- 6) 国土交通省, 令和 3 年度全国都市特性調査 特設ページ,
https://www.mlit.go.jp/toshi/city_plan/2021npt.html
- 7) D. McFadden. (1973) Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. In P. Zarembka, editor, *Frontiers in Econometrics*, pp. 105-142. Academic Press, New York.
- 8) A. Sivakumar and C. R. Bhat (2007) A comprehensive, unified, framework for analyzing spatial location choice. *Transportation Research Record*, Vol. 2003, No. 1, pp. 103-111
- 9) C. F. Manski. (1977) The structure of random utility models. *Theory and decision*, Vol. 8, pp. 229-254.
- 10) M. Ben-Akiva. (1977) Choice models with simple choice set generating processes. Working paper, Department of Civil Engineering, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA.
- 11) J. Swait and M. Ben-Akiva. (1987) Incorporating random constraints in discrete models of choice set generation. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 21, No. 2, pp. 91-102.
- 12) M. Ben-Akiva and B. Boccara. (1995) Discrete choice models with latent choice sets. *International journal of Research in Marketing*, Vol. 12, No. 1, pp. 9-24
- 13) E. Cascetta, F. Russo, F. A. Viola and A. Vitetta. (2002) A model of route perception in urban road networks. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 36, pp. 577-592
- 14) R. Yao, and S. Bekhor. (2022) A variational autoencoder approach for choice set generation and implicit perception of alternatives choice modeling. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 158, pp. 273-294
- 15) D. Liu, D. Li, K. Gao, Y. Song and T. Chang. (2024) Enhancing choice-set generation and route choice modeling with data- and knowledge- driven approach. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 162, No. 104618
- 16) 近藤愛子, 羽藤英二 (2023), 「避難目的地選択モデルの移転性 -NN・古典的行動モデルの比較から-」, 土木計画学・講演集 Vol. 69
- 17) Ben-Akiva, M. E., & Lerman, S. R. (1985). *Discrete choice analysis: theory and application to travel demand*. MIT press.
- 18) S. Hess and D. Palma. (2019) Apollo: A flexible, powerful and customisable freeware package for choice model estimation and application. *Journal of Choice Modelling*, Vol. 32, No. 100170
- 19) C. R. Bhat and J. Guo. (2004) A mixed spatially correlated logit model: formulation and application to residential choice modeling. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 38, No. 2, pp. 147-168
- 20) E. Cascetta, A. Nuzzolo, F. Russo, and A. Vitetta. (1996) A new route choice logit model overcoming IIA problems: specification and some calibration results for interurban networks. In *Proceedings from the 13th International Symposium on Transportation Traffic Theory*, Pergamon, Lyon, France.
- 21) M. Ben-Akiva and M. Bierlaire. (1999) Discrete choice methods and their applications to short term travel decisions. In R. Hall, editor, *Handbook of Transportation Science*, pp. 5-33. Kluwer.
- 22) G. Parady, D. Ory and J. Walker. (2021) The overreliance on statistical goodness-of-fit and under-reliance on model validation in discrete choice models: A review of on model validation practices in the transportation academic literature. *Journal of Choice Modelling*, Vol. 38, No. 100257

アクティビティ・ベースド・シミュレータを用いた西遠都市圏における将来シナリオ分析

属性別の「暮らし」指標の評価可能性の検討

Scenario Analysis in the Seien Metropolitan Area Using an Activity-based Simulator

Investigation of the possibility of evaluating lifestyle indicators by attribute

小松崎諒子*・石井良治*・青野貞康*・小笠原裕光**

Ryoko Komatsuzaki*, Ryoji Ishii*, Sadayasu Aono*, Hiromitsu Ogasawara**

In today's urban transport policy, scenario planning is becoming increasingly important to address the individual challenges of each region and attribute in the changing social climate. Activity-based simulator (ABS) has been developed to generate mobility information on an individual basis, allowing the evaluation of changes in lifestyles by attribute due to policies and scenarios.

In this study we apply the ABS to the Seien metropolitan area, confirm the reproducibility of the current situation and show that the ABS can be used to demonstrate the significance of policies such as the compact plus network. In addition, we proposed lifestyle indicators to capture the transport burden of households with children and outings of the elderly.

Keywords: activity-based simulator, scenario analysis, person-trip survey, compact plus network

アクティビティ・ベースド・シミュレータ, シナリオ分析, パーソントリップ調査, コンパクト・プラス・ネットワーク

1. はじめに

人口増加の成長時代においては、拡大する市街地に対応し道路や鉄軌道といったインフラを整備していくことが都市交通政策の主な目的の1つであった。整備の検討には特定路線の交通量や利用者数を予測する必要があるため、パーソントリップ調査(PT調査)等により都市圏全体のマルチモーダルな交通実態を把握し、四段階推定法等を用いて発生集中量やゾーン間ODといった指標を推計していた。

しかし、人口減少に転じて久しい成熟時代の現代においては、拡散した市街地に対する大規模インフラ整備の需要は減少してきており、都市交通政策においても地域や属性の個別課題に向き合うニーズが増している。例えば、市街地拡大や郊外施設立地と並行して顕在化した中心市街地衰退に対し、居住や施設の誘導やウォークビリティ向上などを通じて活性化を図る取組が行われている。計画としても、立地適正化計画や地域公共交通計画において、土地利用や交通の再編によってコンパクト・プラス・ネットワークの都市構造が目指されている。また、人の暮らしやすさの向上を目指した政策も実施されており、高齢者や免許を持たない人のような相対的に移動が困難な属性や、共働き子育て世帯のような時間に余裕がなく移動時間が生活の負担になる可能性がある属性に対して、移動支援施策を行うといった多面的な施策の重要性も増している¹⁾。

このような現代の多様な都市課題は、四段階推計法で算出される発生集中量やOD交通量等のマクロな人の流動の指標のみでは評価検討が難しい。社会情勢の変化や政策によって、個人の生活がどのように変化するかを属性別に把握できる指標や評価手法が必要となる。

加えて、オンライン化をはじめとする技術発展の速度は著しく、それに伴い生活実態も変化するため、更に将来が

見通しにくくなってきている。そこで、確実な将来を推計してプランニングするのではなく、複数の考えられるシナリオやオプションを提示し、その中で政策の優先順位や方向性を検討し、機動的に修正、更新を行っていくシナリオプランニングが重要視されるようになってきている。

上記の背景を踏まえ、都市圏における目的を含めた人の1日の移動を分析する交通シミュレーションとしてアクティビティ・ベースド・シミュレータ(ABS)の開発・活用が進んでいる。ABSは個人単位のトリップチェーンを推計できるため、従来の四段階推定法では困難であった外出率や移動時間といった暮らしに関する指標の算出や、個人属性別の分析も可能となる。また、人口分布や各種施設数、交通サービス等をインプットデータとして考慮しているため、施策でこれらが変更された際の影響を分析できる。

一方ABSは四段階推定法よりコストがかかるため、各都市圏でABSを構築するハードルは高く、活用促進の課題であった。これに対し、全国都市交通特性調査データ(全国PTデータ)を用いた標準的なABSを国総研が開発し公開することで、PT調査未実施の都市においても、インプットデータを準備すればその都市でシミュレーション可能になる取組が行われている²⁾。この取組により、人の移動活動実態分析やシナリオ分析に基づいて都市交通施策検討を行うEBPMが推進される。

本稿では、上記の標準的なABSを西遠都市圏に適用し、現況再現性を確認した上で、政策への活用可能性について提案する。また、ABSの推計結果を活用し、属性別の課題に着目して「暮らし」といった新たな評価指標を検討する。

2. 既存研究のレビュー

ABSおよびその一人一人の行動選択ロジックであるア

*正会員 一般財団法人計量計画研究所(The Institute of Behavioral Sciences)

**正会員 国土交通省 国土技術政策総合研究所(National Institute for Land and Infrastructure Management)

クティビティ・ベースド・モデル(ABM)は、欧米での実務において、四段階推定法で誘発交通が考慮されないことへの問題意識から開発が進展してきた。それは、自動車交通量が過小推計されることで、事業評価において環境影響を過小評価してしまうという社会的な課題であった。そして、都市圏 (Metropolitan Planning Organization: MPO) における交通計画マスタープラン検討の実務においても、2000 年代以降から ABM の適用が進展してきた (New York³⁾, Sacramento⁴⁾, Seattle⁵⁾等)。例えば、New York では New York Best Practice Model (NYBPM)³⁾という都市圏独自のモデルを構築し、2002 年頃から都市圏の政策検討に活用して定期的に更新している。NYBPM はツアー型のモデルとして構築されており、Regional Household Travel Survey (RHTS)と呼ばれる調査データの原単位やトリップ長分布、あるいは観測断面交通量に合わせるようバリデーション (補正) を行っている。また、Sacramento では SACSIM⁴⁾という ABM を構築しており、区画単位 (都市圏 70 万区画) で行動を表現できるモデル化を行い、鉄道圏域の行動特性等を把握しながら政策検討に活用している。

日本においても、研究ベースの ABM の検討は数十年にわたり行われている。例えば 1990~2000 年代には生活行動シミュレータ (PCATS) の開発と活用検討が行われ (藤井 (1997) ⁶⁾等)、近年においては例えば澤田 (2016) ⁷⁾, 山田 (2019) ⁸⁾等の研究が挙げられる。ただし、これらはモデルの現況再現性の検証が目的であり、シナリオ分析や政策評価は行われていない。日本における実務での適用としては、東京 ⁹⁾や広島 ¹⁰⁾等で現況と趨勢、社会情勢変化シナリオとのトリップ数や外出率等の比較が行われているが、都市交通政策を多面的な指標で評価したものではない。

ABM は一人一人の移動・活動が推計可能なことから、活動機会や移動時間等の多様な視点で属性別に評価を行うことができ、一人一人のウェルビーイングを向上させるための都市交通施策の検討に寄与することが期待される。しかし、先述したように、欧米では自動車交通が環境負荷に与える影響を精緻に推計するという文脈で ABM が導入されてきているため、分析内容はトリップ数や交通量といった量の指標が主眼となっている。日本の適用事例においても、四段階推定法から算出できない外出率等の指標は算出されているものの、属性別の暮らしの変化を捉えるような詳細な分析の蓄積は十分ではない。

そのため本稿では、国総研開発の標準的な ABM を使い、それが一定の現況再現性を持つことを検証した。その上で、現況や将来趨勢に加え、これまで検討実績が少ない都市交通施策シナリオを新たに設定し、高齢者や子育て層の暮らしや防災といった多面的な視点から評価を行った。これにより、ABS を用いて都市交通施策の影響を提示し、政策の意義説明や検討に活用できる可能性を検証する。また、政策立案や予算確保で多分野連携が重要になる中、本研究で示す多分野の評価指標は、その合意形成や議論の材料となることが期待される。

3. シミュレータおよびデータの概要

3-1 シミュレータの全体像

本検討で使用したシミュレータの全体像を図-1 に示す。コアとなるのは ABM であり、個人データや施設データ、交通サービス (LOS : Level of Service) データをインプットとして、活動・移動データ (トリップデータ) を出力する。

ABM に必要な個人データは、個人データ生成モデルで作成されている。個人データ生成モデルでは、ベイジアンネットワークを用いて、就業状況や免許保有等といった各個人属性を付与する確率モデルを適用し、一人一人に各種属性情報が付与された個人データを一度生成する。その上で夜間人口や従業人口等の母数データに合うように、各個人の拡大係数を更新し、重みに合わせてリサンプリングすることで母数と整合した個人データを得る。

ABM は、個人の 1 日の活動・移動を推計するにあたり、1 日の全体のスケジュールを踏まえながら、各行動を決める個人の意思決定プロセスをモデル化する。そのため、ツアーと立ち寄りという概念を用いたツアー型の ABM を用いる。ツアー型の ABM では、まずツアーに関連するモデルよりツアー選択行動を推計し、次に立ち寄りに関連する選択行動を推計するという順序で、個人の 1 日の活動・移動を生成する。例えば、ツアーは、発生回数選択、(各ツアーの) 活動継続時間選択、活動開始時刻選択、目的地選択、交通手段選択といった 5 つのステップのサブモデルから構成され、各モデルは多項ロジットモデルを基本として構築されている (なお、ツアー活動継続時間は生存時間モデル、ツアー交通手段は潜在クラスロジットモデル)。ABM のパラメータ推定結果等の詳細については、技術検証レポート¹¹⁾にて記載されている。

また、適用する都市圏の移動実態データ (小サンプル PT 調査データ、ビッグデータ、断面観測交通量等) に合うように IPF 法で補正した推計結果を用いて、各モデルのパラ

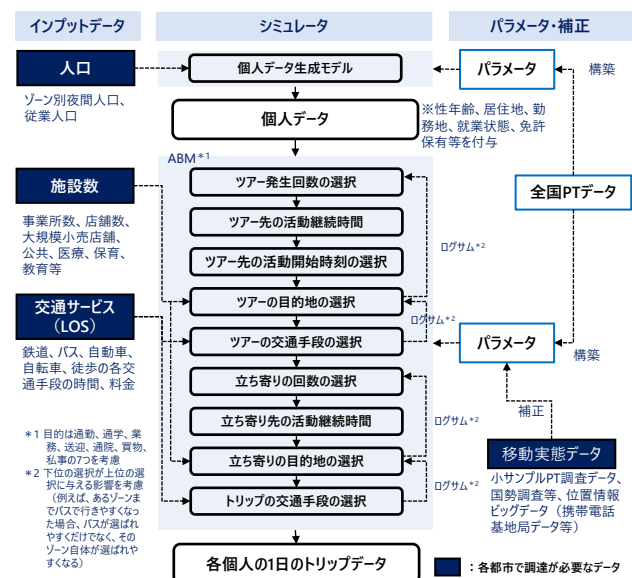


図-1 シミュレータの全体像

メータのゾーン別の定数項補正を行う¹⁾。

3-2 使用データ

ABM および個人データ生成モデルのパラメータは、全国PT調査データから作成している。全国PT調査は、国土交通省が実施主体となり、約5年に1度の頻度で全国70都市を対象に都市交通の特性（外出率、トリップ原単位、交通手段分担率等）を把握した調査である。ABMでは、PT調査が困難な都市での活用を見据え、全国PT調査の都市類型のうち地方都市圏に属する41都市を対象に、令和3年のデータを用いてモデル構築を行っている。

4. 西遠都市圏におけるケーススタディ

4-1 現況再現性の検証

(1)検証方法

現況再現性検証のフローを図-2に示す。ABSから推計したデータと、令和4年に実施された西遠都市圏PT調査等のデータを比較することで、現況推計データの再現性の検証を行った。西遠都市圏PT調査概要を表-1に示す。個人データの段階とトリップデータの段階で検証を行い、トリップデータについては補正する前後で集計値を検証することで、補正による効果を把握した。

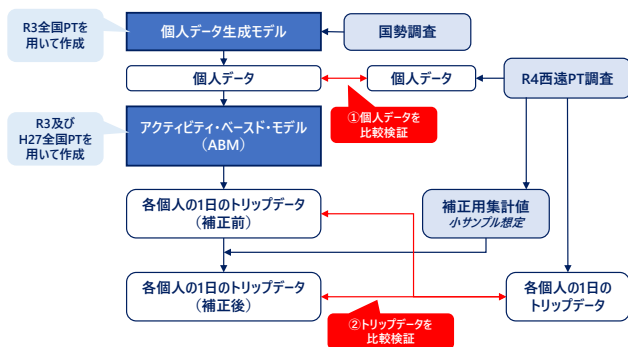


図-2 現況再現性検証のフロー

表-1 西遠都市圏PT調査概要

調査時期	令和4年 9～11月
調査範囲	浜松市、磐田市、袋井市、湖西市、森町、掛川市、菊川市 人口：約122.5万人 ※R2国勢調査を基に住民基本台帳で年次補正を行った推計R4年度人口 面積：約2,340km ²
サンプル数	回収サンプル数 約15,000人 標本率 約1.2% ※サンプル設計の考え方：大ゾーン別目的別手段別集中量の精度担保
ゾーン数	大ゾーン：15 中ゾーン：54 小ゾーン：208

表-2 補正に使用したデータ

データ	項目	補正内容
夜間人口データ(1)	人口	小ゾーン別 性別 年齢階層別 夜間人口
小サンプルPT 4,000サンプル(2)想定	トリップパターン	高齢非高齢別 就業有無別 目的別トリップ数 ツアー数別立ち寄り数別人口
	目的地	市町別 目的別 集中量
	交通手段	代表交通手段別トリップ数
滞留人口データ(3)	滞留人口	中ゾーン別 自宅/自宅以外別 9時～17時 滞留人口 ^(※)
公共交通利用者数(4)	駅間OD	鉄道駅立地中ゾーン間鉄道利用者数
	停留所間OD	バス停立地中ゾーン間バス利用者数

(2)補正に使用した移動実態データ

小サンプルPT調査を想定し、表-2に示す都市圏全体のトリップパターンや交通手段の集計値、市町単位での集中量に合わせるように補正を行った。加えて、携帯電話基地局データや交通ICカードによる詳細なゾーン単位での再現性向上を意図して、滞留人口や公共交通のODデータを補正值として利用した。例えば、ツアー交通手段の通勤目的の定数補正項は平均で鉄道-2.27、バス2.77、自動車-0.93、自転車-3.78、徒歩2.74となった（補正前は全て0）。

(3)補正結果

図-3～図-6に示す通り、都市圏全体的外出率や目的別トリップ数、手段別トリップ数は、補正により概ね整合し、KL Divergenceも減少する結果になった。

ゾーン別集中量の補正前後での変化を図-7に示す。補正によって実績に近似する傾向が確認できるが、一方私事においては、郊外ショッピングセンター等のトリップ数のボリュームが多いゾーンで乖離が残る結果となっている。

4-2 シナリオ分析

現況再現性の検証を踏まえ、土地利用や公共交通に関わる施策検討へのABSの活用可能性を検証するケーススタ

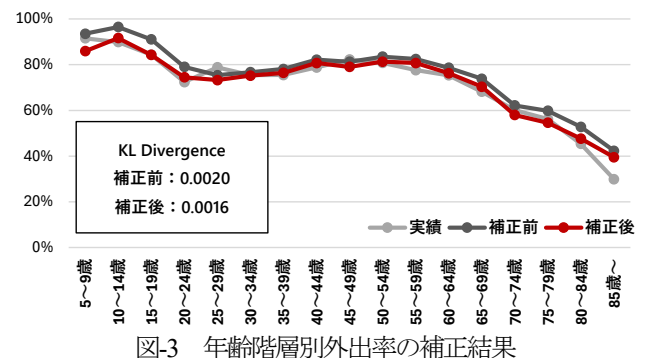


図-3 年齢階層別外出率の補正結果

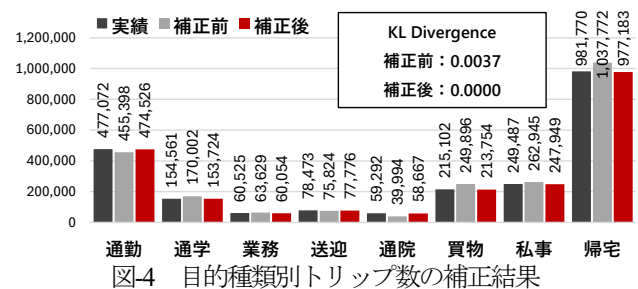


図-4 目的種類別トリップ数の補正結果

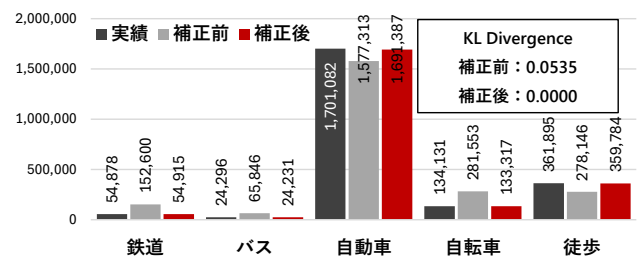


図-5 代表交通手段別トリップ数の補正結果

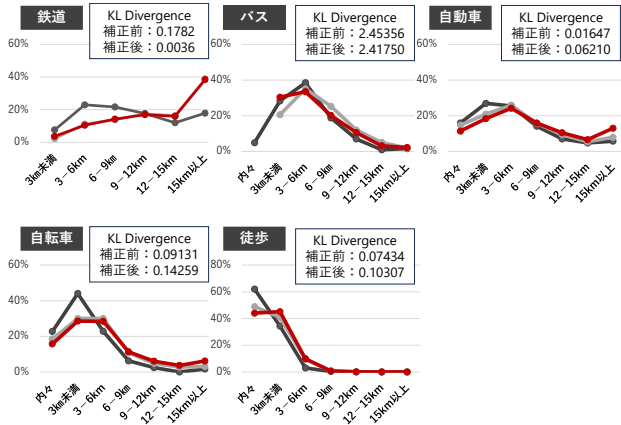


図-6 代表交通手段別距離帯分布の補正結果

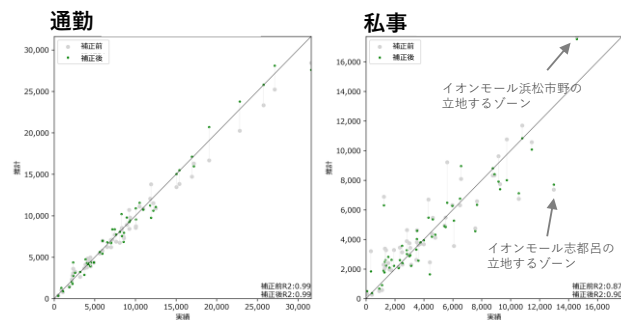


図-7 到着地中ゾーン別トリップ数散布図 (通勤・私事)

ディを行った。

西遠都市圏の中心都市である浜松市を対象とし、浜松市総合計画¹²⁾の基本計画、浜松市総合交通計画¹³⁾、立地適正化計画¹⁴⁾等を都市交通施策の視点で整理し、ケーススタディにおいて検討する観点を検討した。

(I) シナリオ設定

浜松市の計画を確認した結果、土地利用と交通の両者の再編を目指すコンパクト+ネットワークへの活用が重要と考え、図-8に示す2つのシナリオを設定した。居住誘導シナリオは誘導区域内への人口誘導を想定し、コンパクト

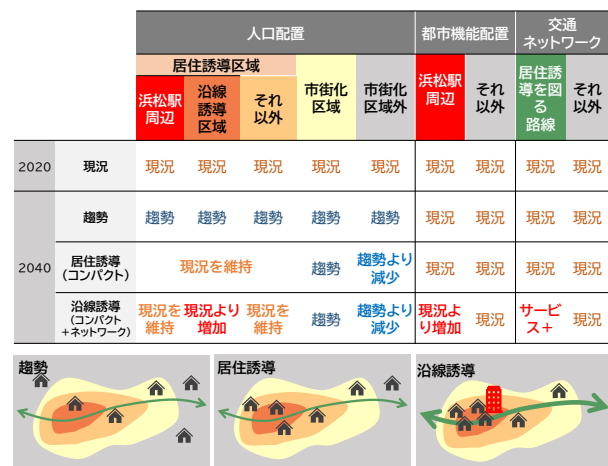


図-8 シナリオ設定

施策の効果を検証する。沿線誘導シナリオでは公共交通沿線に更なる人口誘導を行い浜松駅周辺に都市機能を集積させることを想定し、公共交通ネットワークの整備も併せて行うコンパクト・プラス・ネットワーク施策の効果を検証する。なお、ゾーン別の区域設定を図-9に示す。

居住誘導シナリオでは、居住誘導区域内の人口を現況維持し、合計を趨勢に合わせるために市街化区域外を減少させた。沿線誘導シナリオでは、「沿線誘導区域」の人口を現況の1.2倍に設定し、「浜松駅周辺」「居住誘導区域」を現況維持とし、都市圏全体の人口を趨勢に合わせるため市街化区域外の人口をさらに減少させた。

なお、沿線誘導区域は浜松市立地適正化計画において示されている「居住誘導を図る鉄道・バス路線」を参照し、2本以上の路線が通るゾーンを、公共交通サービス向上を想定したゾーンとして図-10の通り設定した。

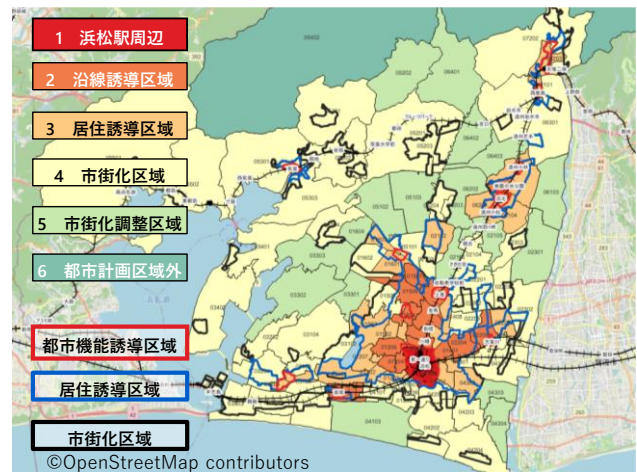


図-9 区域設定

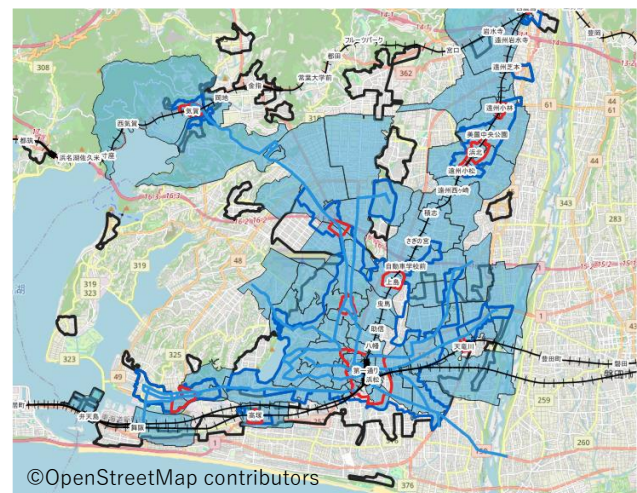


図-10 公共交通サービス向上を想定したゾーン

施設数については、沿線誘導シナリオでは中心市街地の低未利用地の活用等により新規出店を誘致することを想定し、「浜松駅周辺」のゾーン別施設数を1.1倍に変更した。

公共交通サービスについては、前述した「居住誘導を図る鉄道・バス沿線」の運行頻度を増加させることを想定し、図-10に示すゾーン間のバス、端末バス運行頻度を1.25倍、待ち時間を0.8倍とした。

(2)シナリオ分析結果

1)人口の設定

4-2(1)に示したシナリオ設定に従い、区域別の人口設定を行った結果を表-3に示す。居住誘導シナリオでは「沿線誘導区域」「居住誘導区域」の合計人口が現況水準になり、沿線誘導シナリオでは「沿線誘導区域」の人口は現況以上に増加、「居住誘導区域」は現況水準弱、それ以外の地域はさらに減少することを確認した。

表-3 区域別の人口設定⁶⁾

	浜松駅周辺	沿線誘導区域	居住誘導区域	市街化区域	市街化調整区域	都市計画区域外
現況	23,453	115,025	158,243	306,351	111,268	15,614
趨勢	18,988	99,608	142,642	274,852	96,402	7,841
居住誘導	27,167	118,505	156,058	274,815	58,861	4,805
沿線誘導	27,161	142,231	156,019	274,824	36,947	3,008

2) まちの持続可能性

中心市街地への来訪状況の変化を図-11に示す。中心市街地の着トリップ数を確認すると居住誘導シナリオでは8%、沿線誘導シナリオでは17%ほど趨勢よりトリップ数が増加する。中心市街地着の交通手段分担率は、自動車の分担率は減少するが、鉄道の分担率も減少する。特にバス・二輪・徒歩の分担率が増加する。中心市街地着の20,30代のトリップ数については、居住誘導シナリオでは8%、沿線誘導シナリオでは15%ほど趨勢より増加し、若年層のトリップ数が増加することが示された。

また公共交通の持続可能性について、路線バスに着目し、持続的運行が可能かをバstriップ数から評価した結果を図-12に示す。浜松市全域のバstriップ数は、沿線誘導シナリオでは趨勢より約2割増加した。また、沿線誘導シナリオでは「沿線誘導区域」において趨勢の約1.7倍の増

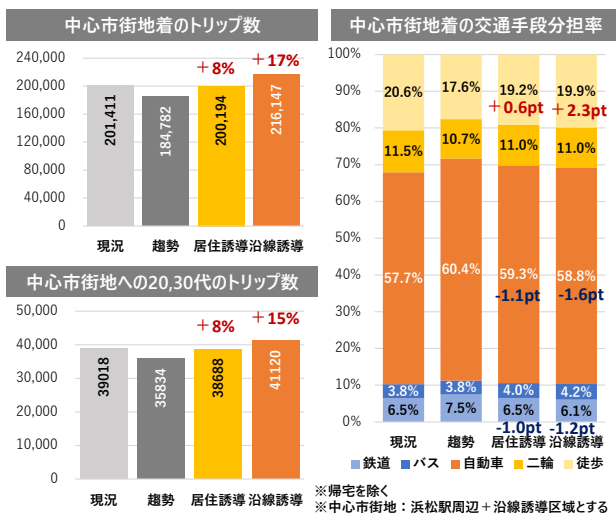


図-11 中心市街地活性化についての指標

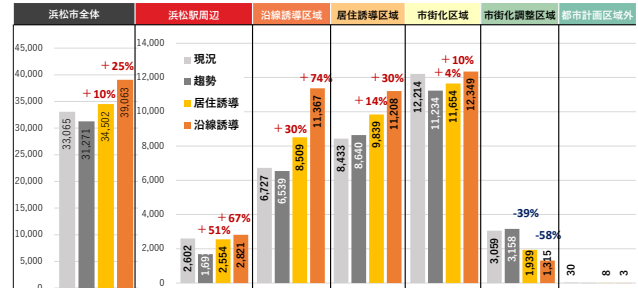


図-12 地域別バstriップ数

加がみられる。この地域の人口が約1.4倍に増加していることを踏まえると、バスのサービスレベル向上による影響は1.2倍程度であり、運行本数に対する弾力性は1程度と推定される。なお、公共交通サービス改善による動的弾力性については、実績値から0.66-0.78と推計した研究¹⁵⁾、大幅改善で1.14の弾力性が見られた事例を示した研究¹⁶⁾等があるが、本研究の弾力性は比較的高い。

3)暮らし(高齢者)

浜松市総合計画¹²⁾の政策「ウェルネスシティ(予防・健康都市)の実現」を踏まえ、高齢者の外出実態を評価した。

高齢者においては、免許のない高齢者の外出・活動の機会が少なくなることが1つの課題だと考えられたため、そのような外出できない人口が減少するかを確認した。

免許なし高齢者の外出率と地域別の外出なし人口を図-13で確認すると、高齢者の外出率は郊外部ほど低くなる傾向があり、公共交通等のモビリティ水準は外出行動に影響があると考えられる。免許なし高齢者の外出なし人口は、中心部は人口誘導により増えているが、市街化区域の外側においては趨勢より沿線誘導シナリオで6割減少する。

また、モビリティの影響により外出できない人口⁷⁾を推計した結果を表-4に示す。浜松市全体において、居住誘導シナリオは趨勢より9%減、沿線誘導シナリオは13%減の効果があり、モビリティ水準が高い区域への人口誘導や公共交通サービス向上により、モビリティにより外出できないと考えられる高齢者が減少する可能性が示された。

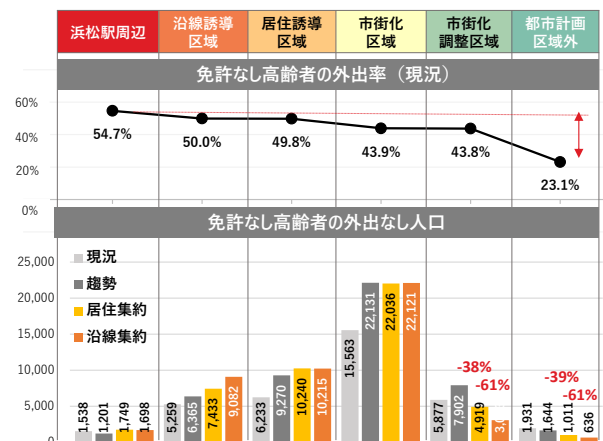


図-13 免許なし高齢者の外出率と地域別の外出なし人口

表4 モビリティの影響により外出できない人口(推計)

	現況	趨勢	居住誘導	沿線誘導
モビリティの影響により外出できない人口(推計)	6,349	7,995	7,305	6,938
趨勢との差異			-9%	-13%

4)暮らし(子育て世帯)

浜松市総合交通計画¹³⁾の「日ごろの市民生活における移動が手軽なくらし」を踏まえ、送迎負担の変化を確認した。

まず、10～19歳の自動車移動の状況より、親の送迎状況を把握する。図-14より、通学においては沿線誘導シナリオでバスや自転車、徒歩が増加、自動車による送迎が6%減少しており、手段転換により親の送迎が減少した可能性が考えられる。私事は、トリップ数が減少する手段は少なく、バス・自転車・徒歩のトリップ数が増加している。

次に10歳以下の子どもの親の送迎状況について、就業者に着目して送迎負担を確認する。表-5から、10歳以下の子供がいる就業者は、10歳以下の子供がいない就業者と比較して平均送迎時間が長く、5倍程度であることが示されている。また、1日30分以上送迎している人の割合が高い。よって、子供がいる就業者は、送迎時間が生活の負担となっている可能性があり、送迎時間の平均値や長時間送迎を行っている人の割合を評価する必要があると考えられる。

シナリオによる送迎トリップ時間の変化を図-15に示す。沿線誘導シナリオでは0.6%ほど送迎の移動時間が減少する結果となった。また、1日で30分以上送迎時間がかかっている人の割合については、居住誘導シナリオで0.5pt、沿線誘導シナリオでは0.7pt減少する結果となった。

5)防災

浜松市総合計画¹²⁾の基本政策「災害に強く、安全で快適な社会基盤の構築と強化」を踏まえ、天竜川氾濫を想定⁸⁾し

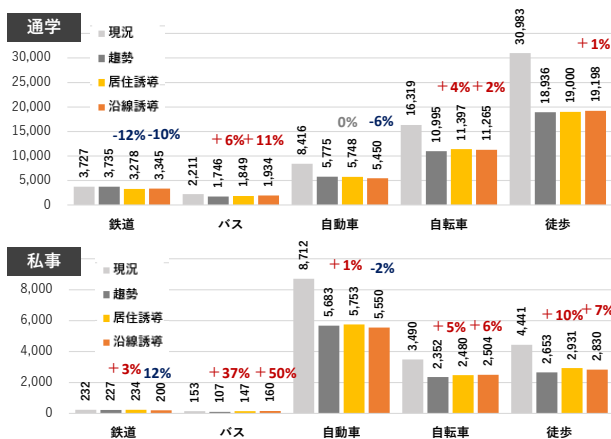


図-14 10～19歳(免許なし)の目的手段別トリップ数

表-5 10歳以下の子供あり就業者の送迎時間の実態(趨勢)

	10歳以下の 子供あり就業者	10歳以下の 子供なし就業者
1日の平均送迎時間	16分	3分
1日30分以上送迎している人の数	23,280人	21,206人
1日30分以上送迎している人の割合	34.1%	6.1%

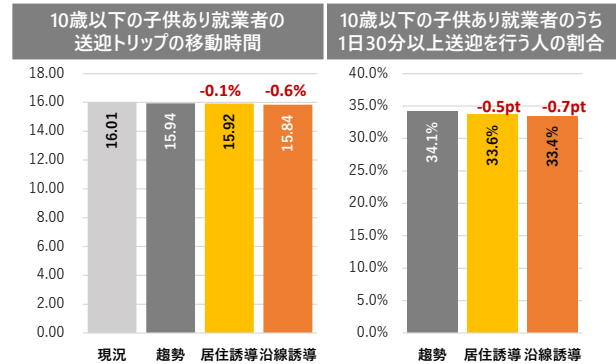


図-15 10歳以下の子供あり就業者の送迎時間

て都市構造により被災者数や要支援被災者数はどのように変化するかを確認する。

図-16に示される午前3時の滞留人口の趨勢との差の割合を確認すると、集約による変化として、滞留人口は概ね市街地周辺部では減少しているものの、一部の被災区域で人口が増加している結果となっている。

被災者数を図-17で確認すると、居住誘導シナリオで1%、沿線誘導シナリオで2%ほど減少する。65歳以上単身者を要支援被災者数と仮定すると、居住誘導シナリオでは2%、沿線誘導シナリオでは3%ほど減少する。

6)まとめ

分析結果のまとめと政策検討への活用可能性について、

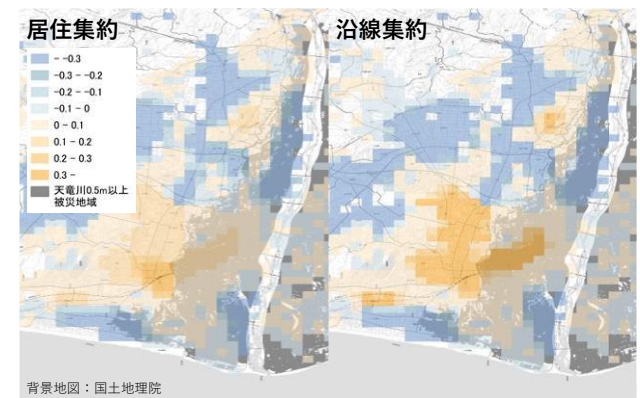


図-16 午前3時の滞留人口の趨勢との差の割合

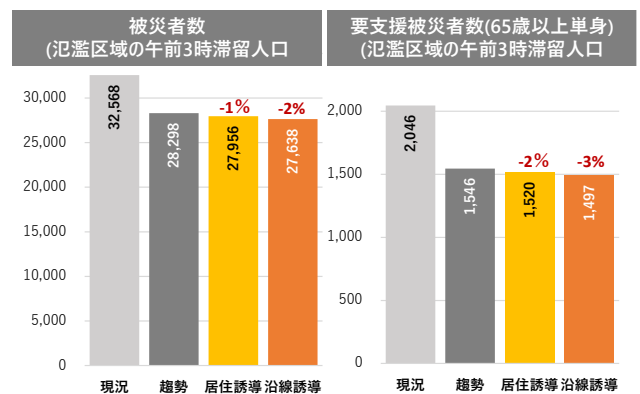


図-17 氾濫区域の午前3時滞留人口

表-6に整理した。

まちの持続可能性については、居住や都市機能の集約によって中心市街地への来訪(公共交通での来訪や若年層の来訪)の増加が見込まれることが示された。これは、立地適正化計画等で目指す居住・施設誘導施策の重要性を示す材料となると考えられる。また、特に沿線誘導シナリオでバstriップ数が大幅に増加することを示し、コンパクト(居住や都市機能の誘導)とネットワーク(公共交通利便性向上)を併せて実施することの効果を示すことも期待される。

暮らし(高齢者)については、モビリティ水準が低いことで外出ができない高齢者数という指標を提案し、居住誘導により免許がない人でも外出できるようになるという居住誘導施策の意義を示す材料となることを提示した。

暮らし(子育て世帯)は、子供の手段別トリップ数に着目することで、子供が自動車送迎以外で移動できるようになり、親の送迎負担が減少する可能性が示された。誘導施策によって特定の属性の居住者の生活がどのように変化するかが具体的に提示する事例となった。

防災については、被災者数のボリューム及び居住誘導による変化を示した。この指標は、要支援者の避難支援(送迎等)の計画、避難場所の指定、事前避難勧告による避難時の渋滞防止等といった、防災指針を検討する際の参考情報になると考えられる。

5 おわりに

5-1 本研究の成果

本稿では、標準的なABSを西遠都市圏に適用し、現況再現性および政策への活用可能性を確認した。また、多様な指標で暮らしの変化を把握するための新たな評価指標を検討した。

現況再現性について、補正によりトリップ数等が概ね整合することを確認した。このことから、全国汎用型のABMを地域に適用することで、PT調査未実施都市における交通実態の現況再現に活用できる可能性も考えられる。

政策への活用可能性については、前節にて政策の意義や効果を示す材料となりうることを整理した。ABSの活用により、政策のオプションでどのように都市構造やライフスタイルが変化するかを関係者間で共有し、議論や合意形成の材料とすることができると考えられる。

新たな評価指標については、まちの持続可能性、暮らしといった観点での評価を実施した。特に暮らし指標では、外出率や送迎時間が長い人の割合といった、従来の四段階推定法では算出できなかった指標を属性別に算出し、ライフスタイルへの影響を評価できることを提案した。

5-2 課題と発展可能性

本研究の課題及び展望を以下に列挙する。

技術的な課題としては、まず世帯内の送迎関係の考慮が挙げられる。本稿では子育て世帯の暮らし指標として子供の移動状況と親の送迎時間をそれぞれ評価したが、これらは世帯内で連動するモデルにはなっていない。子供が公共交通や徒歩等自力で移動できるようになることで、親の送迎がなくなり送迎時間が減少するという世帯内の連動関係を表現できれば、子育て世帯の暮らしの変化の評価に大いに有用だと考えられる。

また、本稿の推計結果は1回のシミュレーションによる結果のため、実際の政策検討においては複数回の推計結果を平均して誤差を最小化することが必要となる。

加えて、感度の信頼性についての更なる検証が必要である。4(2)2にて公共交通サービスレベルと利用者数の弾力性について考察を行ったが、実際に公共交通再編等の施策を実施した都市を対象に、事前事後の指標の変化を比較する弾力性の検証、ABSによる事後の予測値と実績値を比較する再現性の検証を行うことが考えられる。

活用可能性については、個別政策の検討・評価への展開が考えられる。本稿の検討を入口とし、例えば地域内デマンド交通を導入する設定を作成することで、高齢者の外出促進に資する施策の検討へ活用できる。また、教育機関や

表-6 分析結果のまとめと政策検討への活用可能性

都市交通施策の目標		評価指標	居住誘導シナリオ	沿線誘導シナリオ	政策検討への適用可能性
持続可能性 まちの 性	まちなかに人が 来訪しているか？	浜松市周辺着トリップ数	◎現況並み(趨勢より11%増加)	◎現況以上(趨勢より19%増加)	・ 立地適正化計画等で目指す 誘導施策の重要性を示す材料となる
		中心市街地着の交通手段分担率	自動車・鉄道が減少 バス・二輪・徒歩が増加		
		中心市街地着の20,30代のトリップ数	○現況並み(趨勢より8%増加)	◎現況以上(趨勢より15%増加)	
	路線バスは持続的に 運行可能か？	地域別のバstriップ数	◎誘導区域内は現況並みに △市街化区域外では減少	◎沿線誘導区域は現況の1.7倍に △市街化区域外ではさらに減少	・ コンパクト+ネットワークを併 せて実施することの効果を示 す材料となる
(高齢者 暮らし	モビリティの影響で 外出できない高齢者は 減少するか？	免許のない高齢者の外出率	モビリティ水準の低い郊外ほど外出率が低い ○集約で中心部に居住する高齢者の割合が増加し、外出しない高齢者の減少に寄与		・ 居住誘導により免許がない 人でも外出できるようになる という居住誘導施策の意義を 示す材料となる
		免許なし高齢者の外出なし人口	◎市街化区域外では4割程度減少	◎市街化区域外では6割程度減少	
		モビリティの影響により 外出できない人口の変化 (推計)	○9%減少	◎13%減少	
(子ども 暮らし	子どもは送迎がなくても 移動できるか？	10～19歳(免許なし)の 目的手段別トリップ数	△自動車送迎の変化小 ○バス・自転車・徒歩が増加	○通学の自動車送迎が6%減少 ○バス・自転車・徒歩が増加	・ 誘導施策によって特定の属 性の居住者の生活がどのよう に変化するかが提示された
		10歳以下の子供あり就業者の 送迎トリップの移動時間	○送迎時間が0.1%ほど減少	○送迎時間が0.6%ほど減少	
	子供がいる就業者の 送迎負担は減少するか？	地域別 10歳以下の子供がいる就業者の うち1日に30分以上送迎を行う人の割合	○都市圏全体で0.5ptほど減少	○都市圏全体で0.7ptほど減少	
		被災者数 (天竜川氾濫区域の午前3時滞留人口)	○被災者数が1%ほど減少	○被災者数が2%ほど減少	
防災	被災者数や 要支援被災者数は どのように変化するか？	要支援被災者数(65歳以上単身) (天竜川氾濫区域の午前3時滞留人口)	○被災者数が2%ほど減少	○被災者数が3%ほど減少	

子育て施設の立地誘導や子育て支援モビリティの導入等を想定することで、子育て世帯の送迎負担軽減に資する施策の評価により直接的に寄与できる。

最後に、評価指標の追加も展開可能性の1つである。例えば、コンパクト・プラス・ネットワークの評価として、施設立地の再編による維持管理費の低減も重要な指標である。例えば、公共施設等を統合するシナリオを設定することで、アクセシビリティ減少による居住者の移動時間増加と維持管理費減少のトレードオフ関係を評価することが可能となる。

<謝辞>

本稿の内容は「都市交通調査の深度化に向けた検討委員会(国総研)」の議論も踏まえながら検討したものである。委員の東京大学羽藤英二教授、早稲田大学佐々木邦明教授、東京大学福田大輔教授、東京都市大学林和真准教授、東北大学(現東京大学)原祐輔准教授からは様々なご助言を賜った。ここに記し、感謝の意を表する。

【補注】

- (1) 国勢調査等の活用を想定するが、本ケーススタディにおいては、令和4年度西遠都市圏PTデータの拡大母数人口を使用
- (2) 都市圏全域を共通の抽出率で無作為抽出する際に、量の少ないバストリップ数を統計的精度担保するための必要標本数
- (3) 携帯電話基地局データ等の活用を想定するが、本ケーススタディにおいては、令和4年度西遠都市圏PTデータから滞留人口データを作成
- (4) 交通事業者からデータ提供を受けた場合を想定するが、本ケーススタディにおいては、令和4年度西遠都市圏PTデータから駅間ODを作成
- (5) 詳細は技術検証レポート(参考文献11))に記載
- (6) ゾーン別居住人口の計算過程で小数点誤差が生じ、趨勢・居住誘導・沿線誘導シナリオ間で合計人口に0.02%の差が発生
- (7) 浜松駅周辺をモビリティが充実しているエリアと仮定し、外出率の差分を各地域の「モビリティの影響により外出できない人口割合」と仮定。例えば都市計画区域外では「モビリティの影響により外出できない人口割合」は31.6% (=54.7%-23.1%)とし、各地域の免許なし高齢者人口に掛けた上で、全ての地域を足し合わせることで算出した。
- (8) 天竜川想定浸水区域(計画規模)、災害リスクは1/150(150年に一度)・現況堤防ケースを想定した。浸水深は0.5m以上のエリアを対象(歩行や自動車の移動が困難で避難ができなくなるエリア)とした。

map_genkyo_w150.pdf https://www.cbr.mlit.go.jp/hamamatsu/bousai/shinsui_tenryu/description.html#content1

【参考文献】

- 1) 国土交通省, 都市交通調査ガイダンス
<https://www.mlit.go.jp/toshi/tosiko/content/001749408.pdf> (最終閲覧日 2025 年 4 月 21 日)
- 2) 国土交通省国土技術政策総合研究所都市研究部都市施設研究

室, 全国都市交通特性調査データを活用したアクティビティ・ベースド・シミュレータの開発・活用

https://www.nilim.go.jp/lab/jcg/committee_2.html (最終閲覧日 2025 年 4 月 21 日)

- 3) New York Metropolitan Transportation Council (2021), New York Best Practice Model 2012 Update Final Report.
- 4) Bradley, M. and Bowman, J. L., Griesenbeck B. (2009), SACSIM: An applied activity-based model system with fine-level spatial and temporal resolution, Journal of Choice Modelling, 3(1), pp.5-31.
- 5) Puget Sound Regional Council (2014), SoundCast Activity-Based Travel Forecasting Model for PSRC Model System Design.
- 6) 藤井聡, 大塚祐一郎, 北村隆一, 門間俊幸 (1997 年), 「時間的・空間的制約を考慮した生活行動軌跡を再現するための行動シミュレーションの構築」, 土木計画学研究・論文集, No.14, pp.643-652
- 7) 澤田茜, 川辺拓也, 白須瑛紀, 佐々木邦明 (2016 年), 「アクティビティマイクロシミュレーションと観測データの融合による需要予測手法」, 土木計画学研究・講演集, Vol.53
- 8) Yamada, S., Ishibe, M., Yamashita, Y., Fukuda, D. (2019), Development of an Activity Based Model System for Tokyo Metropolitan Urban Rail Planning, Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies.
- 9) 東京都市圏交通計画協議会, 新たなライフスタイルを実現する人中心のモビリティネットワークと生活圏,
https://www.tokyo-pt.jp/static/hp/file/publicity/toshikoutsu_2.pdf (最終閲覧日 2025 年 4 月 21 日)
- 10) 広島市, 平成 30 年広島市交通実態調査データ集,
https://www.city.hiroshima.lg.jp/_res/projects/default_project/_page_001/018/643/211120.pdf (最終閲覧日 2025 年 4 月 21 日)
- 11) 国土交通省国土技術政策総合研究所都市研究部都市施設研究室: 全国都市交通特性調査データを活用したアクティビティ・ベースド・シミュレータ 技術検証レポート,
<https://www.nilim.go.jp/lab/jcg/pdf/commitee-2/gijutukennsyuurepoto.pdf> (最終閲覧日 2025 年 4 月 21 日)
- 12) 浜松市, 浜松市総合計画,
<https://www.city.hamamatsu.shizuoka.jp/kikaku/totalplan2015/index.html> (最終閲覧日 2025 年 4 月 21 日)
- 13) 浜松市, 浜松市総合交通計画,
<https://www.city.hamamatsu.shizuoka.jp/documents/111193/2.pdf> (最終閲覧日 2025 年 8 月 15 日)
- 14) 浜松市, 浜松市立地適正化計画,
<https://www.city.hamamatsu.shizuoka.jp/toshikei/rititekiseika/keikakutop.html> (最終閲覧日 2025 年 4 月 21 日)
- 15) I.Berbeci, S. J., Joshi, S., & Watkins, K. E. (2021). On bus ridership and frequency. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 148, 140-154.
- 16) Evans IV, J.E.(2004) “Transit Scheduling and Frequency – Traveler Response to Transportation System Changes.” TCRP Report 95: Chapter 9. Washington, DC: Transportation Research Board.

来街者のマルチモーダル経路選択モデルの構築に関する研究

—金沢市中心部における回遊行動を対象として—

Development of a multimodal route choice model for visitors

A case study of activity-travel behavior in the central area of Kanazawa City

寺山 一輝*

Kazuki TERAYAMA*

Revitalizing a city center requires not only changes in land use patterns, but also improvements in the level of transportation services. This study aims to develop a multimodal route choice model for visitors in the central area of Kanazawa City, using a prism-constrained recursive logit model. The proposed model integrates both mode choice (walking, car, and bus) and route choice behavior. The parameters were successfully estimated for the study area with a high degree of accuracy. The results demonstrate the model's capability to evaluate the impact of land use and transportation policies, such as reallocating parking spaces, enhancing bus services, and increasing sidewalk widths, on visitors' mode and route choice behavior.

Keywords: Multimodal, Route choice, Travel mode choice, Recursive logit model, City center, GPS trajectory data

マルチモーダル, 経路選択, 交通手段選択, 再帰型ロジットモデル, 中心市街地, GPS データ

1. はじめに

(1) 研究の背景と目的

「空洞化」「スポンジ化」といった現象が進行した中心市街地では、都市空間の再生（活性化）が喫緊の課題となっている。こうした課題を解決するためには、来街者の回遊行動を促進させる空間整備が求められる。このような中で、全国各地の中心市街地では、歩道の拡幅などの歩行者優先の空間整備が行われている。一方、都市空間が広域な場合には、回遊のための移動手段を徒歩のみに依存することには限界がある。こうしたことから、諸外国ではLRTを水平方向のエレベータとして機能させており、また国の内外を問わず循環型バスやシェア型自転車等の導入が図られている。また、近年では、新たなモビリティサービスであるMaaSの活用が注目されている。このように多様なモビリティを整備し、それらを統合化することによって、来街者の新たな回遊行動の誘発が期待される。すなわち、衰退した中心市街地の賑わいを創出するためには、「歩道の整備や施設配置などの土地利用の再編」と「多様な交通サービスの確保」の双方を考慮することが重要であると考えられる。こうした都市空間の再整備戦略を策定するにあたっては、まず、来街者の回遊行動の実態を詳細に分析する必要がある。そして、そのモデル化を図り、構築したモデルを用いて空間整備効果を定量的に評価することが求められる。

そこで本研究では、GPS行動軌跡データを用いて、金沢市中心部における来街者のマルチモーダル経路選択モデルを構築する。そして、土地利用・交通サービスの再編が来街者の回遊中における交通手段、経路選択行動に及ぼす影響を明らかにする。具体的には、まず、個々人のGPS行動軌跡データから回遊中における利用交通手段を判別し、トリップチェーンを抽出する。そして、来街者の回遊行動に

みられる特徴を明らかにする。次に、Prism-constrained recursive logit model¹⁾を適用して、交通手段の選択を考慮した経路選択モデルを構築する。最後に、構築したモデルを用いて、都市空間の再編による来街者の回遊行動の変化をシミュレーションする。

(2) 既往研究の整理

中心市街地における来街者の回遊行動分析および、そのモデル化に関する研究は数多く存在するが、それらの多くは歩行者を対象としたものである。例えば、高田ら²⁾や荒木ら³⁾は、ネスティッドロジットモデルを適用して、歩行者の目的地や滞在時間の選択などからなる一連の回遊行動を記述し、都市空間再編後の行動変容をシミュレーションしている。竹上・塚口⁴⁾は、目的地方向の角度に着目した経路選択モデルを構築している。大山・羽藤⁵⁾は、街路の構成要素から空間パターンを類型化し、街路空間パターンやその連続性が経路選択行動に及ぼす影響を明らかにしている。また、来街者の駐車場の選択行動⁶⁾や、自転車（コミュニティサイクル）を利用した回遊行動を分析している研究^{7,8)}もいくつかみられる。これらの一連の研究では、単一の交通手段に着目して、来街者の回遊行動を分析している。しかし、来街者は複数の交通手段を組み合わせる回遊行動を行う場合もある。また、回遊中の交通手段選択の意思決定には、各交通手段のサービス水準の他に、駐車場やバス停周辺の歩行環境や沿道の施設配置なども影響することが考えられる。こうしたことから、来街者の回遊行動をモデル化するには、従来の目的地や経路選択行動とともに交通手段の選択行動を考慮することが重要である。近年、来街者の回遊中における交通手段の組み合わせパターンの実態を分析した研究⁹⁾や、駐車場の選択と歩行者の経路選択行動をモデル化した研究¹⁰⁾も存在するが、回遊中における

*正会員 石川工業高等専門学校 環境都市工学科 (National Institute of Technology, Ishikawa College)

交通手段の選択に関する研究が十分に蓄積されているとは言い難い。

こうした一連の研究の中で、本研究は、金沢市中心部における回遊行動を対象として、来街者のマルチモーダル経路選択モデルを構築する。これによって、駐車場の配置や歩道の整備などの土地利用と、駐車料金・バス運賃などの交通サービス水準の再編を組み合わせた施策による来街者の回遊中における交通手段と経路選択行動の変容を評価できる。

2. 分析対象地域と使用データの概要

(1) 分析対象地域の概要

分析対象地域は図-1に示す石川県金沢市の中心部である。金沢市は金沢城公園、兼六園周辺が旧市街地であり、金沢駅から約2.5kmの位置にある。金沢駅と旧市街地を繋ぐ国道157号は都心軸と呼ばれており、商業施設やホテル、オフィスなどが立地している。また、都心軸では片側2車線の道路とともに歩道が整備されている。一方、都心軸以外は細街路のネットワークが形成されており、歴史的・文化的施設に接続している。また、旧市街地は「しいのき広場」「金沢城公園」「兼六園」が一体となり、水と緑が調和した街路となっている。

地域内の交通サービスは、路線バスが金沢駅を中心として放射上に整備されており、近江町市場、ひがし茶屋街、金沢城公園や兼六園などの主要な観光地を巡回する路線の運行頻度は多い。

(2) 使用データの概要

本研究では、来街者の交通行動データとして、Agoop社のポイント型流動人口データ¹⁾（GPS行動軌跡データ）を用いる。GPS行動軌跡データは、スマートフォンアプリから収集した位置情報データであり、情報収集と第三者提供を許諾したユーザーのデータのみ収集し、秘匿化処理が施されている。また、本データには、ユニークID（ユーザー）ごとに、概ね1分間隔のログの観測位置・移動速度、ユーザーの性別・年代・居住地などが記録されている。なお、性別・年代・居住地は、Agoop社による推定値であり、「不明」が多数含まれているため、個人属性別の回遊行動分析は難しい。

本研究では、2023年10月の1か月間に金沢市に流入したGPSログのうち、10月1日（日）のデータを使用する。10月1日のユーザー数は15,568人で、GPSの総ログ数は1,869,152であった。

道路ネットワークデータは、OpenStreetMapから対象地域内のリンクとノードを抽出した。バス路線・運賃、駐車場の位置・料金については、各種HPを参考にしてGIS上でノード・リンクデータとして整備した。

(3) GPS行動軌跡データの移動・滞在・交通手段の判別

本研究では、まず、10月1日のデータから対象地域内（中心部）に流入したユーザー（5,108人）を抽出した。なお、ここでは、図-1に示す対象地域内に含まれるGPSログのみ



図-1 分析対象地域（金沢市中心部）

を対象として、移動・滞在・交通手段の判別を行う。したがって、域外の行動（域外の目的地、交通手段など）は分析の対象外であることに留意する必要がある。

各ユーザーのGPSログデータの移動と滞在を判別する。本研究では、時速2km以下のログを何らかの目的で停止したと仮定する。時速2km以下となった最初の点を基準点として、その点から半径50m以内に10分以上存在した点群を滞在と定義した。そして、滞在地点間のログを移動として、リンクトリップデータを作成した。

それぞれのリンクトリップ内の移動点群について交通手段の判別を行う。本研究では、交通手段の変更を含むリンクトリップを対象として経路選択モデルを構築する。したがって、ここでは、リンクトリップ内に含まれる単一もしくは複数の交通手段を判別する。判別する交通手段は、徒歩・自動車・バスの3種類とする。既存研究¹²⁾を参考にし、移動ログの平均速度・最高速度を用いて、トリップ内の移動点群の交通手段を判別する。なお、すべてのGPSログには、水平方向の測位誤差（accuracy値）が示されており、この値は、室内やビルなどが密集している箇所で大くなる傾向にある。抽出した移動点群の測位誤差の平均は7.7mであり、幹線道路上のログの測位精度は非常に高くなっていた。また、対象地域は低層な建物が多いため、細街路においても測位精度は比較的高い傾向にあった。

まず、リンクトリップ内の移動点群の全体の平均速度が時速8km未満を徒歩とした。

バスに関しては、路線の位置情報データを用いて、路線を中心とした半径10mのバッファを作成した。そして、移動点群の5割以上が、このバッファ内に含まれるリンクトリップを抽出した。抽出したトリップを対象として、バッファ内の移動点群の平均速度と最高速度を算出し、平均速度が時速8km以上かつ最高速度が時速20km以上である場合には、バス利用とした。さらに、バスの乗車・降車を判定するために、バス停を中心とした半径10mのバッファ

を作成した。そして、このバッファ内に入った最初の点（時速 8km 以上）を基準として、そこから時速 8km 未満の状態が 3 分以上継続した場合は、そのバス停で降車したと判断し、基準点以降の滞在地点までの移動点は徒歩とした。同様に、バッファ内に入った最初の点（時速 8km 未満）を基準として、時速 8km 以上の状態が 3 分以上継続した場合は、この基準点からバスに乗車したと判断した。

バス路線バッファ内に含まれる移動点群の割合が 5 割未満のトリップで、移動点群の全体の平均速度が時速 8km 以上かつ、最高速度が 20km 以上を自動車利用と判定した。さらに、駐車を判定するために、駐車場を中心とした半径 10m のバッファを作成し、バスの乗車・降車と同様のルールで、バッファ内に入った最初の点（時速 8km 以上）を基準として、この点からの時速 8km 未満の状態が 3 分以上継続した場合は、駐車後に徒歩で移動したと判断し、反対に基準点（時速 8km 未満）から時速 8km 以上の状態が 3 分以上継続した場合は乗車し、自動車で移動したと判断した。

最後に、マップマッチング処理¹³⁾を実行して、移動点群からリンクベースの経路データ（1,965 経路）を作成した。そして、作成したデータを目視で確認し、ログの時間間隔が長い、ログの測位誤差が大きいなどによって、不自然な経路が生成されたもの、また、経路長が極端に短いもの（マッチングしたリンク数が 1 であったもの）については、データから除外した。その結果、経路データ数は 1,417 となり、これを以降の分析に用いることとする。

3. 来街者の回遊行動の実態

(1) GPS ログの分布

図-2 は、ユーザーの移動と滞在ログの空間分布を示したものである。なお、図中では移動ログを青丸、滞在ログを赤丸でそれぞれ表している。

まず、滞在ログの分布についてみると、滞在ログが最も多いのは金沢駅であることがわかる。また、近江町市場や金沢城公園、兼六園などの主要観光地においても滞在ログが集中している。さらに、百貨店などの大規模商業施設の滞在ログが多い傾向にある。その他の滞在箇所として

は、旧市街地の飲食店が集積しているエリアや、カフェや雑貨店などの小規模店舗が挙げられる。

次に、移動ログの分布をみてみると、金沢駅と旧市街地を結ぶ都心軸(国道 157 号)の移動が最も多くなっている。また、移動ログの大半が主要幹線道路の上に位置している。その一方で、主要な幹線道路に接続する細街路では、移動量が少なく、対象地域内での来街者の回遊経路が限定的である様子が窺える。

(2) 利用交通手段にみられる特徴

図-3 は、対象地域に流入後、すなわち域内での回遊中におけるユーザーの利用交通手段の組み合わせパターン¹⁴⁾の構成を示したものである。徒歩のみで回遊しているパターンが最も多く、全体の 7 割を占めている¹⁴⁾。自動車と徒歩を

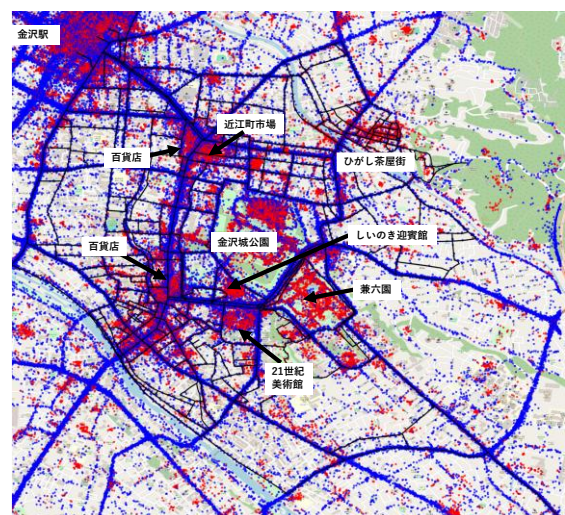


図-2 移動と滞在ログの分布

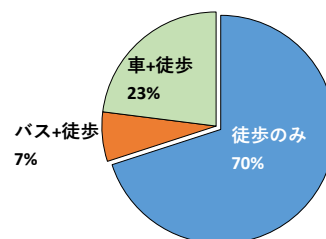


図-3 利用交通手段の組み合わせパターンの構成

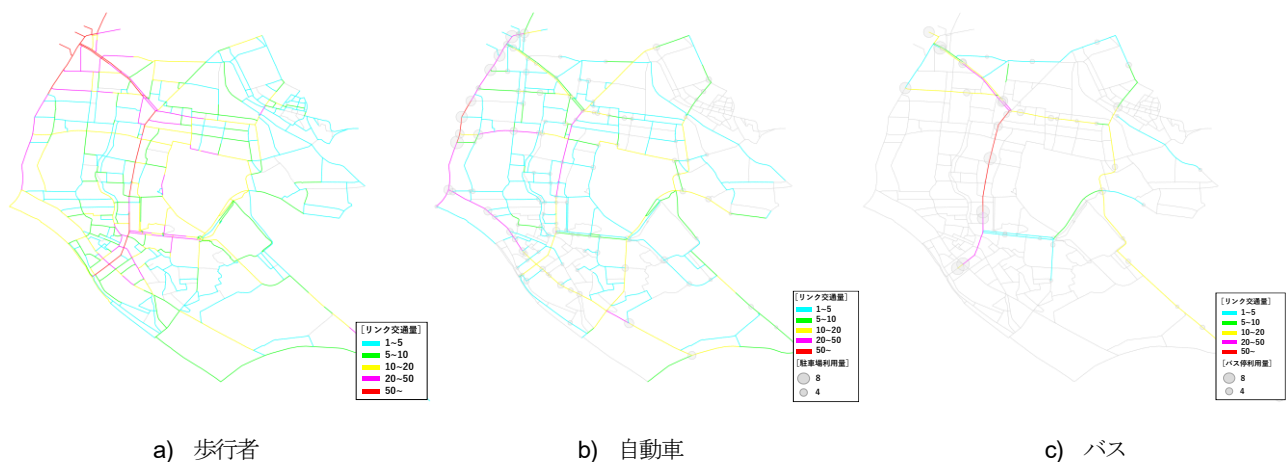


図-4 交通手段別にみたリンク交通量の分布

組み合わせたパターンは23%、バスと徒歩を組み合わせたパターンは7%となっている。一方、駐車後にバスを組み合わせて回遊するパターン（車+バス+徒歩）はみられなかった。利用交通手段の組み合わせパターン別に平均トリップ数を算出した結果、徒歩のみのパターンは2.5トリップ、バスと徒歩のパターンは3.4トリップ、自動車と徒歩のパターンは2.2トリップとなっていた。このことから、自動車で来訪した人々の回遊性は最も乏しいことがわかった。

(3) 回遊経路にみられる特徴

図4a-c)は、マップマッチング処理を行い、利用交通手段別にリンク交通量を可視化した結果を示したものである。

まず、歩行者の分布をみてみると、金沢駅から旧市街地までの都心軸のリンク交通量が多いことがわかる。また、都心軸と兼六園を結ぶ広坂通りの交通量が多い。これらの街路は、歩道が整備されているため、快適に移動することが可能である。また、これらの街路に接続している細街路においても歩行者は多い傾向にある。

自動車の分布については、金沢駅前を縦断する幹線道路の交通量が最も多く、これに次いで、近江町市場周辺の交通量が多い。駐車場の分布をみてみると、幹線道路沿いの駐車場を選択する傾向にあることがわかる。

バスの分布についてみてみると、金沢駅から近江町市場を経由して、広坂通りへ向かう路線の利用者数が多くなっている。乗降客数は近江町市場前、香林坊（百貨店前）が特に多い。また、金沢駅からひがし茶屋街へ向かう路線の利用者数も比較的多くなっている。このように主たる観光地へアクセス可能な路線の利用者数が多くなっているが、これは、休日のGPSデータを使用していることが影響していると考えられる。

4. マルチモーダル経路選択モデルの構築

(1) 経路選択モデルのフレームワーク

本研究では、「自動車」または「徒歩・公共交通」で来訪した人々の地域内における交通手段・経路選択行動を対象とする。対象地域では、自動車の利用率が極めて高く、交通渋滞が深刻な問題となっている。ここでは、パークアンドライドによる渋滞緩和などの評価を可能とするために、自動車による来訪も分析の対象とする。来街者のマルチモーダルな経路選択行動を記述するために、図-5に示すようなマルチモーダルネットワークを構築する。本研究では、来街者の交通手段として「自動車・徒歩・バス」を対象として、ネットワークを作成する。具体的には、交通手段ごとにノードとリンクから構成されるネットワークを作成する。このとき、バスネットワークについては、バス停をノードとして、対象地域内のバス路線に基づいてバスリンクを整備した。そして、バス停ノードと歩行者ネットワークのノードを結ぶリンクを乗車・降車リンクとして定義した。一方、自動車リンクは車両が通行可能な区間とした。また、駐車場の位置と自動車ノードの距離を計測し、最寄りのノードを駐車場ノードとした。そして、駐車場ノードと歩行者

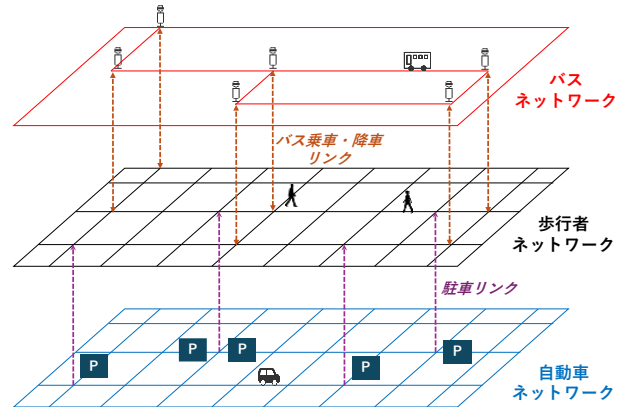


図-5 マルチモーダルネットワークの作成

ノードを接続することによって駐車リンクを作成した。分析対象地域において、マルチモーダルネットワークを作成した結果、歩行者リンク数が1,526、自動車リンク数が1,754（うち駐車リンク数が338）、バスリンク数が197（うち乗車・降車リンク数が73）となった。

本研究では、作成したマルチモーダルネットワークのもとで、交通手段の変更を含むリンクトリップを単位として、経路選択モデルを構築する。これによって、自動車で来訪した人々の経路と駐車場の選択、駐車後の徒歩や公共交通による回遊に加えて、他の交通手段で来訪した人々の公共交通利用の選択を考慮した回遊を一体的に検討することが可能となる。

(2) Prism-RL モデルの概要

Fosgerau et al.¹⁴⁾は、経路選択肢の列挙の必要がない経路選択モデルとして、Recursive Logit Model (RL モデル) を提案した。一方、RL モデルは、価値関数の求解や、正の効用の推定が困難なことが問題となっている。この問題に対して、Oyama¹⁾はプリズム制約を用いて、非明示的に経路集合を限定し、その限定ネットワーク内で経路選択行動をモデル化するPrism-constrained RL モデル (Prism-RL モデル) を提案した。これによって、価値関数を効率的に求解でき、正の効用の推定を可能にした。以下では、Prism-RL モデルの概要について述べる。なお、詳しい定式化についてはOyama¹⁾を参照されたい。

Prism-RL モデルでは、状態 s をリンク k と選択ステージ t の組 $s = (t, k)$ によって定義した上で、選択ステージ制約 T を導入している。ここで T は旅行者が経験できる最大の選択行動回数を表している。これによって、旅行者の経路選択回数を制限し、選択ステージごとに状態数の削減を行うことで実行可能経路集合を限定している。RL モデルとは異なり、価値関数 $V^d(t, k)$ は、現在の状態 (t, k) および最終状態 (T, d) によって定義されるプリズムの評価関数となっている。Prism-RL における状態 $s = (t, k), s' = (t + 1, a)$ 間の遷移確率 $p_t^d(s'|s) = p_t^d(a|k)$ は式(1)のように定式化されている。

$$p_t^d(a|k) = \frac{\Delta_t^d(a|k)e^{\frac{1}{\mu}\{v(a|k)+v^d(t+1,a)\}}}{\sum_{a' \in A(k)} \Delta_t^d(a'|k)e^{\frac{1}{\mu}\{v(a'|k)+v^d(t+1,a')\}}} \quad (1)$$

ここで、 $v(a|k)$ はリンク k におけるリンク a の即時効用であり、 $V^d(t+1, a)$ は選択ステージ $t+1$ における目的地 d までの将来期待効用である。また、 $\Delta_t^d(a|k)$ がプリズム制約を表しており、これによって、プリズム外のリンクを状態ネットワークから除外している。

本研究では、Prism-RL モデルを適用して、前節で示したネットワーク上で、来街者のマルチモーダル経路選択モデルを構築することを試みる。

(3) パラメータの推定

本研究では、効用関数における説明変数として「リンク長（歩行者・自動車/バス）」「歩道幅員」「バスの平均待ち時間」「料金」「幹線道路ダミー」を用いる。ここで、「リンク長」については、「歩行者リンク」と「自動車/バスリンク」に分けることとした。「歩道幅員」はGoogle Earth上で歩道区間を特定し、その幅員を計測した。「料金」は、バス運賃もしくは1時間あたりの駐車料金²⁾である。なお、バス運賃・駐車料金については、バス降車リンク・駐車リンクにのみ、それぞれの料金を与えており、その他のリンクの値は0としている。「幹線道路ダミー」は国道・県道ならば1、それ以外を0としている。

効用関数は式(2)のように定義する。RL モデルではリンク加法性が成立しているため、「歩道幅員」は「リンク長（歩行者）」の、「幹線道路ダミー」は「リンク長（自動車/バス）」の交互作用変数としてそれぞれ導入している。

$$v(a|k) = (\beta_{lw} + \beta_{sw}SW_a)L_{w,a} + (\beta_{lf} + \beta_rRD_a)L_{f,a} + \beta_{wt}W_a + \beta_{fee}FEE_a \quad (2)$$

ここで、 $L_{w,a}$ は歩行者リンク a のリンク長、 $L_{f,a}$ は自動車/バスリンク a のリンク長、 SW_a はリンク a の歩道幅員、 RD_a は幹線道路ダミー、 W_a はバスの平均待ち時間、 FEE_a は料金である。また、 β はそれぞれのパラメータである。パラメータを推定するためには、選択ステージ制約 T を設定する必要がある。本研究ではOyama¹⁾を参考にして、まず観測されたODペアごとに迂回率（75%タイル値）を算出した。その結果、迂回率は1.35であった。この迂回率とODペアの最短ステップ数を掛け、その値とODペアの最大ステップ数を比較し、大きい方を選択ステージ制約 T とした。

表-1はパラメータの推定結果を示したものである。すべてのパラメータについて符号の整合性が取れており、有意水準1%を満たしている。各パラメータについてみると、歩行者・自動車/バスの「リンク長」がそれぞれ負の値を示していることから、来街者は、交通手段に関わらず、移動距離が短いルートを選択する傾向にあることがわかる。また、交互作用項についてみると、「歩道幅員」のパラ

表-1 パラメータの推定結果

	パラメータ	標準誤差	t値
リンク長(徒歩) β_{lw} [km]	-8.789	0.554	-15.863 ***
リンク長(自動車・バス) β_{lf} [km]	-6.804	0.357	-19.050 ***
歩道幅員 β_{sw} [m/10]	8.183	1.193	6.858 ***
バスの待ち時間 β_{wt} [秒/1000]	-11.060	1.927	-5.741 ***
料金 β_{fee} [円/1000]	-4.827	0.676	-7.142 ***
幹線道路ダミー β_r	5.619	0.303	18.529 ***
LL	-9294.983		
#paths	1417		

***:1%有意

メータは正の値を示していることから、歩道が広くなるにつれて、徒歩の移動抵抗が緩和されることがわかる。そして、「幹線道路ダミー」が正の値であることから、自動車利用者は幹線道路を 선호する傾向にあることが表現できている。「バスの平均待ち時間」「料金」がともに負の値を示していることから、これらがバスを利用した回遊を阻害する要因となっている。また、自動車で来訪した人々は、安価な駐車場を選択する傾向にある。

5. 都市空間の再編が来街者の経路選択行動に及ぼす影響

(1) 現況再現

本研究では、構築したモデルを用いて、観測されたOD交通量を100倍に拡大した経路データ³⁾を生成し、観測結果と比較する。図-6a)-c)は、現状の土地利用・交通サービスにおける交通手段別のリンク交通量の再現結果を示したものである。先に示した図-4の観測結果との相関を求めた結果、歩行者のリンク交通量の R^2 値は0.71、自動車の R^2 値は0.75、バスの R^2 値は0.97と概ね良好な結果が得られている。また、歩行者の空間分布を比較すると、観測結果・現況再現の結果ともに、金沢駅前や都心軸、広坂通りなどの歩道が整備されている区間のリンク交通量が多いことが確認できる。自動車についてみると、金沢駅前から近江町市場までの区間のリンク交通量の再現性が若干低くなっているものの、主要幹線道路の交通量が多く、細街路の交通量が少ないことは概ね再現できている。バスについては、金沢駅前から主要観光地（兼六園・金沢城公園）へアクセスする路線（都心軸）の交通量が多いことが十分に再現できた。さらに、選択された駐車場・バス停の選択の再現性も合わせて確認した結果、駐車場の R^2 値は0.56、バス停の R^2 値は0.78となっており、駐車場の再現性が低くなっていた。これは駐車場の選択要因として駐車料金のみを用いていることが影響している。一般的には、人々は駐車場から目的地までの歩行距離を考慮して駐車場を選択することが想定される。こうした現象をモデルに反映することで、再現性が高くなると考えられる。自動車と徒歩のコストバランスを考慮したモデル化、および再現性の向上については今後の課題としたい。

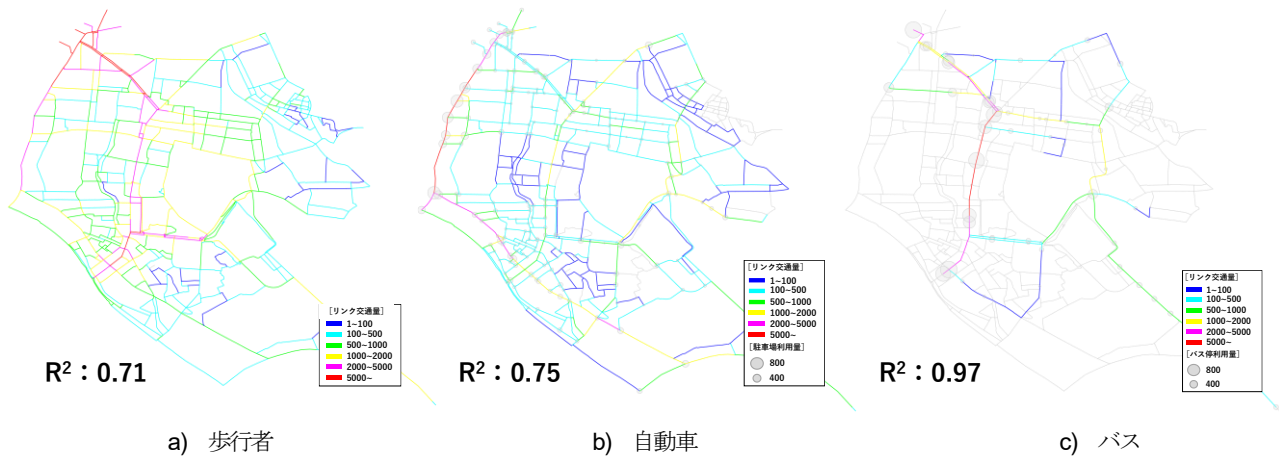


図-6 リンク交通量の現況再現性

(2) シミュレーション

次に、構築したモデルを用いて、土地利用・交通サービスの再編が来街者の交通手段・経路選択行動に与える影響を評価する。

金沢市中心部は連日多くの観光客で賑わっている。こうした中で、金沢城公園や兼六園、21世紀美術館などの主要観光地が隣接している広坂通りは、歩行者が多い。また、金沢駅を起点する観光客の大半はバスを利用して、中心部を回遊する傾向にある。その一方で、広坂通りの南部に位置する片町エリアの自動車交通量は多く、渋滞が発生している。このような状況を踏まえて、本研究では4通りのシナリオを想定して、シミュレーションを実行する。まず、シナリオ1は「広坂通りの歩行者専用道化」である。ここでは、片側二車線を歩行者専用道化し、自動車・バスは流入できないように設定する。シナリオ2は、観光客の需要が多い「都心軸のバス運賃の半額」であり、対象地域内の現状のバス運賃である200円を100円に変更する。シナリオ3は「駐車料金の変更」である。ここでは、旧市街地周辺の渋滞を抑制するために、広坂通りを中心に半径50m圏内に位置する駐車場の料金を倍額にすることを考える。シナリオ4は、シナリオ1から3をすべて考慮したものとする。なお、いずれのシナリオにおいても、観測されたOD交通量を100倍した経路を生成し、現況からのリンク交通量、利用交通手段の構成の変化を計測することとした。

表-2は、来街者の回遊中における利用交通手段の組み合わせパターン構成の変化を示したものである。いずれのシナリオにおいても利用交通手段の構成に大きな変化はみられなかった。シナリオ別にみると、シナリオ1では、広坂通りを歩行者専用道化しているため、自動車でその周辺の目的地へ直接アクセスすることができない。こうしたことから、遠方の駐車場を選択したのちに、徒歩とバスを組み合わせる移動割合が若干増加している。シナリオ2では、バス運賃を半額にしているため、徒歩のみで移動するパターンから、バスを組み合わせるパターンに転換している様子を確認できる。特定のエリア内の駐車料金を増

表-2 利用交通手段の組み合わせパターンの変化

利用交通手段	現況	シナリオ1 (歩行者専用道化)	シナリオ2 (バス運賃半額)	シナリオ3 (駐車料金増額)	シナリオ4 (all)
徒歩のみ	68.1	67.9	66.9	68.1	66.8
バス+徒歩	9.7	9.9	10.9	9.7	11.0
車+徒歩	21.8	21.0	21.7	21.8	20.8
車+バス+徒歩	0.4	1.2	0.5	0.4	1.4

額するシナリオ3では、現況の構成から変化がみられなかった。これは、自動車で来訪した人々は駐車場の選択を変更したのみに留まり、公共交通を組み合わせるパターンには転換しなかったことを表している。一方、すべての施策を適用したシナリオ4では、バス運賃を半額にしているため、自動車で来訪した人々が公共交通を組み合わせる移動パターンも若干増加している。このように、自動車を利用した人々が公共交通を利用して域内を移動する様子を確認できたが、このような転換は容易ではない。自動車からの転換は、域内の公共交通サービスの改善とともに、モビリティマネジメントなどの中長期的な施策が必要であるため、時間を要する。したがって、このシミュレーションは、モデルの感度分析に留まることに注意する必要がある。

図-7は、シナリオ3、4の交通手段別のリンク交通量、駐車場・バス停の利用者数の変化を示したものである。これより以下のことがわかる。

駐車料金を増額したシナリオ3の結果についてみると、駐車料金を増額した旧市街地の周辺において、駐車場の選択および、自動車交通量が減少していることがわかる。そして、旧市街地の外縁部において駐車する割合が増加している。外縁部に駐車した人々は、そこから徒歩を選択しているため、旧市街地を中心とした対象地域の全域において、歩行者交通量が増加している。一方、バスについては顕著な変化はみられなかった。自動車利用者の平均移動距離を算出した結果、現況では、自動車の平均移動距離が951.1m、徒歩の平均移動距離が188.5mであった。これに対して、シナリオ3では、自動車の移動距離が930.1m(2.2%減)、徒歩が198.5m(5.3%増)となっていた。以上のことから、駐車場の料金を増加させることによって、旧市街地部の渋滞を抑制し、徒歩による移動が増加することが確認

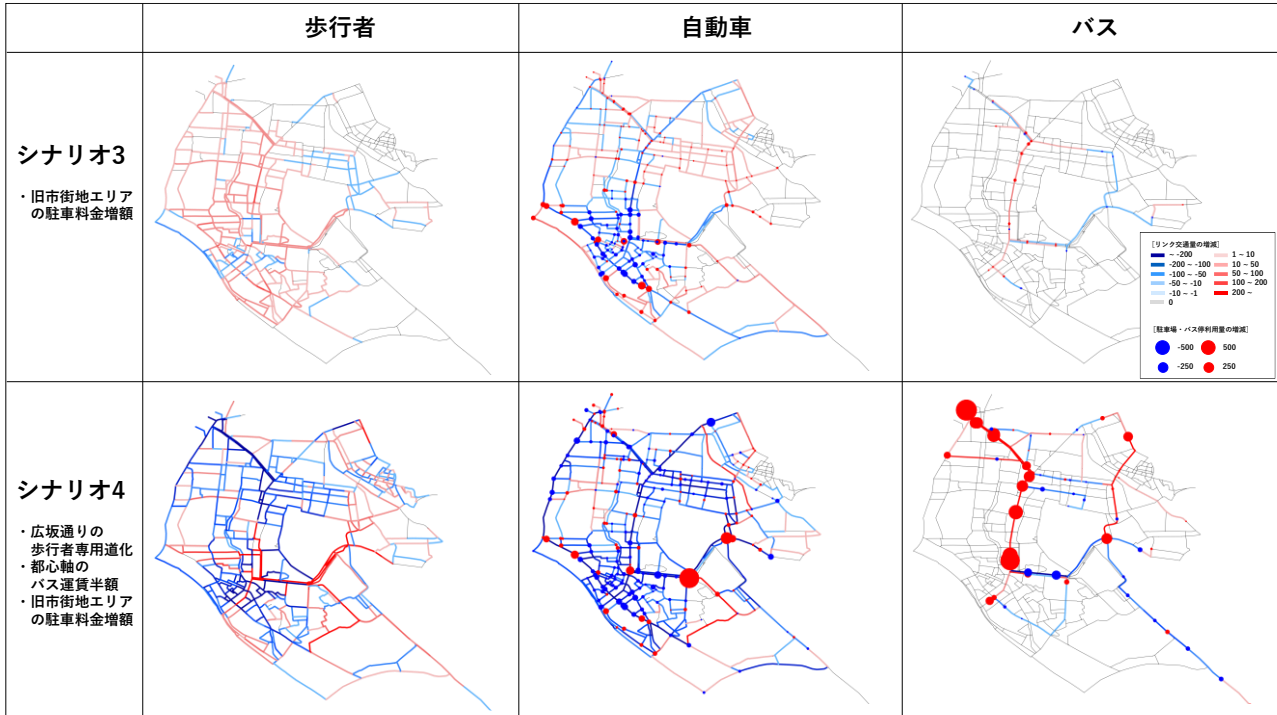


図-7 リンク交通量の変化

できた。

すべての施策を適用したシナリオ4についてみてみると、歩行者専用道化した広坂通りで歩行者が大幅に増加していることがわかる。そして、歩行者専用道に接続するリンクにおいても歩行者が増加していることが確認できる。その一方で、金沢駅前のリンクを中心として、歩行者が減少している。これは、バス運賃を半額にしたことによって、駅を起点としたバス利用が増加したことが影響している。また、自動車交通量は、バス運賃の低減と旧市街地の駐車料金の増額の影響を受けて、全域で減少している。平均移動距離の変化を算出した結果、自動車利用者の自動車による移動距離は現況から13.1%減少し、徒歩による移動距離は10.4%増加した。このことから、シナリオ3のような単一の施策よりも複数の施策を組み合わせた方が、域内における徒歩や公共交通の利用を促進できる可能性が示唆される。

6. おわりに

本研究では、金沢市中心部を対象として、Prism-RL モデルを適用して、来街者のマルチモーダル経路選択モデルを構築した。以下では得られた成果を要約するとともに、今後の課題について述べる。

- 1) 来街者の交通手段として「自動車・徒歩・バス」を対象として、マルチモーダルネットワークを生成し、経路選択モデルを構築した。パラメータを推定した結果、歩行者は、歩道の整備によって移動抵抗が緩和されることがわかった。また、待ち時間が長くなるにつれて、料金が高くなるにつれて、バスの利用率、駐車場の選択率がそれぞれ低下するという結果が得られた。現況

再現性を確認した結果、交通手段の選択確率、各交通手段のリンク交通量ともに、概ね良好な精度であった。

2) 土地利用・交通サービスの再編シナリオを設定し、構築したモデルを用いて、シナリオごとに来街者の交通手段・経路選択行動に与える影響を評価した。その結果、土地利用・交通サービスの再編に関する単一の施策では、域内における交通手段の選択行動に与える影響が小さいことがわかった。その一方で、複数の施策を組み合わせることによって、徒歩や公共交通の利用を促進できる可能性があることが明らかとなった。

今後の課題としては以下の諸点が挙げられる。本研究では、「自動車・徒歩・バス」を対象として、マルチモーダル経路選択モデルを構築した。今後はコミュニティサイクルやライドシェアなどの他の交通手段を考慮したい。また、本モデルには限界がある。まず、静的なネットワークを対象にしている点が挙げられる。作成したネットワークでは、駐車料金のような時間とともに変化する変数を効用関数に導入することは難しい。そして、本モデルでは、説明変数として距離、時間、料金などの単純な指標を用いているが、回遊行動を評価するためには、街路景観や沿道施設の魅力度などの空間の質に関する変数を導入する必要がある。しかし、これらの変数は、RL モデルのリンク加法性の性質から直ちに導入することはできない。こうした課題は、時空間上で動的な経路選択モデルを構築することによって改善できると考える。すなわち、移動と滞在からなる時空間ネットワークに拡張することによって、滞在時間に応じた駐車料金や、施設の魅力度などを導入できる可能性がある。したがって、今後は、時空間マルチモーダル経路選択モデ

ルを構築し、来街者の回遊行動を適切に評価できるようにしたい。

謝辞: 本研究は、JSP 科研費(22K04359)の助成を受けて実施したものである。また、本研究を行うにあたっては、吉田康史氏(元石川工業高等専門学校学生)の協力を得た。記して謝意を表する。

【補注】

- (1) 「徒歩のみ」で域内を回遊するパターンが全体の 7 割を占めているが、この点について補足する。このパターンは、域内に一日の活動開始地点(自宅、ホテル等)がある場合と、鉄道で流入する場合、域外に駐車し徒歩で流入する場合が考えられる。本研究では、2 章(3)で述べたように、域内の GPS ログのみを対象として交通手段の判別を行っているため、流入・流出した交通手段は把握できない。一方、「徒歩のみ」で回遊するユーザーの最初の GPS ログの位置を確認したところ、11.4%が鉄道駅に接続するリンクであった。すなわち、これらのユーザーは鉄道で流入した、もしくは鉄道駅に隣接する駐車場を利用したパターンであると推測できる。流入した交通手段によって回遊行動(域内での交通手段・経路選択)が異なることが想定されるため、この詳細な分析は今後の課題としたい。
- (2) 駐車料金は、滞在時間によって変動する。本研究では静的なネットワークを対象として、経路選択モデルを構築しているため、料金の変動を考慮することが難しい。そこで本研究では、駐車場ごとに設定されている 1 時間あたりの料金を用いた。なお、1 時間未満(例えば、30 分あたり)の料金が設定されている駐車場については、この時間・料金を用いて、1 時間あたりの料金に換算している。
- (3) 観測した OD パターンごとの交通量(ユーザー数)を一律 100 倍して、経路データを生成しているため、OD ごとの需要の違いは反映できている。観測した OD 交通量をみた結果、OD 交通量が 1 であるパターンが全体の約 85%を占めていた。本研究では、OD ごとにリンクの遷移確率を算出し、その確率のもとで、乱数を発生させて経路を生成している。そのため、OD 交通量が 1 のパターンで経路を生成すると、経路のバリエーションに歪みが生じる可能性がある。このことを防ぐために、サンプルを拡大した。本研究では、一日分の GPS データを使用した。今後は、複数日のデータを用いることでサンプル数を拡充し、観測データとの比較を行う必要がある。

【参考文献】

- 1) Oyama, Y.: Capturing positive network attributes during the estimation of recursive logit model: A prism-based approach, *Transportation Research Part C*, 147, 104014, 2023.
- 2) 高田淳司, 内田賢悦, 杉木直: 回遊行動のシミュレーションモデルによる都心部整備効果分析に関する研究, 第 33 回交通工学研究発表会論文集, pp.515-522, 2013.
- 3) 荒木雅弘, 溝上章志, 円山琢也: まちなか回遊行動の詳細分析と政策シミュレーションのための予測モデル, 土木学会論文集 D3(土木計画学), Vol.71, No.5, pp.323-335, 2015.

- 4) 竹上直也, 塚口博司: 空間的定位に基づいた歩行者の経路選択行動モデルの構築, 土木学会論文集 D, Vol.62, No.1, pp.64-73, 2006.
- 5) 大山雄己, 羽藤英二: 街路景観の連続性を考慮した逐次的経路選択モデル, 都市計画論文集, Vol.47, No.3, pp.643-648, 2012.
- 6) 田中康仁, 小谷通泰, 寺山一輝: 都心商業地域への来街者による駐車場の選択行動に影響を与える要因の分析, 都市計画論文集, Vol.55, No.3, pp.659-665, 2020.
- 7) 橋本成仁, 中島那枝: コミュニティサイクルの導入がまちの魅力に与える効果に関する研究, 都市計画論文集, Vol.52, No.2, pp.188-197, 2017.
- 8) Chojiwatana, P., 木内俊克, 岡端起, 橋本康弘, 小渕祐介, 隈研吾: 自転車利用者の走行過程における面的な回遊特性把握を可能にする指標の提案, 都市計画論文集, Vol.54, No.2, pp.90-101, 2019.
- 9) 寺山一輝, 小谷通泰, 羽岡陽平: 都心部における公共交通サービスが来街者の活動空間に及ぼす影響に関する分析—GPS による行動軌跡データを用いて, 都市計画論文集, Vol.56, No.3, pp.842-849, 2021.
- 10) 奥田勇, 羽藤英二: 内生性を考慮した経路選択モデルによる駐車場配置問題, 都市計画論文集, Vol.58, No.3, pp.1646-1653, 2023.
- 11) 株式会社 Agoop: 流動人口データ, <https://agoop.co.jp/service/dynamic-population-data/>, 2025/07/30 閲覧.
- 12) 西岡康, 安東直紀, 谷口栄一: スマートフォンを用いた交通モード判定モデルに関する研究, 土木計画学研究・講演集, 2011.(CD-ROM)
- 13) Meert, W. and Verbeke, M.: HMM with non-emitting states for map matching, *European Conference on Data Analysis (ECDA)*, 2018.
- 14) Fosgerau, M., Frejinger, E. and Karlstrom, A.: A link based network route choice model with unrestricted choice set, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.56, pp.70-80, 2013.

言語生成モデルに基づく首都圏移動活動経路の予測

Prediction of Urban Activity Sequences with Language Models

松永 隆宏*, 羽藤 英二**

Takahiro MATSUNAGA*, Eiji HATO**

We present a Transformer-based framework for generating daily activity scheduling sequences in a macroscopic urban network. This model is designed to flexibly generate activity paths, which are influenced by personal attributes and past route trajectories. Three tokenized streams—time, location, and activity—are modeled independently, while their interactions are captured through cross-attention to avoid state-space explosion. Applying the model to rare panel survey data of activity patterns, we validate its accuracy and compare performance across spatial resolutions. This approach is scalable from daily activity patterns to life-course trajectories, offering a foundation for next-generation activity-based traffic simulators.

Keywords: Activity Model, Transformer, Attention mechanism, Panel data

アクティビティモデル, トランスフォーマー, 注意機構, パネルデータ

1 はじめに

個人の1日の生活動態は複数のアクティビティから形成される活動経路として記述され, また移動はアクティビティの派生として捉えることができる. 特に都市部における人々の広域的な移動の記述は, 鉄道や道路の運行・整備計画や長期的な都市開発をはじめとする種々の広域交通都市政策の土台となる.

こうした活動経路の記述には従来離散選択モデル[1][2]や離散連続モデル[3][4]をベースに多様なモデル(以下ABM; Activity Based Model)が考案されてきた. また各層のモデルを内包したアクティビティシミュレータもMATSim[5]をはじめとして開発されており, 我が国でも平成30年の東京都市圏パーソントリップ調査(以下東京PT)に併せて「東京都市圏ATC」[6]が開発された. また近年の機械学習, 特に生成系モデルの台頭によって活動需要の予測・生成の精度は格段に向上しつつある. 例えばABMの入力として必要となる人口データを深層生成モデルによって合成するなど[7], 人口合成(population synthesis)に関する研究も盛んに行われているほか, 系列(シーケンス)生成モデルの利用可能性も広がっている. 中でも言語生成モデルとして提案されたTransformer[8]はMulti-Head Attention機構によって系列全体から柔軟にAttentionを向け高度な学習が可能である. Qiu et al.(2024)[9]はTransformerを経路推論用に拡張したRoutesFormerを提案した. 文脈から単語を推論する操作を欠損を含んだ観測列から欠損リンクを補完する操作に準えており, マルコフ性の仮定を置かずシーケンス全体から経路推論が可能となる点において, path-basedやlink-basedなアプローチに加え新たな経路選択モデルの方法論として注目に値する(図1).

上記を踏まえ, 本研究では活動経路の形成過程において

過去の通過経路が強く影響[3]する点に着目し, 長期の依存関係を捉えることが可能なTransformerを用いて活動経路生成モデルを構築する. また構築したモデルを首都圏プローブパーソンデータ(Probe person, 以下PP)に適用し, 一定期間の活動経路のパネルデータへの適合を確認する.

2 既往研究

2.1 経路選択モデル

経路選択行動の記述は図1に示すように3種類のアプローチに分類できる. 最も単純なpath-basedな手法は, 発地(O)と着地(D)を繋ぐ経路を列挙した上で選択する問題である. 本手法は経路の離散選択をモデル化しており構造が単純である一方, 選択肢の列挙可能性に課題を抱えていた. この課題の改善案として提案されてきたlink-basedな手法では, リンク(あるいはノード)単位で逐次的に次の状態を選択する問題として捉える. 毎回の選択は選択肢集合が有限な動的離散選択問題として記述される. Recursive Logitモデル(Fosgerau et al.(2013)) [10]に代表される本アプローチは, 現在の状態が既知であれば未来の状態は過去に依存しないというマルコフ仮定に基づく. しかし実際の移動行動, 特に観光回遊や活動経路, ライフコース等の選択行動においては, 過去の経験や累積された状態が次の選択に影響を及ぼすことが多いと考えられ, マルコフモデルによる表現では行動の文脈を十分に捉えきれない可能性がある. RoutesFormer[9]に代表されるsequence-basedなアプローチは系列全体から欠損部分の経路を予測する問題であり, こうした現象の記述に適しているといえる.

*学生会員 東京大学大学院 工学系研究科 (The University of Tokyo)

**正会員 東京大学大学院 工学系研究科 (The University of Tokyo)

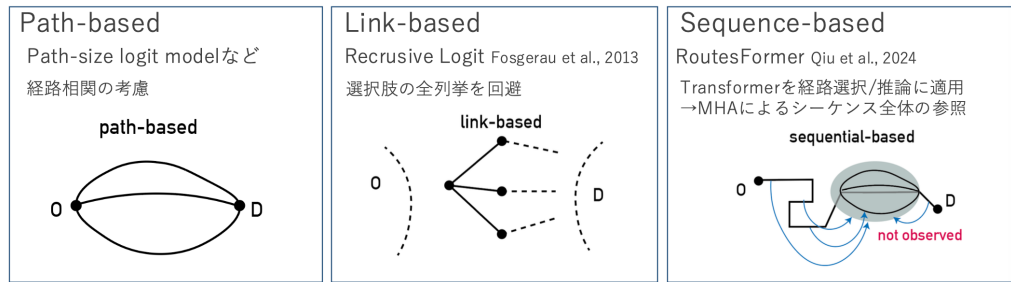


図1 経路選択モデルの分類

2.2 活動経路選択モデル（アクティビティモデル）

アクティビティモデルは離散選択モデルや離散連続モデルをベースに多様なモデルが考案されてきた。離散選択モデルによる記述としては、Nested Logitモデルを援用したBowman and Ben-Akiva型[1]がアクティビティシミュレータ等でも広く用いられているが、ネスト構造の仮定は強い制約といえる。より柔軟な逐次意思決定を考慮したZimmermann型[2]のモデルはマルコフ性を仮定した動的離散選択モデル（Recursive Logitモデル[10]）に基づいている。マルコフ性の仮定による制約は先述の通りである。

一方離散連続モデルによるアプローチは、効用最大化理論に基づく構造型モデル（MDCEVモデル[4]など）と観測データへの統計的当てはまりを優先した誘導型モデル（活動欲求モデル[3]など）に大別される。特に活動欲求モデル（Needs Model；大山・羽藤，2014）[3]は行動開始からの蓄積的变化を内包した状態変数として活動欲求指標を導入し、行動履歴に応じた柔軟な選択行動原理の再現を試みている。回遊中の小休憩による回遊延長行動や余暇活動を行った後一定期間が経過すると再び生じやすくなるなどの現実事象への説明力を伴うモデルといえるが、誘導型モデルであるため効用最大化理論に基づく意思決定構造を入れることができないこと、モデル構造の仮定にあたって詳細なドメイン知識を要求することなどは課題である。またこの手法は日を跨いだ活動発生を記述できるものの、付随する場所や時間の選択までを同時に考慮することは難しい[11]。

2.3 機械学習と経路選択モデルの融合

近年、高精度な予測性能を持つ機械学習と効用最大化理論に基づいた明確な解釈性を有する経済行動モデルとを融合したモデル学習手法が提案されている。Sifringer et al.(2020)[12]は効用関数を知識駆動項とデータ駆動項に分け、後者をニューラルネットワークによって柔軟に学習させることで理論整合性と予測性能の両立を試みた。またPhysics-Informed Neural Network（PINN）の枠組みに則り、効用最大化や保存則といった構造的仮定を機械学習の損失関数に組み込むことで解釈性の向上や小規模データセットでの学習の安定化を図る研究も多くなされている[13]。既述のRoutesFormer[9]は経路の系列的構造と言語生成モデルの親和性に注目した適用例と位置付けられるが、学

習・推論の対象としているのは1次元の経路情報（通過リンク列）のみであり、また属性情報の考慮もなされていない。

一方で深層生成モデルを用いて活動経路自体を生成させる試みも見られ、Lee et al.(2025)[14]では韓国ソウルにおける活動経路調査データ（我が国のPT調査に該当）と交通系ICカードデータを融合し、GAN（敵対的生成ネットワーク）を用いて活動経路を生成する手法が提案されている。しかしながら活動経路の系列依存に着目したシーケンスベースモデルの提案は見られない。

2.4 本研究の位置付け

本研究では活動経路の系列依存に着目し、Transformerを下敷きに活動経路生成モデルを構築する。特にTransformerの多頭注意（Multi-head attention）機構が得意とする長期依存関係の学習に着目し、複数日の活動経路を学習することで過去の活動経路から将来の活動経路を生成するモデルを提案する。パネルデータを用いた活動経路生成の実証研究は私見の限りなく、今後の新しいアクティビティシミュレータの開発の基盤として貢献するものとする。

3 Transformerを用いた活動経路生成モデル

3.1 モデルの全体構造

本研究で構築するTransformerを用いた活動経路生成モデルの概要を図2に示す。モデルは、過去 t 日間の行動データを入力とし、 $t+1$ 日目の活動経路を生成する。このとき過去の行動の特徴量をAttention機構を用いて潜在空間に埋め込むが、モデル構造の明確化のために全てを直接エンコーディングせず、日内の行動特徴量と日間の行動特徴量を階層的に抽出する。すなわち、まず各 t 日の行動データを独立にエンコーディングする。この際のエンコーダをWithin-day Encoderと定義し、図2下部に示す通り時間、活動場所、活動種類の3系列に対するself-attention, cross-attentionを組み合わせることで特徴量を効果的に抽出する。また各日の環境因子（天候、曜日など）もこの段階でcross-attentionを介して考慮される。

続いてWithin-day Encoderによって得られた各 t 日分の特徴量 (ϕ_t) を結合した潜在表現 $\Phi_t = \text{cat}(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_t)$ に対してエンコーディングを行う。この際のエンコーダをDay-to-day Encoderと定義し、より抽象度の高いブロッ

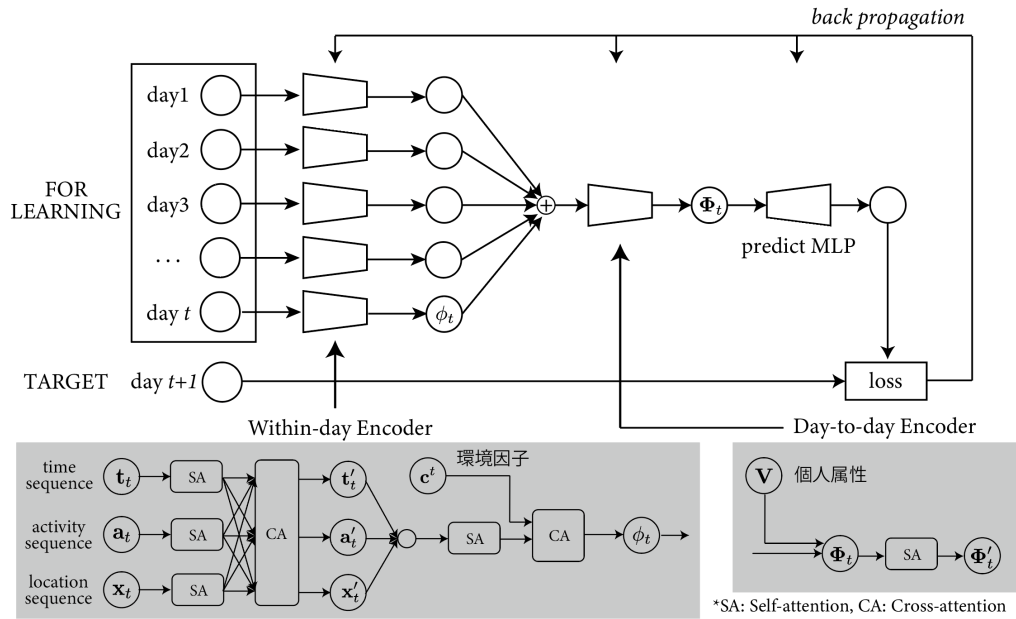


図2 提案する活動経路生成Transformerの構造

クとして毎日の行動特徴量間の相互作用を学習する。個人属性は日間で変化しないため、コンテキストトークンとしてWithin-day Encoderの出力 Φ_t に付加されることで自動的に特徴量として抽出される。

3.2 独立系列としての入力および相互作用学習

前節で述べた通り、活動経路の構成要素として「時刻」「活動場所」「活動種類」の3要素に着目する。なお既存のABMでも扱われる移動時の交通手段についての扱いは今後の課題とする。このときの個人が取りうる状態 x_i の存在空間は空間状態分布 S と活動種類状態分布 A および時間の状態空間 T の直積による同時分布空間 $\mathcal{L} \times \mathcal{A} \times \mathcal{T}$ として与えられるが、一般に活動経路の記述においては活動場所の状態空間 $\mathcal{L}$ が特に膨大であり、これに伴って同時分布空間の次元も爆発的に増大するため各組み合わせを教師データが十分に網羅できない可能性がある。この問題に対処するため本研究では「時刻」「活動場所」「活動種類」の3系列を独立に入力するが、現実の選択ではこれら3系列は完全には独立ではなく互いに相互作用があると考えられる。そこで本モデルでは3系列間の相互作用をcross-attention機構を用いて学習させることで精度の向上を図る（図2）。

3.3 入力データの埋め込み

3.3.1 トークン化

Transformerに入力するにあたり、元の系列データを要素固有のID（トークン）から成るテンソルに埋め込む必要がある。本研究では活動経路データからtime, loc, actの3シーケンスを取り出し、個別にトークン化の処理を行う（3）。例えば今回採用する活動種類(act)の区分およびトークンIDの対応は表1に示す通りである。この他、時間帯(time)については00:00-23:00まで1時間間隔で計24の

表1 活動種類トークンの設定

token ID	index	活動種別
0	H	自宅
1	S	買物・食事等
2	W	通勤・通学
3	W2	業務
4	O	その他

独立IDを設定、場所(loc)については各ゾーン毎に独立IDを設定する。なお場所(loc)については4章にて詳述する。

続いて、各日の行動の開始・終了を明示するために開始トークン、終了トークン<e>を各日のシーケンスの先頭および末尾に付加する。加えて、個人によってトリップ回数が異なるため最大許容シーケンス長 l_{max} に至るまでの空のトークンをパディングトークン<p>で埋める。

3.3.2 位置エンコーディング

トークンIDへの変換後は、各シーケンスに特殊トークンの付与および位置エンコーディングを行う。Transformerは順番を認識しないため外部から各トークンに位置情報を付与し（位置エンコーディング）、またシーケンスの開始および終了も特殊トークンで明示する必要がある。位置エンコーディングはVanilla Transformer[8]と同様に偶数番目および奇数番目の位置表現にそれぞれsin波・cos波を用いて行う。

$$W_{\text{pos}}[t, 2i] = \sin\left(\frac{t}{10000^{2i/d_{\text{emb}}}}\right), \quad (1)$$

$$W_{\text{pos}}[t, 2i + 1] = \cos\left(\frac{t}{10000^{2i/d_{\text{emb}}}}\right) \quad (2)$$

活動経路データ (PP データ)

個人 ID	日	時刻	ゾーン	活動種類
1229	2025-01-24	07:00	1345	自宅
1229	2025-01-24	09:00	1340	出勤
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1229	2025-01-24	21:00	1345	自宅
1229	2025-01-25	-	-	-
1229	2025-01-26	07:00	1345	自宅
1229	2025-01-26	09:00	1340	出勤
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

↓ 各日についてトークン化

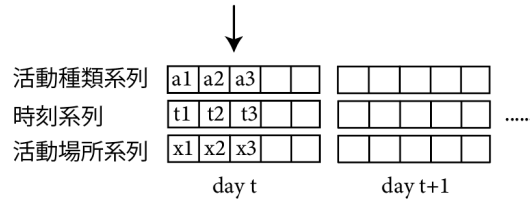
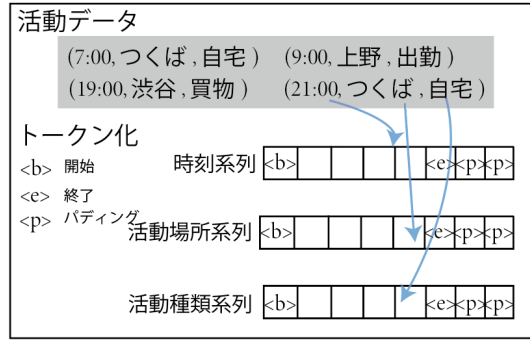


図3 トークン化および埋め込み

ここで t は位置インデックス, i は埋め込み次元インデックスを表す。

3.4 エンコーダ・デコーダの構造

3.4.1 Attention機構の基本要素

AttentionはTransformerの中心的な要素であり, 同一シーケンス内のトークン間の関係性を学習する自己注意 (Self-Attention) と, 異なるシーケンス同士のトークン間の関係性を学習する交差注意 (Cross-Attention) とに大別できる。しかしながら本質的な構造は共通するため, ここではより一般化されたCross-Attentionについてその仕組みを概説する。なお本研究では図2に示すように, Within-day EncoderではSelf-AttentionとCross-Attentionの双方を, Day-to-day EncoderではSelf-Attentionを, それぞれ用いている。

$$\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{softmax} \left(\mathbf{M} + \frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^\top}{\sqrt{d}} \right) \mathbf{V} \quad (3)$$

ここで $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{l_x \times l_z}$ は必要に応じて適用されるマスク行列であり, 将来情報の遮断やパディング部分の無視に用いられる。また $\sqrt{d}$ によるスケールは内積の大きさが入力長に比例して不安定になることを防ぐための正規化処理である。

Query, Key, Value は入力トークンの埋め込み行列 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{l \times d}$ に対して線形変換を施すことで次のように定義される：

$$\mathbf{Q} = \mathbf{X}\mathbf{W}_Q + \mathbf{1}b_Q^\top, \quad (4)$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{X}\mathbf{W}_K + \mathbf{1}b_K^\top, \quad (5)$$

$$\mathbf{V} = \mathbf{X}\mathbf{W}_V + \mathbf{1}b_V^\top \quad (6)$$

ここで, $\mathbf{W}_Q, \mathbf{W}_K, \mathbf{W}_V \in \mathbb{R}^{d \times d}$ は重み行列, $b_Q, b_K, b_V \in \mathbb{R}^d$ はバイアス項である。また l_x, l_z はそれぞれ入力およびコンテキスト系列の長さであり, Self-Attentionの場合は $x = z$ である。

Transformerの特徴は, このAttention機構を複数並列して用いるMulti-Head Attentionにある。これによりモデルは異なる視点から関連性を捉えることができる。各ヘッドでは上記のAttentionが独立に計算され, 最終的に以下のように統合される：

$$\text{head}_i = \text{Attention}(\mathbf{Q}^{(i)}, \mathbf{K}^{(i)}, \mathbf{V}^{(i)}) \quad (7)$$

$$\text{MultiHead}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{Concat}(\text{head}_1, \dots, \text{head}_h) \mathbf{W}^O \quad (8)$$

ここで h はヘッド数, $\mathbf{W}^{Q(i)}, \mathbf{W}^{K(i)}, \mathbf{W}^{V(i)} \in \mathbb{R}^{d \times d/h}$ は各ヘッドの重み行列, $\mathbf{W}^O \in \mathbb{R}^{d \times d}$ は出力統合用の重み行列である。

3.4.2 Within-day Encoder

既述の通り, 各日についてtime, act, locの各系列間の相互依存性をSelf-Attention, Cross-Attentionにより学習する。具体的には, Self-Attention(SA)により各シーケンスを更新：

$$\mathbf{H}^{\text{time}} = \text{SA}(\mathbf{H}^{\text{time}}), \quad (9)$$

$$\mathbf{H}^{\text{act}} = \text{SA}(\mathbf{H}^{\text{act}}), \quad (10)$$

$$\mathbf{H}^{\text{loc}} = \text{SA}(\mathbf{H}^{\text{loc}}) \quad (11)$$

したのち, 以下のCross-Attention(SA)を適用する：

$$\mathbf{H}^{\text{time} \leftarrow \text{act}} = \text{CA}(\mathbf{Q} = \mathbf{H}^{\text{time}}, \mathbf{K} = \mathbf{V} = \mathbf{H}^{\text{act}}), \quad (12)$$

$$\mathbf{H}^{\text{act} \leftarrow \text{loc}} = \text{CA}(\mathbf{Q} = \mathbf{H}^{\text{act}}, \mathbf{K} = \mathbf{V} = \mathbf{H}^{\text{loc}}), \quad (13)$$

$$\mathbf{H}^{\text{loc} \leftarrow \text{time}} = \text{CA}(\mathbf{Q} = \mathbf{H}^{\text{loc}}, \mathbf{K} = \mathbf{V} = \mathbf{H}^{\text{time}}), \quad (14)$$

$$\mathbf{H}^{\text{time} \leftarrow \text{loc}} = \text{CA}(\mathbf{Q} = \mathbf{H}^{\text{time}}, \mathbf{K} = \mathbf{V} = \mathbf{H}^{\text{loc}}), \quad (15)$$

$$\mathbf{H}^{\text{act} \leftarrow \text{time}} = \text{CA}(\mathbf{Q} = \mathbf{H}^{\text{act}}, \mathbf{K} = \mathbf{V} = \mathbf{H}^{\text{time}}), \quad (16)$$

$$\mathbf{H}^{\text{loc} \leftarrow \text{act}} = \text{CA}(\mathbf{Q} = \mathbf{H}^{\text{loc}}, \mathbf{K} = \mathbf{V} = \mathbf{H}^{\text{act}}). \quad (17)$$

これにより, 活動種類トークンはその前後の時系列的制約を, 時刻トークンは同時点で実行され得る活動の履歴をそれぞれ参照しながら, 次トークン予測 (活動選択・時刻選択) に必要な相関構造を自己適応的に獲得できる。

続いて各日の各シーケンスの潜在表現を足し($\phi_a^t + \phi_l^t + \phi_t^t$), 環境因子ベクトルとのCross-Attentionを介することで Within-day Encoderの出力 ϕ_t を得る。

3.4.3 Day-to-day Encoder

Day-to-day Encoderでは, Within-day Encoderで得られた各日の潜在表現($\phi_t, 0 < t < T+1$)を入力とし, 日間の相互作用を学習する。まず $t = 1$ から $t = T$ 日目までの潜在表現を各系列毎に結合し, 潜在表現 $\Phi_T = \text{cat}(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_T)$ を得る。この Φ_T に属性情報を付加したコンテキストトークンテンソル V を付与し, 以下のようにSelf-Attentionを適用することでDay-to-day Encoderの出力を得る：

$$\Phi'_T = \text{SA}(\Phi_T + V) \quad (18)$$

3.4.4 Decoder

Day-to-day Encoderの出力 Φ'_T をデコーダに入力し, 次の日の活動経路を生成する。デコーダにも複数の構造が考えられるが, 本稿では最も簡単な多層パーセプトロン (MLP) をtime, act, locそれぞれに用意(N_t, N_a, N_l)する。すなわち, デコーダの出力は以下のように定義される：

$$a_{T+1} = N_a(\Phi'_T), \quad l_{T+1} = N_l(\Phi'_T), \quad t_{T+1} = N_t(\Phi'_T) \quad (19)$$

3.5 損失関数

前節の MLP から得られた3系列出力は, 正解系列と比較される (図2)。act, time系列については, クロスエントロピーCE(.) 損失を次式で計算する：

$$L_{\text{act}} + L_{\text{time}} = \sum_{j=1}^{l_{\text{seq}}} \text{CE}(a_j, \hat{a}_j) + \sum_{j=1}^{l_{\text{seq}}} \text{CE}(t_j, \hat{t}_j), \quad (20)$$

ここで, loc系列に対して単純に同様のクロスエントロピーを用いると, 予測されたゾーンIDと正解のゾーンIDが一致するか否かのみを評価することになる。これによって隣接ゾーンを予測した場合と遠く離れたゾーンを予測した場合が同等に扱われてしまう。しかし実際には正解に近いゾーンを予測できた方が望ましいため, 空間構造を考慮した損失設計が望ましい。

この点を踏まえ, 本研究では予測位置と正解位置の間の距離に基づくペナルティ項を導入する。全てのゾーン対 (i, j) の間の距離行列を $D(i, j)$ とすると, 距離ベースの損失 L_D および最終的な損失関数 L_{total} は次式で定義される：

$$L_D = \sum_{j=1}^{l_{\text{seq}}} D(x_j, \hat{x}_j), \quad (21)$$

$$L_{\text{total}} = L_{\text{act}} + L_{\text{time}} + L_D. \quad (22)$$

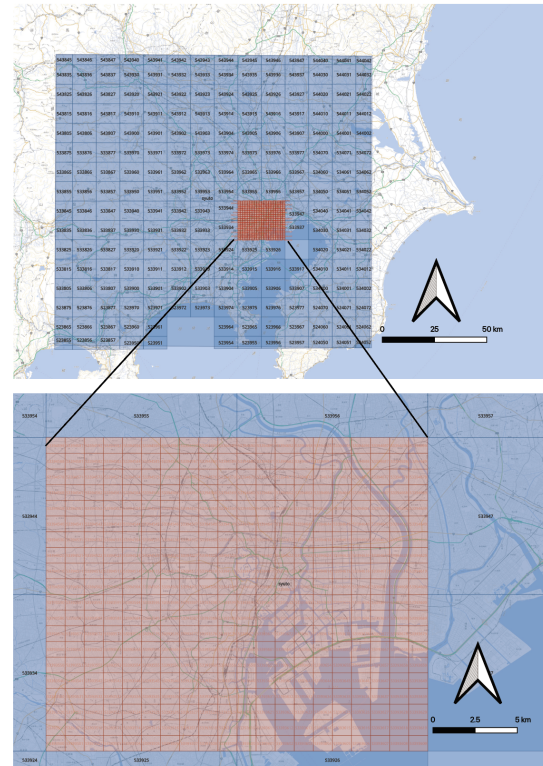


図4 空間分割の状況

4 PPデータを用いたケーススタディ

4.1 データ概要

本研究のケーススタディでは 2019 年から 2023 年にかけて実施された複数回のPP調査のデータを利用する。各調査の実施日程及びサンプル数 (参加者数) は表2に示す通りである。またコンテキストトークンとして利用した属性情報は性別, 年齢, 環境因子としては天候, 曜日を用いた。なおゾーンごとの特徴量を入れ込むことも可能であるが本ケーススタディでは入れていない。

ここで活動場所系列については, 図4に示すように, 正方形メッシュを単位として扱う。基本のメッシュサイズは 10 km 四方であるが, 山手線内周辺の都心4ゾーンについては活動場所をより精緻に分析するため, 1 km 四方に細分化する。細分化ありの場合の総メッシュ数 (観測数) は 472, 細分化なしの場合は 140 である。

4.2 評価指標

本稿は生成モデルを提案するものである。したがって生成結果と正解系列との比較評価が特に重要であるため, 生成された活動経路を Accuracy, F1 スコア, および Feasibility の3つの指標によって評価する。これらの指標は生成系列と正解系列との整合性を異なる側面から捉えるものである。

表2 データ概要

期間	19/7/8～20/2/11	21/10/3～21/11/25	22/12/19～23/1/30	23/11/15～23/11/29
サンプル数	305	115	182	223

Accuracy と F1 スコアについては活動種類・場所・時刻といったトークン種別ごとに算出し、Feasibilityについては3系列全体の構造的妥当性を評価する。

4.2.1 Accuracy

Accuracy は系列全体における正しく予測されたトークンの割合を測る指標である。正解系列を $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_T)$ 、生成系列を $\hat{\mathbf{y}} = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_T)$ とすると、次式で定義される：

$$\text{Accuracy} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{1}_{\{y_t = \hat{y}_t\}}, \quad (23)$$

ここで $\mathbf{1}_{\{\cdot\}}$ は条件が成立する場合に1、それ以外に0を返す指示関数である。Accuracy は系列全体におけるトークン単位での一致率を表し、評価においてはパディングトークンを無視する。

4.2.2 F1 スコア

F1 スコアは Precision と Recall の調和平均であり、クラス不均衡がある場合にもバランスのとれた評価を可能とする。あるクラス c に対して、これらは次式で定義される：

$$\text{Precision}(c) = \frac{\text{TP}(c)}{\text{TP}(c) + \text{FP}(c)}, \quad (24)$$

$$\text{Recall}(c) = \frac{\text{TP}(c)}{\text{TP}(c) + \text{FN}(c)}, \quad (25)$$

$$F1(c) = \frac{2 \cdot \text{Precision}(c) \cdot \text{Recall}(c)}{\text{Precision}(c) + \text{Recall}(c)}, \quad (26)$$

ここで、 $\text{TP}(c)$, $\text{FP}(c)$, $\text{FN}(c)$ はそれぞれクラス c における真陽性・偽陽性・偽陰性の数を表す。

4.2.3 Feasibility

Feasibility は系列全体の構造的妥当性を評価するものであり、トークン単位の評価では捉えられない側面を補完する。具体的には、生成系列が事前に定めた制約を満たしているかどうかを検証する。本ケーススタディでは、1日の最初と最後の滞在場所が異なる系列や、時刻トークンが昇順に並んでいない系列を非妥当 (infeasible) と判定する。 N_{feasible} を妥当な系列の数、 N_{total} を全体の系列数とすると、Feasibilityは次式で定義される：

$$\text{Feasibility} = \frac{N_{\text{feasible}}}{N_{\text{total}}} \quad (27)$$

4.3 精度の比較

ハイパーパラメータを表3のように設定してモデルの学習を行った。3章にて述べた通り、 $T+1$ 日の活動経路をインプットとし、 T 日目までの活動系列をモデルインプットとし $T+1$ 日目の活動系列を用いて損失計算を行った。また最適化計算にはAdamを用いた。

使用するモデルの仕様について、表5に示す通り、活動場所の表現(スケール)と距離損失の有無が異なる3通りのモデルを用意した。これに加え、学習に用いる過去データの日数を6日と12日で変えることで、計6通りのパターンを

表3 学習時のハイパーパラメータ

Parameter	Value
学習率	0.0001
バッチサイズ	32
最大系列長	10
エンコーダブロック数(within-day block)	1
エンコーダブロック数(day-to-day block)	1
デコーダブロック数	1
ヘッド数	1
時間系列埋め込み次元	16
場所系列埋め込み次元	16
活動系列埋め込み次元	16

表4 モデル仕様間の評価指標の比較

	使用日数	6	12
model 1	Accuracy (act)	73.6%	70.3%
	Accuracy (time)	57.0%	54.3%
	Accuracy (loc)	55.1%	53.1%
	F1 score (act)	64.5%	58.8%
	F1 score (time)	27.1%	32.7%
	F1 score (loc)	37.5%	24.9%
	Feasibility	20.5%	46.1%
model 2	Accuracy (act)	64.1%	61.6%
	Accuracy (time)	49.5%	48.8%
	Accuracy (loc)	40.2%	41.1%
	F1 score (act)	53.7%	48.8%
	F1 score (time)	31.8%	29.4%
	F1 score (loc)	7.63%	8.64%
	Feasibility	36.6%	20.9%
model 3	Accuracy (act)	56.4%	54.7%
	Accuracy (time)	44.8%	42.4%
	Accuracy (loc)	41.6%	40.3%
	F1 score (act)	43.5%	39.1%
	F1 score (time)	24.9%	20.5%
	F1 score (loc)	9.31%	6.63%
	Feasibility	44.4%	44.8%

表5 モデルの設定

	スケール	距離損失
model 1	シングルスケール(10km四方)	なし
model 2	マルチスケール(CBD1km四方)	なし
model 3	マルチスケール(CBD1km四方)	あり

比較した。各指標の結果を表4に示す。

まず、Accuracyは空間解像度が低いmodel1が最も高く、特に空間正答率であるLoc-Accuracy で55%前後を達成している。活動種類、活動時間についても概ねmodel1が高い値を示す傾向にある。これは場所の状態数がmodel2, 3に比べて少ないため、活動種類や時間についての特徴量をより深く学習できたことが要因と考えられる。解像度とモデルの精度のトレードオフは今後の課題と言える。

一方model2, 3は1kmメッシュを用いているためメッシュ単位での正答率は低くなっているが、確率密度で再現

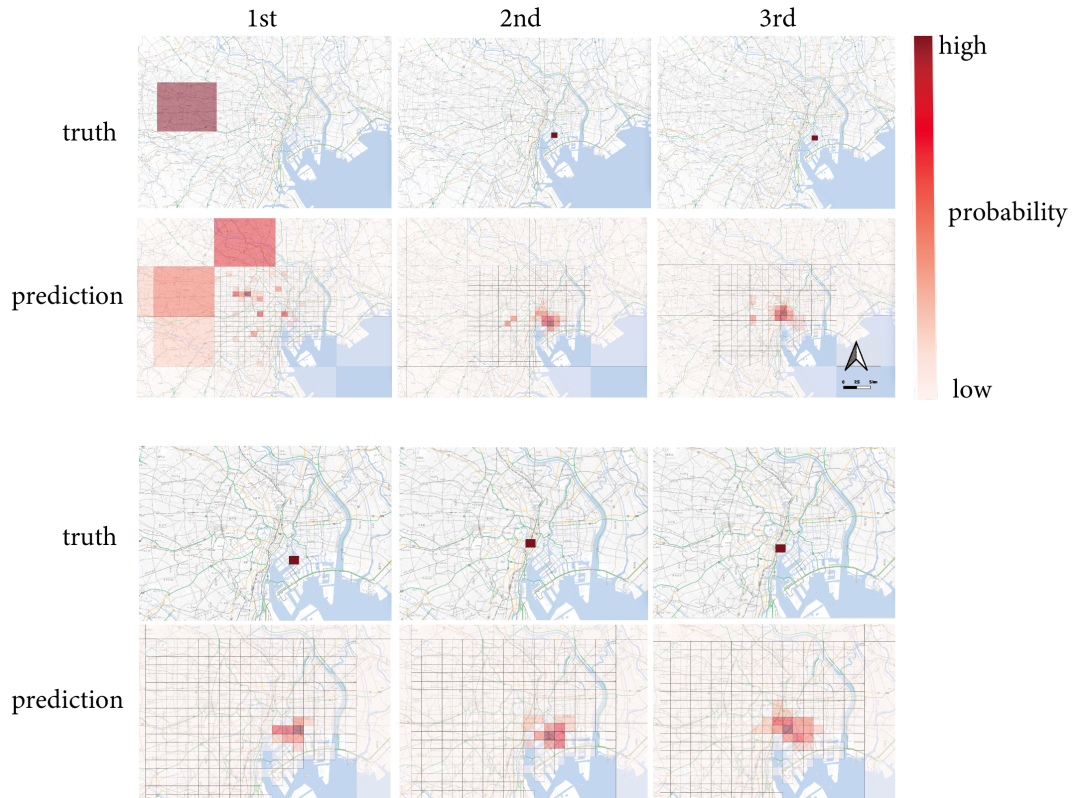


図5 2サンプルに対する推論結果（下段）と教師データ（上段）の比較

すると都心部の活動場所をある程度精緻に捉えることができていたことが確認された（後述）。model2, 3を比較すると、距離損失を導入したmodel3の方が特にFeasibilityが高く、構造的な妥当性をよりよく捉えていることがわかる。

また、過去データの使用日数を比較すると6日間のデータを用いた場合の方が総じて12日間のデータを用いた場合よりも高い精度を示している。この結果はデータが少ない方がモデルが学習しやすいことを示唆しており、直感には逆行する結果である。長期のデータを用いることが逆にノイズとなり、モデルの学習を難しくしている可能性も考えられる。より詳細な分析が必要であるものの、観測量を闇雲に増やしても必ずしもモデルの精度が向上するわけではないことを示唆しており、今後の研究においては観測量の選定やデータの前処理が重要な要素となることが予想される。

4.4 生成結果の可視化

さらに、本研究では生成結果の可視化を行い、特に活動場所に着目した分析を行った（図5）。図5では2名のサンプルについて、ある木曜日における3トリップについて正解の活動経路と学習されたモデルが生成した活動場所の確率分布を比較している。この際のモデルは過去12日間の活動系列を用いて学習されている。

上段の参加者については、初期位置が東京都郊外にありその後都心のCBD（Central Business District）領域へ移動している。モデルはこの通勤行動を再現できていると考えられる。一方で下段の参加者はCBD領域に居住して

いるとみられ、こちらについてもモデルは全体的な行動パターンを適切に再現している。両サンプルとも自宅位置や職場位置を明示的にモデルに入れることなく、過去の活動系列からend-to-endに学習することで概ね5km程度の精度で位置を再現できていることが確認できる。

5 結論

本研究では活動経路を柔軟に再現するために長期記憶の学習を得意とするTransformerに着目し、実測されたパネルデータ（PPデータ）を用いて経路推論用のモデルの開発を行った。具体的には、Within-day Encoder, Day-to-day Encoderによって段階的に特徴量を学習するフレームワークを提案した。また時間、場所、活動種類という複数シーケンスを独立分布入力として扱うことで状態空間の爆発を防ぎつつ、Attentionメカニズムによって分布間相互作用を考慮した。これまでの研究で表現が難しかった複数日の活動経路を踏まえた活動経路予測（活動種類、活動場所、時間の同時分布）を一定の精度で達成した。

今後の課題としては、今回のケーススタディで検証できなかった交通手段選択の記述や、精度指標の改善などが考えられる。

【参考文献】

- 1) J.L Bowman and M.E Ben-Akiva. Activity-based disaggregate travel demand model system with activity schedules. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 35, No. 1, pp. 1–28, 2001.

- 2) Maëlle Zimmermann, Oskar Blom Västberg, Emma Frejinger, and Anders Karlström. Capturing correlation with a mixed recursive logit model for activity-travel scheduling. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 93, pp. 273–291, 2018.
- 3) 大山雄己, 福山祥代, 羽藤英二. 活動欲求を考慮した離散-連続モデルによる小滞在発生メカニズムの分析. 都市計画論文集, Vol. 49, No. 3, pp. 375–380, 2014.
- 4) Chandra R. Bhat. The multiple discrete-continuous extreme value (mdcev) model: Role of utility function parameters, identification considerations, and model extensions. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 42, No. 3, pp. 274–303, 2008. A Tribute to the Career of Frank Koppelman.
- 5) Michael Balmer, Kay W. Axhausen, and Kai Nagel. Agent-based demand-modeling framework for large-scale microsimulations. *Transportation Research Record*, Vol. 1985, pp. 125–134, 2006.
- 6) 石井良治, 福田大輔, 柳沼秀樹, 日下部貴彦, 茂木渉, 磯野昂士, 渋川剛史, 末成浩嗣, 西隆太, 伊藤祥太. アクティビティシミュレータ“東京都市圏 act”の開発と都市交通政策検討への活用. 土木計画学研究・講演集, Vol. 64, , 2022.
- 7) Eui-Jin Kim and Prateek Bansal. A deep generative model for feasible and diverse population synthesis. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 148, p. 104053, 2023.
- 8) Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N Gomez, Łukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need. In I. Guyon, U. Von Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, and R. Garnett, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 30. Curran Associates, Inc., 2017.
- 9) Shuhan Qiu, Guoyang Qin, Melvin Wong, and Jian Sun. Routesformer: A sequence-based route choice transformer for efficient path inference from sparse trajectories. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 162, p. 104552, 2024.
- 10) Mogens Fosgerau, Emma Frejinger, and Anders Karlstrom. A link based network route choice model with unrestricted choice set. *Transportation Research Part B*, Vol. 56, pp. 70–80, 2013.
- 11) Theo A Arentze, Dick Ettema, and Harry JP Timmermans. Estimating a model of dynamic activity generation based on one-day observations: method and results. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 45, No. 2, pp. 447–460, 2011.
- 12) Brian Siffringer, Virginie Lurkin, and Alexandre Alahi. Enhancing discrete choice models with representation learning. *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 140, pp. 236–261, 2020.
- 13) Zhaobin Mo, Rongye Shi, and Xuan Di. A physics-informed deep learning paradigm for car-following models. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 130, p. 103240, 2021.
- 14) Huichang Lee, Prateek Bansal, Khoa D. Vo, and Eui-Jin Kim. Collaborative generative adversarial networks for fusing household travel survey and smart card data to generate heterogeneous activity schedules in urban digital twins. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 176, p. 105125, 2025.