

道路政策の質の向上に資する技術研究開発

【研究状況報告書（2年目の研究対象）】

①研究代表者	氏名（ふりがな）		所属		役職	
	羽 藤 英 二		東京大学		教授	
②研究 テーマ	名称	マルチスケールな拠点空間計画のための新たな行動モデル研究				
	政策 テーマ	[主テーマ]	公募 タイプ	IV		
		[副テーマ]				
③研究経費（単位：万円）	令和2年度	令和3年度	令和4年度	総合計		
	5,000	4,800	5,000	15,000		
※R2は精算額、R3は受託額、R4は計画額を記入。端数切捨。						
④研究者氏名（研究代表者以外の主な研究者の氏名、所属・役職を記入。なお、記入欄が足りない場合は適宜追加下さい。）						
氏名		所属・役職				
原田 昇		中央大学・教授				
原 祐輔		東北大学・准教授				
浦田 淳司		東京大学・講師				
大山 雄己		芝浦工業大学・准教授				
瀬谷 創		神戸大学・准教授				
児玉 千絵		國學院大學 助教				
山根 啓典		復建調査設計（株） 部長 他7名				
⑤研究の目的・目標（提案書に記載した研究の目的・目標を簡潔に記入。）						
<p>駅まちみちを結びつける交通拠点の効果的な設置のために、交通拠点およびその近傍の空間計画と都市圏と都市間スケールの公共交通網の立案とその評価手法の確立が求められている。</p> <p>本研究は、バスタなどを含む地域交通拠点の配置とそのネットワーク化に向けて、1) 建物内、2) 1km四方、3) 都市圏流動、4) 全国レベルという4つの移動スケールを取り上げ、複数のデータを用いた交通需要予測手法と、これを用いた拠点設計手法を同時に開発することを目的として実施する。令和3年度は、「行動データの収集と交通拠点計画のシナリオ作成」、「マルチスケール行動モデルの開発とその評価」を行う。</p>						

⑥これまでの研究経過

(1) 各種データの収集・整理

本研究の交通需要予測モデル構築に必要な交通行動データおよび、交通拠点整備が土地利用に与える影響評価を行うための交通・土地利用モデルの構築に必要な地籍データの収集を行った。

1) 交通行動データの収集・整理

①Twitterデータ

- ・ 東北大 乾研(協力研究者:乾健太郎, 山口健史)が収集するツイートデータを入手・整理
- ・ 2020年1月-2021年2月まで(14ヶ月)で約82億ツイート(1日平均2000万ツイート)
- ・ 地名含みツイートについては1.1億ツイート(1日平均25万ツイート)全体の1.5%

②高速バス乗降場所別データ

- ・ バスタ新宿内のAIカメラデータより乗降場所別時間帯別乗降者数データを収集・整理

③人流データ取得調査

- ・ 「東京メトロ豊洲駅」および「ゆりかもめ豊洲駅」構内の出入口及び分岐箇所にBluetoothロガーを設置しスマートフォン等のMACアドレスを活用した人流データを取得

④プローブパーソン調査

- ・ 豊洲駅周辺、渋谷駅周辺への来訪者を対象にプローブパーソン調査(PP調査)を実施。また別途、松山駅周辺PPデータを収集・整理

2) 地籍データの収集・整理

交通拠点整備が土地利用に与える影響評価を行うことを目的に、近年、再開発が進んでいる渋谷駅周辺の土地情報のデータを収集し、GISにより土地境界線や属性情報の変遷を整理した。

表1 収集したデータの概要

項目	交通行動データの収集				地籍データの収集
	Twitterデータ	高速バス乗降場所別データ	人流データ取得調査	プローブパーソン調査	
調査概要	東北大乾研究室で収集するツイートデータを借用	バスタ新宿の乗降場付近に設置されたAIカメラより検出されたバス乗降データ	駅構内にBLEロガーを設置し人の移動経路を把握	駅周辺への来訪者の行動履歴を把握	・渋谷駅整備以前からの土地情報のデータを収集し、GISにより土地境界線や属性情報の変遷を整理
データ活用	マクロモデル構築		マイクロメゾモデル構築		交通・土地利用モデル構築
対象エリア・箇所		バスタ新宿	豊洲駅(メトロ・ゆりかもめ)	豊洲駅・渋谷駅 松山駅周辺	渋谷駅周辺
対象者	ツイッター利用者	バスタ新宿利用者	対象エリア来訪者		—
サンプル数	約82億ツイート		約60,000千データ	豊洲:約300名 渋谷:約100名	渋谷駅周辺半径500m程度
調査実施期間			11/23,24(2日間)	豊洲、渋谷:11月(1ヶ月)	—
データ収集期間	2020年1月~2021年2月(14ヶ月)	2018~2020年	—	豊洲:7月(1ヶ月)	過去100年程度



図1 地名含みツイートのワードクラウド

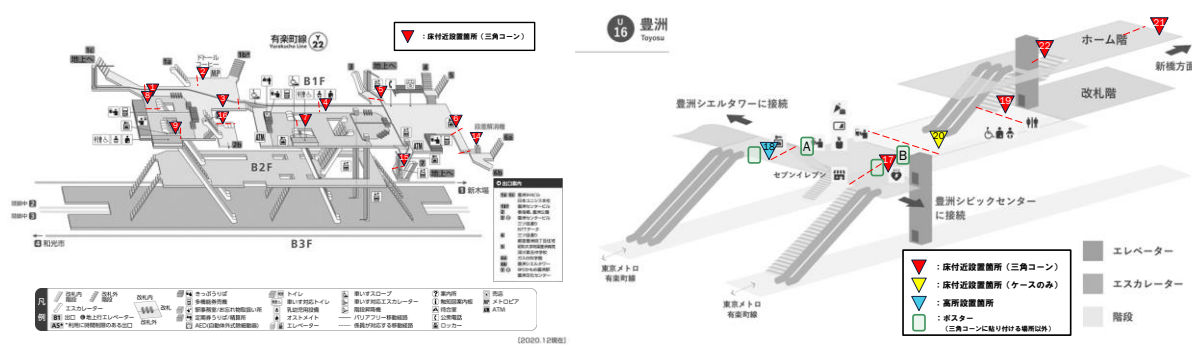


図2 豊洲駅人流調査駅構内調査機器設置箇所 (東京メトロ・ゆりかもめ)

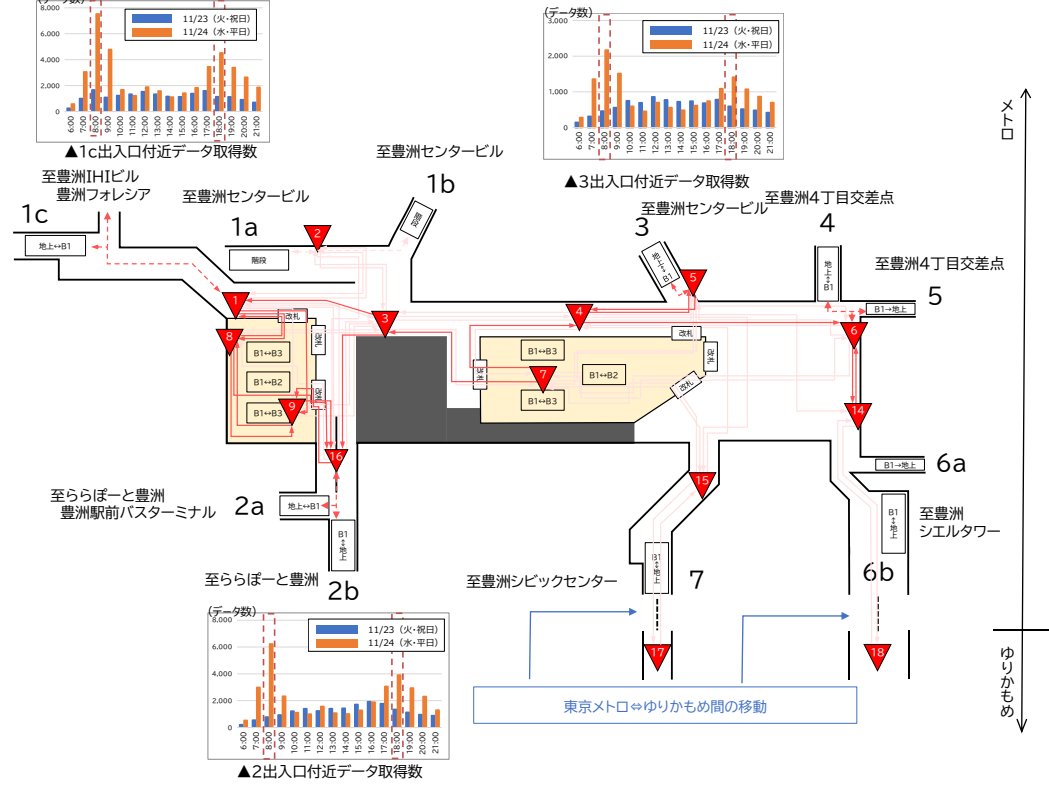


図3 豊洲駅人流調査結果_B1F (平日：朝ピーク (8時台))

(2) マルチスケール行動モデルの開発とその評価

1) 研究全体フロー

本研究の全体フローを以下に示す。

マクロスケールにおいては、Twitterデータを活用しモデルの構築を行い、AIカメラのデータで現況再現性を確認する。

ミクロ・メゾ・拠点スケールにおいては、スケジューリングモデルと歩行者・モビリティのシミュレーションの相互評価が可能なモデルの構築を行う。また、都市設計において、機能の配置や規模の組合せが膨大になると計算コストが大きくなるため、ネットワークデザインを検討するための高速計算手法を開発する。

交通・土地利用モデルにおいては、PPデータと不動産登記情報を活用し土地所有者と来訪者の相互作用モデルを構築を検討しているが、本年度に収集したデータを活用し、次年度にモデル構築に取り組む。

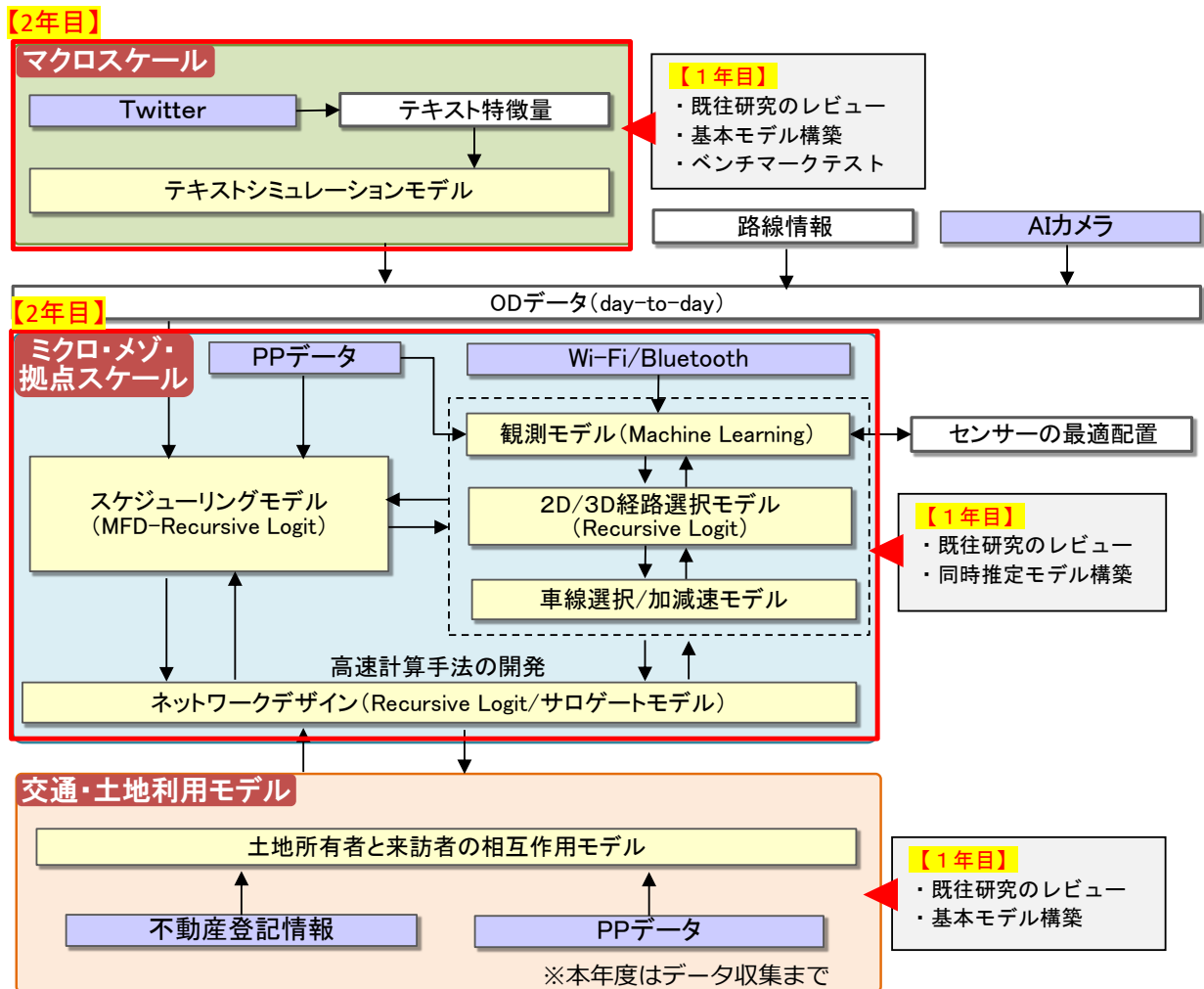


図4 本研究の全体フロー

2) マクロスケール

①概要

全国の高速バスを用いた流動を評価するために、Twitterとバスタ新宿のAIカメラデータを用いた乗客数予測モデルを構築した。82億の日本語ツイートから、地理表現に関連するツイートを抽出し、それらのツイート内で使われている単語の日変動から、バスタ新宿発の高速バス乗客数を予測可能であることを示した。当初の計画通り、ツイートからバス乗客数の予測モデルを構築することに成功し、この基本モデルを発展させることで、他の地域への適用や更なる予測精度の向上、バス乗客数増減の要因把握に利用可能である。

②モデルの構築および予測結果

地名含みツイートからバスタ新宿から各都道府県へ向かう高速バスの1日の乗客数を予測するモデルを構築した。

全ての単語を用いると、予測する日数に比べて単語種類が多く過学習が発生するため、各都道府県別バス乗客数との相関係数の絶対値が0.25以上の単語を抽出した。さらに主成分分析を行い、次元削減した各主成分得点を特徴量として、日高速バス乗客数を予測する回帰モデルを構築した。用いた特徴量の数は9つの主成分得点と切片である。入手できたバスタ新宿のデータの関係から、2020年4月29日から2020年12月31日までのデータで予測モデルを作り、2021年1月1日から31日までの1ヶ月を検証データとして精度検証を行った。

予測モデルの結果を図5に示す。大阪モデルの学習データRMSEは51.94（人/日）、検証データのRMSEは54.54（人/日）であり、宮城モデルの学習データのRMSEは30.71（人/日）、検証データのRMSEは72.79（人/日）となっている。宮城の予測モデルは検証期間に観測値よりもやや過大に予測しているものの、大きく予測を外してはいない。

③考察

大阪、宮城ともに「交通施設に関連する単語群」「季節変動に関連する単語群」「地名や施設名に関連する単語群」が乗客数予測モデルに利用されており、これらの単語群が一般的に高速バスの乗客数予測に有用である可能性が示唆された。

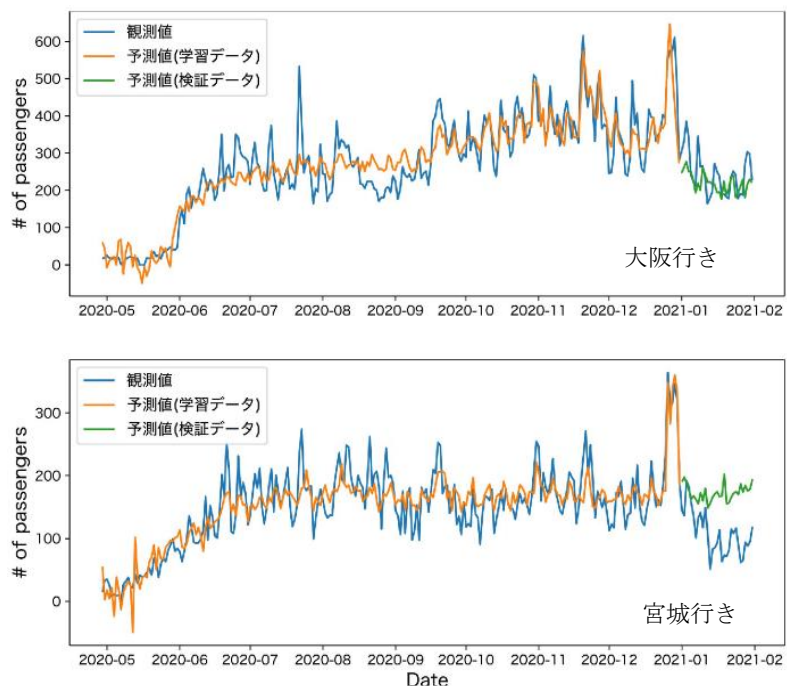


図5 バス乗客数の観測値と予測値

3) ミクロ・メゾ・拠点スケール

ミクロ・メゾ・拠点スケールの都市活動を表現できる東京大学羽藤研究室で開発されてきたシミュレーションモデル (Hongo) の改良を行った。

①全体フロー

シミュレーションモデルの全体フローは以下の通りである。改良した機能は、信号機能、バス機能である。従来のHongoでは、高速道路での自動車交通や都市部での鉄道交通のシミュレーションを主としていたことから、信号やバスといった機能を加えることで、都市圏中心部での評価が可能なものへと改良を行った。本年度は、データ収集済の松山市をベースにテストシミュレーションを実施した。

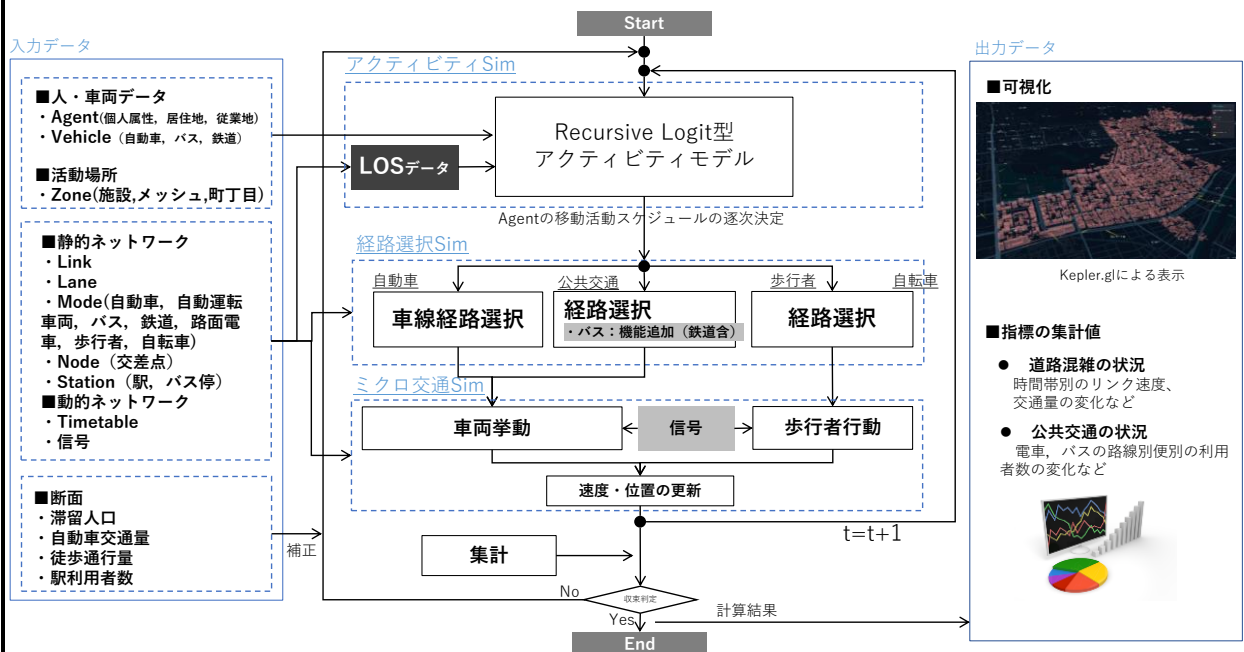


図6 シミュレーションモデルの全体フロー

②シミュレーションモデルの改良

■信号機能

信号機能は、車両挙動の一部と考え、信号停止モデルとして構築した。Laneごとの信号現示・自動車両・信号位置との距離をもとに計算を行えるようにした。

■バス機能

バス機能は、一般車両(Vehicle)を継承したBusクラスにより生成され、系統別のバス停リストに沿って、一般車両(Vehicle)と同じ道路ネットワーク上で、車両挙動モデルと時刻表に基づいて走行する機能を追加した。

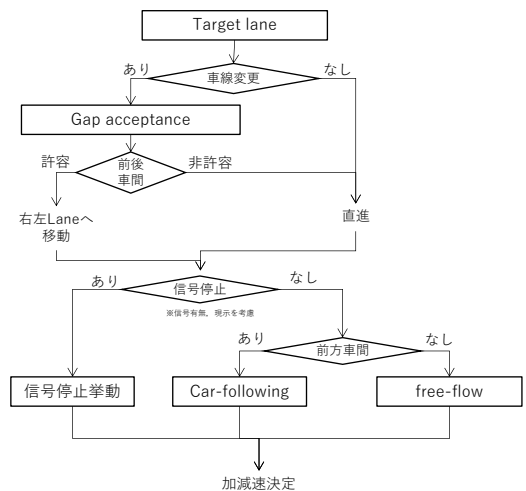


図7 車両挙動モデルのフロー

③歩行者回遊行動モデル

歩行者の回遊行動は経路選択モデルで記述され、経路を列挙する必要がない再帰的ロジックモデルが使われることも多いが、既存のモデルでは全ての交差点間で同じ所要時間が仮定されているなど、将来価値の低減が正しく評価されておらず、歩行者回遊の特徴である逐次的な意思決定を正しく評価できていない。そのため、リンク長が異なるネットワークにも適用可能なリンク長に対して一般化された時間割引率を持つ再帰的回遊モデルの定式化を行った。8つの駅まちネットワークでパラメータ推定とバリデーション比較を行うことでモデルの妥当性とパラメータの転移可能性を検証した。

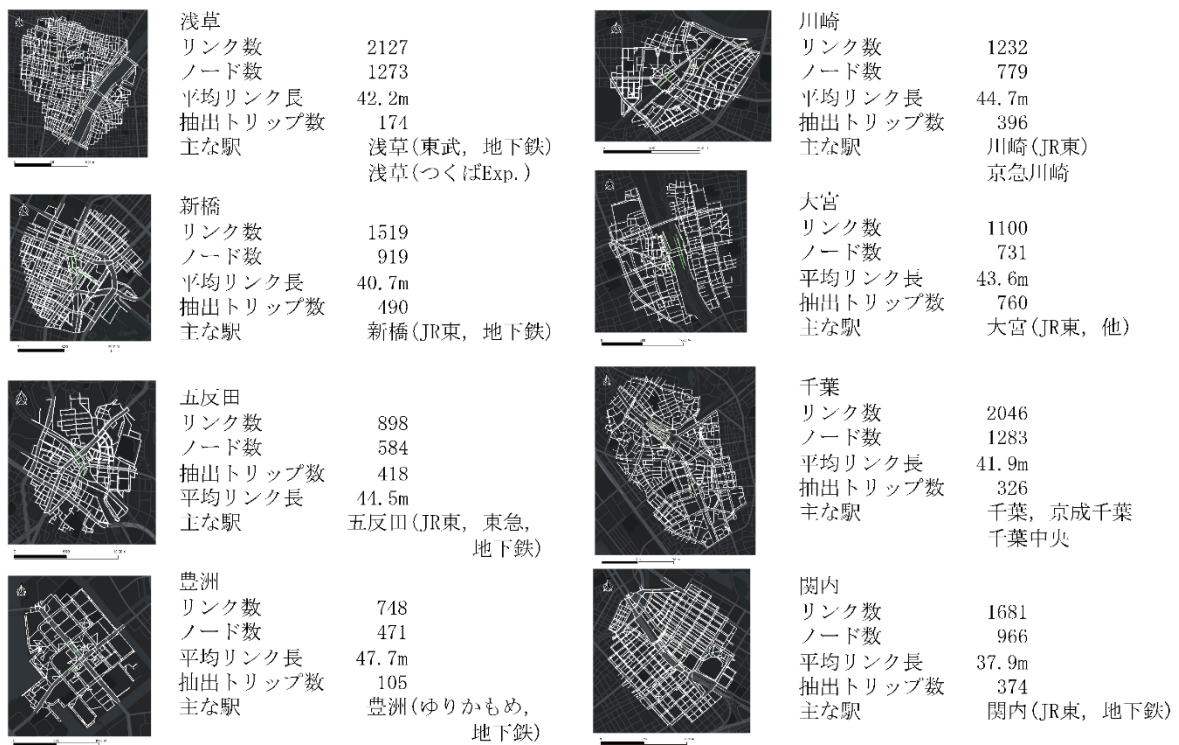


図8 駅まちネットワークの概要

表2 NDRLモデルにおける駅間モデルのクロスバリデーション

データセット (j)	浅草 (1)	新橋 (2)	五反田 (3)	豊洲 (4)	川崎 (5)	大宮 (6)	千葉 (7)	関内 (8)	
尤度比 1	$\hat{\theta}^{(1)}$	0.7880	-3.2228	-0.3340	-0.6009	-1.3526	-1.6723	-0.204	-0.2383
$L_{base} = L_0$	$\hat{\theta}^{(2)}$	0.7101	0.7289	0.7994	0.4788	0.5401	0.6963	0.7148	0.7781
	$\hat{\theta}^{(3)}$	0.6963	0.5892	0.7763	0.0287	0.5784	0.5953	0.5974	0.5168
	$\hat{\theta}^{(4)}$	0.7186	0.6541	0.7228	0.7135	0.5682	0.6485	0.6821	0.7600
	$\hat{\theta}^{(5)}$	0.7389	0.6869	0.7498	0.6544	0.7212	0.7087	0.6817	0.7617
	$\hat{\theta}^{(6)}$	0.7686	0.7079	0.7857	0.6335	0.5901	0.7404	0.6948	0.7878
	$\hat{\theta}^{(7)}$	0.3115	0.3395	0.4597	0.4956	0.2791	0.3611	0.7444	0.4235
	$\hat{\theta}^{(8)}$	0.7366	0.7073	0.7979	0.6323	0.4502	0.5656	0.7333	0.8017

④ 3次元空間経路選択モデル

渋谷駅とその周辺1kmネットワークをケーススタディとして3次元空間経路選択モデルを構築し、再現性を確認した。

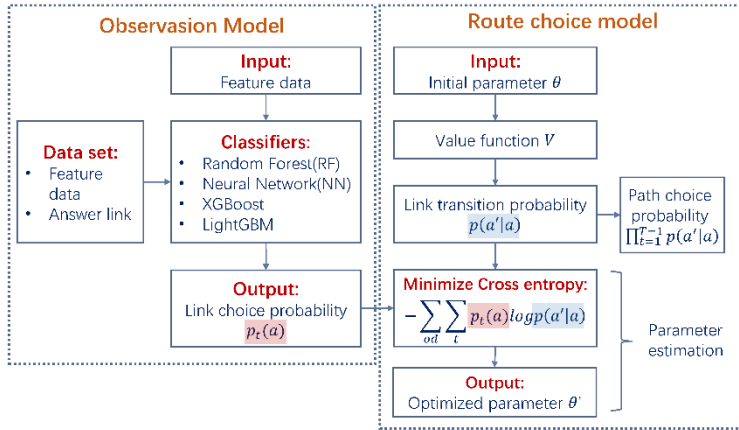


図9 モデルの構造

表3 データ概要

	Training data	Test data	Feature
GPS	Indoor	1291	3
	Outdoor	1377	
	Overall	2668	
Wi-Fi	Indoor	3193	8958
	Outdoor	1332	
	Overall	4525	

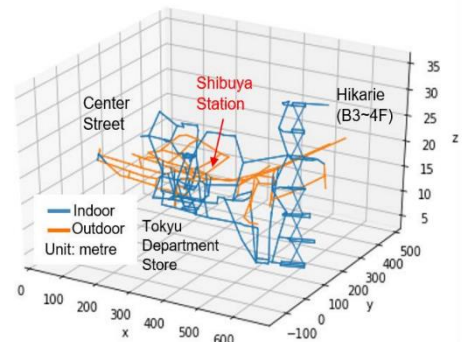


図10 3次元歩行者ネットワーク

表4 観測モデルの予測結果

		RF		NN		XGBoost		LightGBM	
		Accuracy	CV	Accuracy	CV	Accuracy	CV	Accuracy	CV
GPS location	Indoor	83.23%	-	-	-	83.87%	-	83.71%	-
	Outdoor	96.46%	86.92%	-	-	95.35%	86.51%	96.66%	87.86%
	Overall	89.37%	-	-	-	88.31%	-	89.12%	-
Wi-Fi location	Indoor	97.06%	-	96.34%	-	96.34%	-	96.96%	-
	Outdoor	96.40%	91.02%	95.80%	89.03%	95.12%	88.85%	96.32%	91.03%
	Overall	96.83%	-	96.46%	-	95.96%	-	96.82%	-
Fused location		96.85%	-	-	-	96.10%	-	96.91%	-

表5 経路選択モデルの推定結果

	RF		XGBoost		LightGBM	
	parameter	t-value	parameter	t-value	parameter	t-value
x_{length}	0.207	6.09**	0.190	4.55**	0.158	5.17**
$x_{sidewalk}$	0.048	1.36	0.178	4.77**	0.152	3.55**
x_{shop}	0.0712	1.12	0.336	6.32**	0.308	4.71**
x_{indoor}	-0.266	-1.48	-0.817	-4.56**	-0.967	-5.70**
x_{stair}	-0.116	-0.12	0.539	0.47	0.044	0.04
$x_{escalator}$	-1.229	-0.85	-0.956	-0.36	1.311	1.49
No of sample		400		400		400
Initial cross-entropy		-95.75		-368.45		-286.25
Final cross-entropy		-69.37		-223.34		-166.13
Cross-entropy ratio		0.28		0.39		0.42
Modified Cross-entropy ratio		0.21		0.38		0.40

**1% significant

4) ネットワークデザイン

従前の都市計画とその設計プロセスにおいて、空間改変を通じた回遊行動の変化の推計とその計画評価が求められている。但し計画したい空間パターンと回遊行動の間には膨大な組み合わせが存在するため、両者の関係を多角的に評価していくことは容易ではない。

本年度は、昨年度構築した多様体概念を用いて解の一意性を保証可能な起終点交通量と行動モデルの同時推定手法

について、さらに推定されたパラメータに基づいて、定量的指標を用いた空間設計を行う際の課題であった計算コストに対して、順伝播型ニューラルネットワークの学習を用いた都市設計評価の高速化を提案し、公園整備計画のケーススタディを行った。多目的最適化問題の解の集合の中からパレートフロンティアを確認し、サロゲートモデルによる高速化と計算結果の妥当性を確認した。

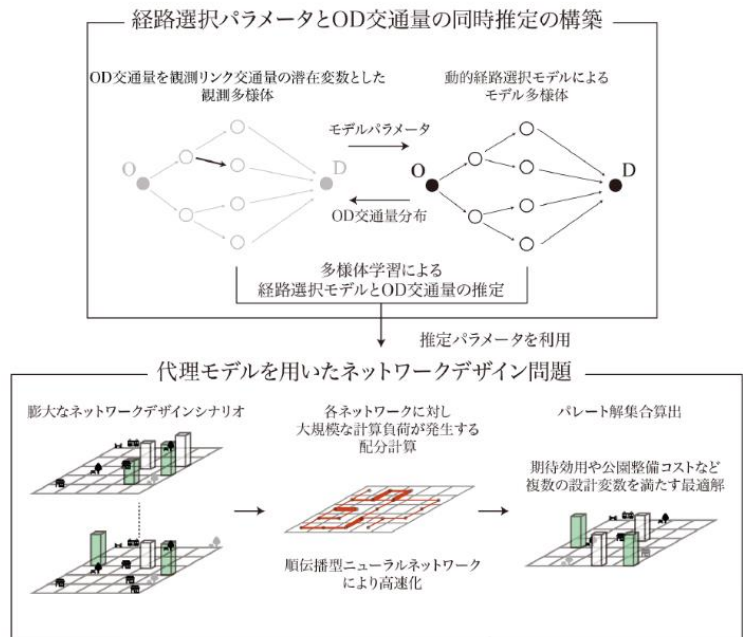


図 1.1 本研究の推定と設計評価の枠組み

■ 順伝播型ニューラルネットワーク (NN) の学習

入力：各リンクの説明変数 (272リンク・6個の説明変数)

出力：RLモデルによる配分計算により求められる目的関数

(全時間帯の 期待効用・平均トリップ長・混雑指標の3指標)

サンプル数：6000 (訓練データ：4800, テストデータ：1200)

■ 計算速度

	NWデータ100個あたり
RLモデルによる配分計算	440 sec (各時間帯あたり)
NNによる目的関数計算	0.09 sec (17時間帯全て考慮)

約4800×17倍の配分計算速度の高速化を確認

膨大な都市設計パターンに対する
組み合わせ最適化が可能となる

■ 計算フロー

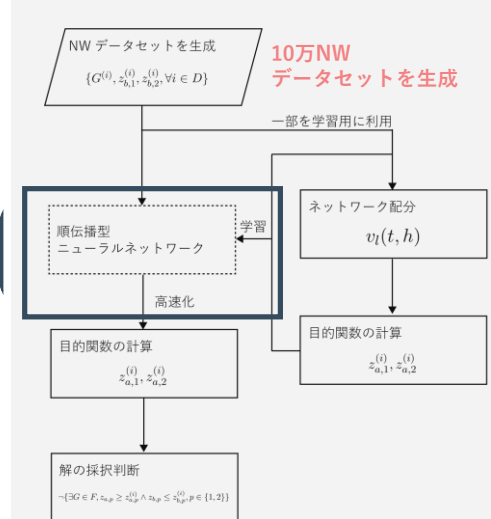


図 1.2 配分計算プロセスの高速化

5) ケーススタディ

学習したNNモデルを用い、期待効用最大化の目的関数に対するパレート解の求解を行う。本研究では、東京臨海部エリアにおける各セルの公園面積を操作変数とした期待効用最大化と公園総整備面積最小化の多目的最適化問題を解くことで、公園整備の開集合を示す。図13に棄却されたNWとパレート解の集合を示す。公園の整備面積に伴い、期待効用が増加するパレートフロンティアを確認することができる。これは、推定された公園面積に対するパラメータの符号と相違ない結果であり、学習したNNの精度を裏付ける結果と捉えることもできる。図13中のパレート集合から、パレート解Aに着目して考察を行う。パレート解Aの公園整備とトリップ起終点の関係性を図14に示す。公園整備を行う面積が最大のセルでは、4,970m²という結果になった豊洲や新豊洲方面に対し、月島方向からのOD交通量が多くなっており、経路となりうる晴海大橋周辺部の公園整備の必要性が高くなっている。起終点上だけでなく、旅行者の活動経路上に近いセルの整備が効果的と考えられる。

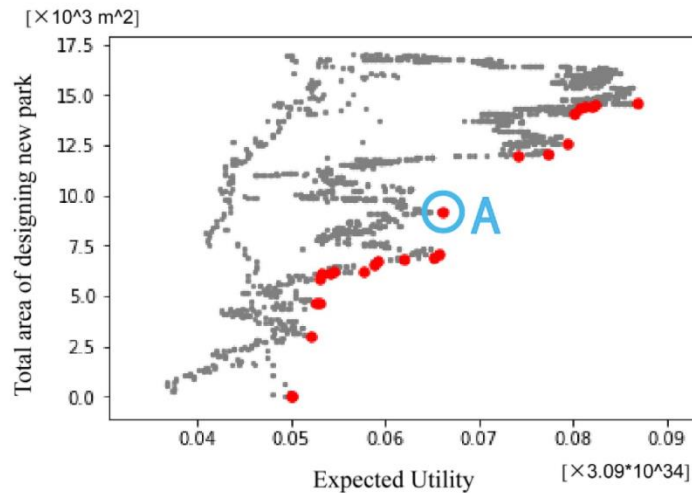


図13 期待効用と公園面積のパレート解集合



図14 パレート解Aでの公園面積とトリップ起終点の関係

6) センサーの最適配置

周回経路が存在するNW（図15）においてマルコフ交通配分（MTA）に基づく配分交通量に対する提案手法のパラメータ推定精度を確認する、次に欠測箇所に対する推定精度の変化を検証し、センサーの最適配置問題を解いた。欠測に関しては、図16からリンク5以外にセンサーを配置することが最適配置であることが分かる。

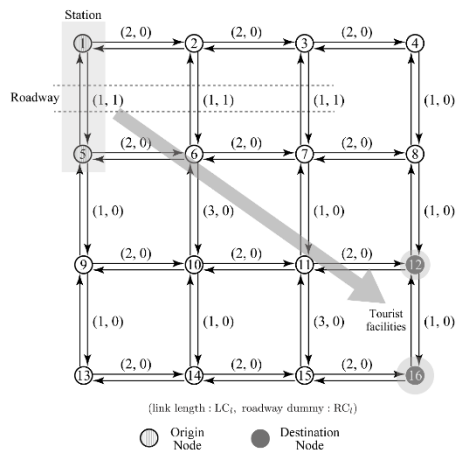


図15 シミュレーションネットワーク

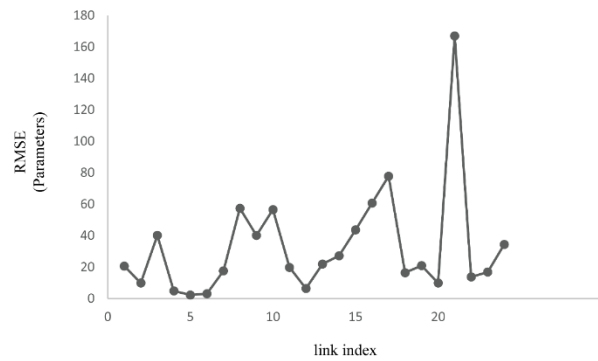


図16 欠損リンクと推定精度

⑦研究成果の発表状況

- [1] 原祐輔, 羽藤英二. "ソーシャルメディアとAIカメラを用いた都市間交通需要の把握." 第64回土木計画学研究発表会, 2021.
- [2] 小川瑞貴, 羽藤英二, 石井健太. "起終点交通量を潜在変数とする多様体学習とネットワークデザインのための代理モデルの構築." 都市計画論文集 Vol. 56. 3 pp. 1351-1358. 2021.
- [3] 小林里瑛, 羽藤英二. "市整備に伴う回遊選択の変化に応答的な土地の両面市場モデル." 都市計画論文集 Vol. 56. 3, 524-531. 2021
- [4] 月田光, 羽藤英二. "駅まち回遊における正規化RLモデルの空間移転性" 第41回交通工学研究発表会, CDROM, 2021.
- [5] SHEN, B. and Hato, E., Model pedestrian route choice in 3D space using discounted recursive logit model in time-structured network, 第41回交通工学研究発表会, CDROM, 2021.
- [6] Ogawa, M. & Hato, E., Manifold Learning with OD matrix as latent variables for pedestrian network design with surrogate model, TRB Annual meeting, 2022.

⑧研究成果の活用方策

バスターミナルの整備効果及びバスターミナルのオペレーションに利用可能である。

上記バスターミナルのオペレーションでは、災害時におけるバスバースの確保といった需要予測への活用を想定している。

⑨特記事項

進捗の達成度：

- (1) 各種データの収集・整理 : 今年度進捗 90% (全体計画進捗 70%)
- (2) マルチスケール行動モデルの開発とその評価 : 今年度進捗 80% (全体計画進捗 60%)

昨年度指摘事項への対応：

a) 政策に応用できるようにモデルの一般化に努めていただきたい。

→複数の駅でのクロスバリデーションによってパラメータの一般化を検証した。

b) データ収集と統合、分析などの要素技術が本研究の目的以外にもどのように活用できるかを提示していただきたい。

→テキストデータは交通需要予測（道路交通センサスの全国OD作成）への採用が期待出来る。その他、AIカメラやWi-FiやBluetoothといったセンシングデータは、バスターミナルに限らず道の駅やモビリティハブと呼ばれる鉄道から道路への乗り換えといった動きの把握のような毎日の移動データの収集に活用できる。

c) サブテーマの関連性や、特定課題として一括して行うことの必然性等がわかりにくいので、研究計画の全体見通しと研究成果を明確化して修正いただきたい。

→マクロスケールにおいては、簡易に収集できるテキストデータ等を活用しモデルの構築を行い、日ODデータの予測を行う。ミクロ・メゾ・拠点スケールにおいては、予測した日ODとPPデータよりスケジューリングモデルを構築し、歩行者・モビリティのシミュレーションの相互評価が可能なモデルの構築を行う。また、ネットワークデザインを検討するための高速計算手法の開発を行う。交通・土地利用モデルにおいては、PPデータと不動産登記情報を活用し土地所有者と来訪者の相互作用モデルを構築を検討する。