

道路政策の質の向上に資する技術研究開発
成果報告レポート
No. 2020-1

研究テーマ

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

研究代表者：	東京大学教授	羽藤 英二
共同研究者：	中央大学教授	原田 昇
	東北大学准教授	原 祐輔
	東京大学講師	浦田 淳司
	芝浦工業大学准教授	大山 雄己
	神戸大学准教授	瀬谷 創
	國學院大學講師	児玉 千絵
	東京大学助教	小林 里瑛
	愛媛大学特定講師	三谷 卓摩
	復建調査設計（株）部長	山根 啓典
	復建調査設計（株）課長	金沢 洋和
	復建調査設計（株）課長	平井 健二
	復建調査設計（株）課長補佐	山下 大輔
	復建調査設計（株）班長	福嶋 浩人
	復建調査設計（株）班長	福永 晃彦
	復建調査設計（株）班長	野田 風美
	復建調査設計（株）技師	中野 友弘

令和 5 年 5 月

新道路技術会議

目次

研究概要	1
第1章 はじめに	
1. 1 研究の背景	3
1. 2 研究の目的	3
1. 3 研究の意義	3
1. 4 研究体制	4
1. 5 本報告書の構成	4
第2章 モデル利用データの整理とセンシングデータの高度化	
2. 1 モデル利用データの概要	5
2. 2 マクロスケールモデル利用データ	5
2. 3 メゾスケールモデル利用データ	6
2. 4 ミクロスケールモデル利用データ	6
2. 5 交通-土地利用スケールモデル利用データ	8
2. 6 参考文献	10
第3章 マルチスケールな交通需要予測手法の開発	
3. 1 マルチスケールな交通需要予測手法の概念	11
3. 2 マクロスケール行動モデル	12
3. 3 メゾスケール行動モデル	21
3. 4 ミクロスケール行動モデル	25
3. 5 交通-土地利用スケール行動モデル	33
3. 6 参考文献	38
第4章 マルチスケールな交通需要予測手法の活用策検討	
4. 1 ガイドラインの作成	41
第5章 研究成果のとりまとめ	
5. 1 研究成果の社会への情報発信	44
5. 2 研究成果の成果と今後の課題	45

「道路政策の質の向上に資する技術研究開発」（令和 2 年度採択）
研究概要

番号	研究課題名	研究代表者
No.2020-1	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	東京大学 教授 羽藤 英二

本研究は、バスタなどを含む地域交通拠点の配置とネットワーク化に向けて、1) 建物内、2) 1 km 四方、3) 都市圏流動、4) 全国レベルという 4 つのスケールにおいて、データを用いた交通需要予測手法を開発することを目的として実施した。

1. 研究の背景・目的（研究開始当初の背景・動機、目標等）

研究の背景

バスタを始めとする交通拠点の進展と、交通調査技術の進展は著しく、交通拠点近傍の空間計画と拠点設計の立案が求められている。人々の地域における暮らし方は大きく変貌を遂げており、広域なスケールから拠点近傍まで、マルチスケールな自動走行/バス交通の移動需要予測と計画評価手法の枠組みが改めて求められているとされている。

研究の目的

本研究では、スケールの異なる交通需要予測に着目して、1) 施設内の流動予測・制御モデルの構築、2) 1km 四方の交通行動分析手法の開発、3) 都市圏内乗り継ぎネットワーク分析手法の開発、4) 都市間拠点流動予測モデルの開発、1) - 4) の方法論の統合による、全国流動モデルの構築を図る。

2. 研究内容（研究の方法・項目等）

以下の 4 つのスケールについて研究を実施した。それぞれのスケールのモデルを作成することで研究の最終目的を達成する。

「全国レベル（マクロスケール）」：都市間の流動

「都市圏レベル（メゾスケール）」：都市圏内の流動

「1km 四方・建物内レベル（ミクロスケール）」：バスタ周辺及びバスタ建物内

「交通-土地利用レベル（交通-土地利用スケール）」：バスタ降車後の歩行者回遊行動、土地取引

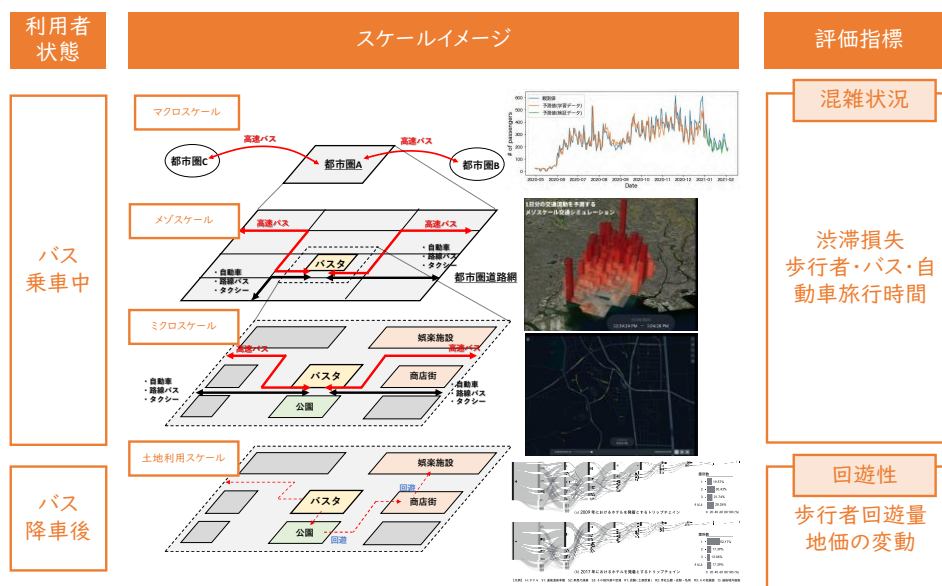


図 マルチスケールの各スケールイメージ

3. 研究成果 (図表・写真等を活用し分かりやすく記述)

「全国レベル (マクロスケール)」では、都市間移動の交通需要予測をソーシャルメディアの1つであるTwitterを通じて収集したテキストビッグデータを用いて実施した。具体的には、バス・新宿に設置してあるAIカメラデータによる高速バス乗客数を真値として考え、地名を含んだつぶやきデータをもとに機械学習モデルを作成した。学習モデルに利用するつぶやきデータは形態素解析を通じて頻出単語を把握することでデータクリーニングを行った。また、モデルの改良のためR3年度までは主成分分析によるデータ抽出を行っていたが、R4年度はトピックモデルを用いることでモデルの精度を向上させた。

「都市圏レベル (メゾスケール)」では、都市圏内移動の交通需要予測をMFD-RLというセル単位にすることで計算負荷を軽減したアクティビティモデルを用いて実施した。具体的には、バス・整備を想定した地域のプローブパーソン調査データをもとにセル単位の流動量を把握した。

「1km四方・建物内レベル (ミクロスケール)」では、バス・周辺車両の流動、バス・降車後のバス・建物内の歩行者の流動の両方を予測した。予測は、サロゲートモデルによる計算負荷を軽減したモデルで実施した。モデルへ適用するデータとしては、既存の交通結節点周辺において実施したプローブパーソン調査の結果やBluetoothデータより得られた人流データを用いた。モデルによって、バス・周辺車両と歩行者のシミュレーションを同時に行い、将来のバス・開発における動線運用の変化や施設配置の整備効果を検証できるモデル構築に成功した。

「交通-土地利用レベル (交通-土地利用スケール)」では、バス・降車後の歩行者の回遊行動と交通結節点整備や施設整備といった開発による影響をバス・整備によるストック効果として考え予測した。モデル作成にあたり、開発による影響を考慮するため、土地取引データ (土地売買情報) や流動データとしてプローブパーソン調査データを用いた。

このモデルを作成したことで、バス・整備によるマクロ～ミクロまでの人流の変化だけでなく、周辺の地価変動も推計することが出来た。

4. 主な発表論文 (研究代表者はゴシック、研究分担者は下線)

- 小川 大智, 羽藤 英二: 離散コサイン変換に基づく交通流理論の量子化表現, 第66回土木計画学研究発表会(秋大会), 2022.
- 小林 里瑛, 羽藤 英二: Gale-Shapleyアルゴリズムによる微視的土地取引メカニズムのモデル化と実証, 第66回土木計画学研究発表会(秋大会), 2022.
- Oyama, Y. A prism-constrained recursive logit model to analyze positive utilities in pedestrian route choice behavior. The 16th International Conference on Travel Behaviour research (IATBR), Santiago, Chile, 2022.
- 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.
- 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.

5. 今後の展望 (研究成果の活用や発展性、今後の課題等)

本研究の成果を踏まえると、マルチセンサー・機械学習・組み合わせ最適化が今後の交通拠点の需要予測では重要である。また、MFDとマイクロシミュレーションの最適組み合わせが拠点開発協議に有効であることが分かった。回遊エリアマネジメントによるストック効果は土地取引レベルで評価実施が期待できる。需要予測手法は脱4段階推定法へと発展が期待され、非定常時の解析技術の開発が重要となってくる。

6. 道路政策の質の向上への寄与 (研究成果の実務への反映見込み等)

マルチセンサーを用いた人流データの取得と深層学習モデルを用いたデータの補正はミクロな空間の実態把握手法として成果を示すことが出来た。また、マルチスケールで分析することによる施策の組み合わせ最適化は従来手法ではできなかった多様な組み合わせ評価に成功した。成果を取りまとめる形で整備計画を評価できるガイドラインを作成した。

7. ホームページ等 (関連ウェブサイト等)

<https://www.ykandalab.net/research-themes/seminar/>

第1章 はじめに

1.1 研究の背景

バスタを始めとする交通拠点の機能強化やスマートシティの進展や新たなモビリティ普及促進が進められる中、交通拠点近傍の空間計画と拠点設計の立案が求められている。近年の高速ネットワークの進展や観光需要の増大に伴い高速バスの利用ニーズが多様化している。また、災害時やイベント時には高速バス需要が大きく変動する傾向がみられる。このような状況を踏まえ、高速バスの発着点となる交通拠点内や周辺部を含めた交通処理を円滑に行うために、広域なスケールから拠点近傍まで、マルチスケールの移動需要予測と計画評価手法の枠組みが改めて求められていると考えられる。

1.2 研究の目的

以上の背景を踏まえ、本研究では、以下の4つのスケールの異なる交通需要予測に取り組んだ。

- **全国レベル（マクロスケール）モデル：**
高速バスを利用した都市拠点間を移動するような長距離移動の需要予測手法の開発。
- **都市圏レベル（メゾスケール）モデル：**
高速バスを利用した都市圏内の移動に対する需要予測手法の開発。
- **1km四方・建物レベル（ミクロスケール）モデル：**
高速バスの交通結節点（バスタ）近傍の移動に対する需要予測手法の開発及び建物及び周辺の歩行者流動予測手法の開発。
- **交通・土地利用モデル：**
高速バス降車後の回遊を土地取引の変化から予測する手法の開発。

これら4つのスケールの方法論の統合を図ることで、新たな交通需要予測モデルの構築を図る。

図1.1は異なるデータスケールのデータ受け渡しを示しており、対象とする空間の大きいところから小さなところに需要量が受け渡される構造としている。

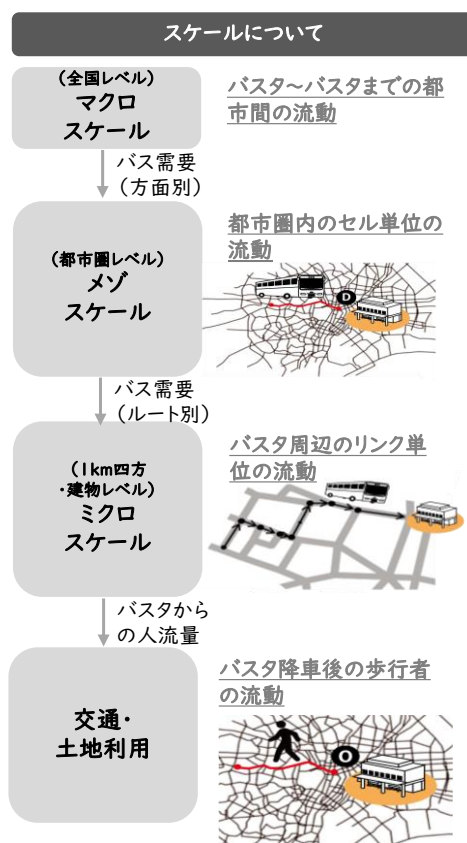


図-1.1 異なる移動スケールのデータ受け渡し

1.3 研究の意義

本研究の意義としては、以下の3点である。

第一に、各スケールのモデル構築に様々なデータを利用し、効果を示すことが出来るようになる点である。通常の行動モデルでは、主に位置情報データや道路情報を利用するが、本研究ではTwitterのようなリアルタイムなテキストデータや地籍などの土地取引の情報を用いた。Twitterのようなリアルタイムなデータを用いた需要予測は、需要が日々変動するバスタの需要予測に適応した方法論であり、バスタの日々のオペレーションに活用可能なモデルを構築することが出来るようになる。また、地籍など

の土地取引のデータはバス開発後の周辺の地価の変動を予測するモデルに用いられ、需要の変化だけでなく、開発後の効果をも計測が可能となる。

第二に、計算速度の高速化が可能となった点である。ミクروسケールで取り扱っているリンク単位の流動は従来非常に計算負荷が大きく、計算時間がかかるものであった。そこで、メゾスケールでリンクを束ねたセル単位の流動量を計算し、それを受け渡すことによって、計算時間を短縮化出来るようになる。

第三に、本研究の成果をガイドラインとしてまとめた点である。本研究で作成したモデルによって分析できる内容について、バス事業に関係性の深い関係省庁や自治体にヒアリングを行い、その結果をガイドラインとして考え方を整理した。研究の成果をガイドラインとして、広く一般に考え方を示した点に大きな価値があると言える。

1.4 研究体制

移動スケールごとに担当者を配置し、研究代表者である羽藤英二と原田昇が全体統括する形で研究を進めた。また、調査の実施やモデル構築に必要なデータベースの構築はコンサルタントが実施した。

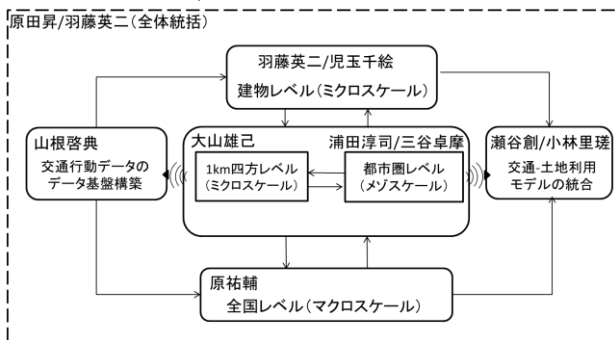


図-1.2 研究体制

1.5 本報告書の構成

本報告書は5章で構成されている。

第1章では、研究の背景と目的や研究の意義、研究体制について述べた。

第2章では、マルチスケールな交通需要予測モデルに利用した各データとマルチセンサー（Bluetooth+カメラ調査）を用いたセンシングデータの高度化について報告する。

第3章では、マルチスケールな交通需要予測手法の開発ということで、第2章で収集したデータを用いて開発した各スケールのモデルについて説明した。

第4章では、マルチスケールな交通需要予測手法で評価できる施策についてガイドラインとして整理した結果をまとめた。また、ガイドラインについては、ガイドラインの活用が想定される職員を対象に意見を募り反映した。

第5章では、研究成果のまとめを整理するとともに合同セミナーと称し令和2年度特定課題で採択された別研究プロジェクトと合同で社会への情報発信を行った。

研究の全体フレームワークを示したのが図1.3であり、第2章～第4章の「モデルに活用するデータ収集」「各スケールのモデルの構築」「施策の評価」を示した内容となっており、収集した各データの接続を示した内容となっている。

「モデルに活用するデータ収集」では収集したデータとデータの一時加工内容を、「各スケールのモデルの構築」では、各モデルで評価したアウトプットの内容を、「施策の評価」では、モデルによって導き出されたアウトプットをどのような点で活用可能かを評価した内容となっている。

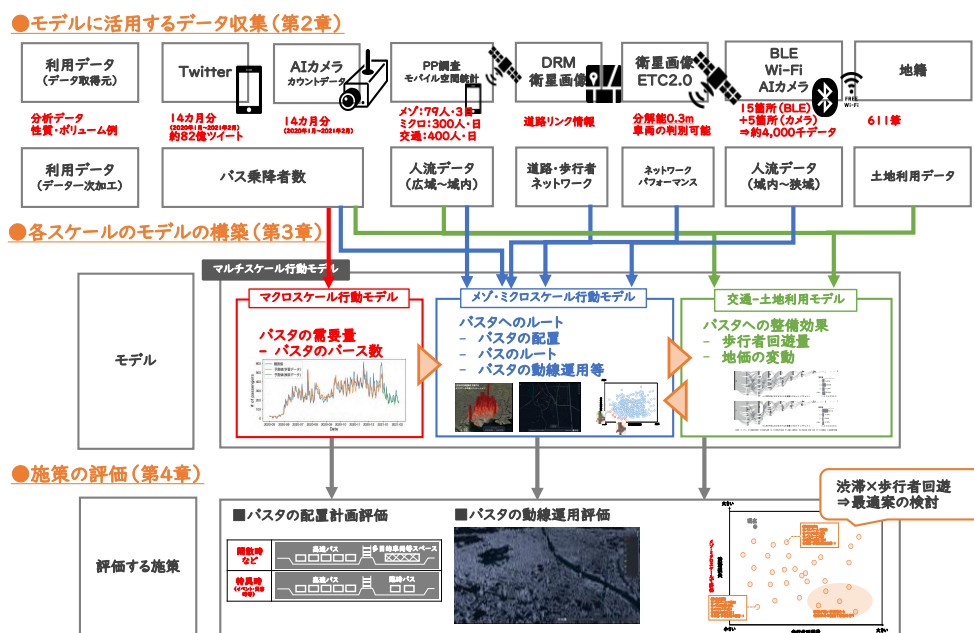


図-1.3 研究の全体フレームワーク

第2章 モデル利用データの整理とセンシングデータの高度化

2.1 モデル利用データの概要

本研究で取り扱うマルチスケールな交通需要予測手法で利用したデータを表-2.1に示す。

交通行動データの収集として「マクロスケールモデル構築」ではTwitterデータと高速バス乗降場所別データ、「メゾスケールモデル構築」ではプローブパーソン調査データ、「ミクロスケールモデル構築」では、Bluetooth+カメラ調査データ、「交通-土地利用モデル構築」では土地取引と回遊行動に関するデータを利用した。

2.2 マクロスケールモデル利用データ

マクロスケールモデルとして、バスタ間を高速バスで移動する都市間移動を想定したデータを収集した。

(1)Twitter データ

データは、東北大学情報科学研究科 乾研究室によって収集されたものを用いた。

本研究では分析対象を2020年1月から2021年2月までの14ヶ月を対象とした。その間、収集さ

れた日本語ツイート数は約82億ツイート、1日平均で約2000万ツイートである。

1日あたりの日本語ツイート総数は正確には公開されていないが、6000-8000万ツイートと言われており、本研究で用いるデータは日本語ツイートの1/3から1/4が収集できていると考えられる。収集したツイートはテキストデータそのものであるため、それらを分析するために、形態素解析を行なって分かち書きする必要がある。そこで本研究では、自然言語処理の固有名詞抽出手法の1つである形態素解析を採用し、地名含みツイートの抽出を試みた。

形態素解析はMecab及びmecab-ipadic-NEologdを用いて行った。その結果、分析期間中に1回以上現れた単語の種類は約170万であった。

(2)AIカメラデータ（高速バス乗降データ）

関東地方整備局より入手したAIカメラデータを活用しバスタ新宿に存在する各バスの乗車人数を把握した。バスタ新宿のAIカメラデータは行先別にバスの乗車数がわかるため、バスタ新宿発の高速バスを利用した都市間移動を把握することができる。

表-2.1 マルチスケールな交通需要予測手法で利用したデータ

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	Bluetooth+カメラ調査	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	JR松山駅前広場にBluetooth調査機器を設置し人の移動経路を把握	バスタ新宿～JR松山駅を高速バスで移動したモニターの行動を把握	・松山市道後地区の再開発前後のデータを収集し、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		ミクロ-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	JR松山駅前	バスタ新宿⇄JR松山駅周辺	松山市道後地区
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4,000千データ	松山-新宿:108名 新宿-松山:108名	611筆
調査実施期間			9/28~10/4(7日間)	8/3~9/7(うち移動実施期間)	-
データ収集期間	2020年1月~2021年2月(14ヶ月)	2018~2020年	-	-	-

2.3 メゾスケールモデル利用データ

メゾスケールモデルでは、都市圏の流動分析として、バス周辺セル単位の流動を予測するモデルに必要なデータを収集した。

(1)プローブパーソンデータ

データは、スマートフォンのGPS機能で被験者の移動軌跡及び移動目的や利用交通手段を記録するプローブパーソン調査の調査結果である。

歩行者の流動データを把握することが出来る。

本研究では、バスの計画がある松山市を対象にバス新宿（東京都）～JR 松山駅（愛媛県）へ移動するモニターのデータを用いた。モニター数は216名で2022年8月～9月の調査データを対象とした。

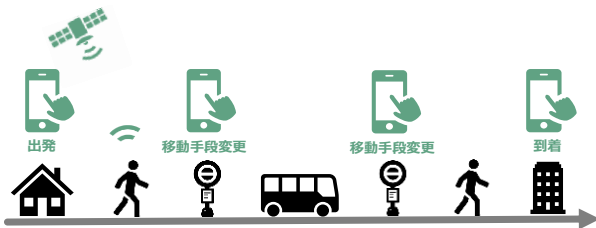


図-2.1 プローブパーソン調査イメージ

2.4 ミクروسケールモデル利用データ

ミクروسケールモデルでは、バス近傍・建物内における流動を予測するモデルに必要なデータを収集した。

(1)プローブパーソンデータ

メゾスケールモデルで利用したものと同様のデータを活用した。

(2)Bluetooth+カメラデータ

本データは、GPSを利用した人流調査では取得することが難しかった建物内・地下・駅前広場周辺エリアなどのマイクロなスケールの人流や密度を取得した調査データである。Bluetooth調査機器は、一定間隔で周辺の携帯端末等から発信されるBluetooth電波を取得する。複数地点に設置することにより、Bluetoothによる地点間の流動把握が可能となる。

本研究では、JR松山駅の駅前広場周辺にBluetooth調査機器を15箇所、カメラ調査機器を5箇所設置して調査した結果を用いた。



図-2.2 Bluetooth+カメラ調査のイメージ



図-2.3 調査機器設置の様子



図-2.4 カメラ調査の様子

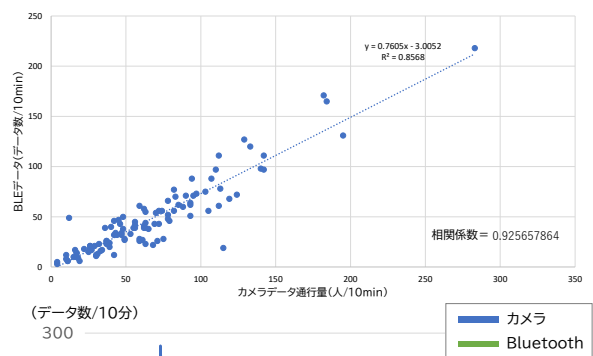


図-2.5 Bluetooth調査とカメラ調査による比較

また、本スケールで収集した②Bluetooth+カメラデータを用いて断面交通量の推定を行った。

表-2.2 センシングデータの高度化で実施する分析項目と内容

分析項目	分析内容
断面通行量の推定	Bluetoothの地点データを真値であるカメラの断面交通量を用いることで、Bluetoothの地点データを補正するモデルを作成し、作成したモデルから断面交通量の推定を行う。

Bluetooth+カメラ調査の結果を用いてセンシングデータの高度化について検討を行った。

センシングデータの高度化とは、Bluetooth調査結果を調査結果として使用するのではなく、別調査結果との組み合わせやモデルによる分析を行うことで、精度向上や活用方法の拡大を行うものである。

Bluetooth 調査の課題

Bluetooth 調査の課題として、「実数を捕捉できない点」がある。「実数を捕捉できない点」は前述したように Bluetooth 端末の保有数などからデータ数=人数とならないことが課題である。

R4 年度に JR 松山駅で調査した Bluetooth+カメラ調査の結果を用いて分析を行う。

機械学習モデルによる分析

・モデル概要と分析について

分析では、時系列データの分析を得意とする機械学習モデルの1つである LSTM(Long short-term memory) モデルを採用した。LSTM は、RNN(Recurrent Neural Network)の弱点である過去の結果を引き継いで分析することが出来ないという点を拡張として、長期の時系列モデルに耐えられるモデルとしたものである。図-2.6 に示す構造図にあるように、最下部にある入力層（白塗り）からのインプット情報を中間層である隠れ層（オレンジ塗り）で分析を行い、アウトプットを示す出力層（水色塗り）で出力する形となっている。これだけであれば、通常の RNN と何ら変わらないが、中間層が次の中間層に引き継がれる点が LSTM の構造の大きな特徴となっており、前回の学習結果を生かすことが出来る RNN 構造となっている。

・モデル使用データ

モデル使用データとしては表-2.3 のデータを使用した。

・モデル推計

LSTM モデルで Bluetooth+カメラ調査で取得・整理を行った。

モデル推計に使用するデータは、人の移動傾向の異なる平日・休日を分けて分析を行った。

平日は学習データとして2日間（9月28日・9月30日）を利用し、検証データとして10月3日のデータを使用した。一方休日は2日間しかデータを取得していないため、学習データとして10月1日を、検証データとして10月2日のデータを用いた。

学習モデルでは、カメラデータを真値として、Bluetooth データをインプットデータにし、モデル作成を行った。作成した学習モデルを利用し、Bluetooth データを使い、検証結果を算出した。

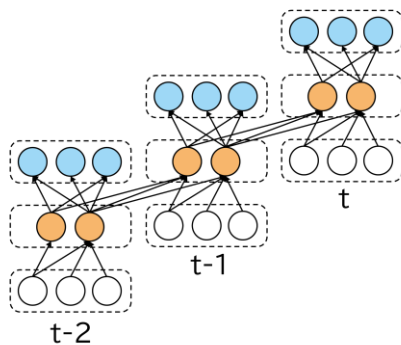


図-2.6 LSTMモデルの構造図

表-2.3 機械学習モデル使用データ

データ種	データ期間
Bluetooth データ	2022年9月28日～
カメラデータ	10月4日（7日）

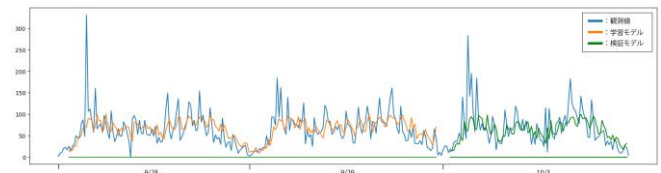


図-2.7 LSTMモデルの推計結果
(平日 箇所Bluetooth③・カメラ①)

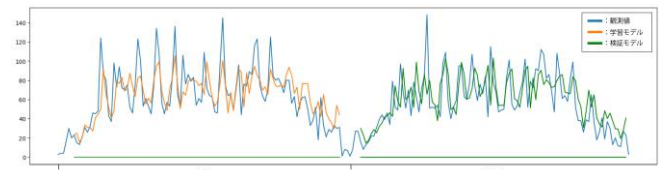


図-2.8 LSTMモデルの推計結果
(休日 箇所Bluetooth③・カメラ①)

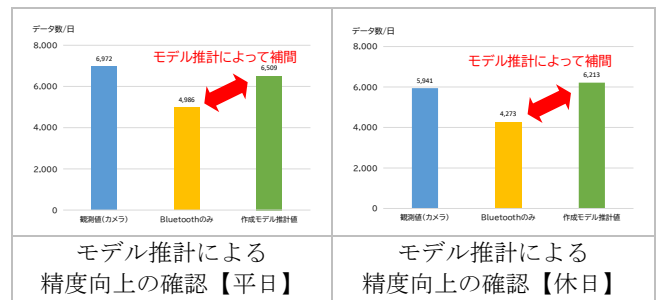


図-2.9 モデル推計による精度向上の確認結果

・結果考察

作成したモデルを用いて、「カメラによる観測値」と「モデル分析する前の Bluetooth 調査結果」、「カメラデータを使って作成したモデルによる推計値」の比較を行った。

その結果 Bluetooth のみであったときは、500～2,000 程度ずれていた日あたりのデータ数（カメラによる真値は人）が誤差 500 データ数（人）にまで近づけることが出来た。

上記より、モデルを使用することでデータをカメラ調査結果（真値）に近づけるデータの高度化（Bluetooth データのデータ補間）が出来たと言える。

・今後の課題

JR 松山駅で実施した Bluetooth+カメラ調査の結果を用いることで、Bluetooth によるセンシングデータを機械学習モデルでカメラ調査結果を用いることによって高度化することが出来た。

一方でこのモデルは汎化性能の検証はできておらず、他地域でも同様のモデルを適用するためには、その他地域で取得した Bluetooth+カメラ調査結果

等を用いて交差検証（クロスバリデーション）を行い引き続きモデル精度を高めていくことが重要となる。

2.5 交通-土地利用スケールモデル利用データ

本研究では、不動産登記法第 14 条第 1 項に規定されている地図を備え付けている地番を分析対象としている。備え付けられている地図（登記所備付地図）には、明治時代初期に作成された改租図、明治時代中盤に作成された改租図を更新した更生図、これらをトレースしたマイラー図を元にコンピュータ化した図面が含まれている。土地の売買や分合筆の度に測量が行われる決まりではないことから、明治時代の地割が現在も登記上の参考資料として使用されているが、これらの地図は当然のことながら、測量精度が現在に比べて低いため地割の現状を正しく図面化しているものではない。位置や形状の不確実性を背景に現在、全国で地籍調査が行われており、測量法に基づいて筆界を特定する作業が進行中である。地籍調査で作成された地図が、上述の法で規定されている地図であり非常に高い精度である特徴を持つ。土地の形状や位置を説明変数とするモデルを想定する場合、できるだけ精度の高い地図が必要であることから、分析範囲の限定を行った。

登記所備付地図は現在「不動産登記情報提供サービス」で提供されている。該当地域の地番を入力するとその地番を持つ土地を中心とした A3 サイズで 1/500 地図が出力される（図-2.10 参照）。測量法に基づいて作成された登記所備付地図の特徴として、図郭座標値が図面右上及び左下に記載されていることが挙げられる。登記所備付地図は 2017 年 11 月 30 日から 2018 年 2 月 6 日にかけて段階的に取得し、不動産登記全部事項から把握可能な取得日以降に分合筆した地番については 2021 年 2 月 25 日に再度取得し差し替えた。取得した地図の一部は以下の通りである。末尾の数字は取得した年月日と ID を表している。

- ・松山市道後鷺谷町 4 2 5 - 1 不動産登記（地図）
2017113000828782
- ・松山市道後鷺谷町 4 1 4 - 1 1 不動産登記（地図）
2017120500406741
- 松山市道後鷺谷町甲 1 4 6 8 - 3 不動産登記（地図）
2017113000881633
- ・松山市道後湯月町甲 1 6 7 - 1 不動産登記（地図）
2017120700663530
- ・松山市道後湯月町甲 1 6 6 9 - 1 不動産登記（地図）
2018013100861014



2021/01/19 14:57 現在の情報です。



表期部 (土地の表示)	課税 平成6年5月26日	不動産番号 5000000143759
地図番号 1374	境界特定 [空白]	
所在 松山市道後湯之町甲		
①地番 甲1560番1	②地目 宅地	③地積 1012.02 [空白]
[空白]	[空白]	[空白]
[空白]	[空白]	④用途 地積作成 平成6年8月31日 [空白]
権利部 (甲区) (所有権に関する事項)		
順位番号 1	登記の目的 所有権移転	受付年月日・受付番号 昭和41年7月30日 第25728号
[空白]	[空白]	[空白]
[空白]	[空白]	原因 昭和41年4月2日権利承継 西行啓 松山 市 昭和41年3月の登記簿記載
[空白]	[空白]	昭和63年法律令第37号附則第2条第2項の規定により移転 平成6年5月26日

* 下線のあるものは抹消事項であることを示す。

図-2.11 松山市道後湯之町甲1560-1 不動産登記 (土地全部事項)

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
Land ID	people	start	end	受付年月日	原簿日	reason	区分所有	from who	
1610-1		19960129	20100117	平成9年1月29日	平成9年1月9日	売買	1/3		
1610-1		20101018	99991231	平成22年10月18日	平成22年3月17日	相続	2/3		
1610-3		19700130	99991231	昭和45年1月30日	昭和45年1月30日	売買			
1612-1		19660711	99991231	昭和41年7月11日	昭和41年4月2日	権利承継			
1612-2		19660711	99991231	昭和41年7月11日	昭和41年4月2日	権利承継			
1612-3		19910829	20000208	平成3年8月29日	昭和56年10月4日	相続			
1612-3		20000209	20000209	平成12年2月9日	平成11年12月15日	買収			
1612-3		20000312	99991231	平成12年3月12日	平成12年2月21日	買収			
1612-4		19910829	19911201	平成3年8月29日	昭和56年10月4日	相続			
1612-4		19912022	99991231	平成9年12月22日	平成9年2月16日	買収			
1612-5		19660711	20000312	昭和41年7月11日	昭和41年4月2日	権利承継			
1612-5		20000313	99991231	平成12年3月13日	平成12年2月21日	買収			
1612-6		19660711	20000312	昭和41年7月11日	昭和41年4月2日	権利承継			
1612-6		20000313	99991231	平成12年3月13日	平成12年2月21日	買収			
1612-7		19660711	20000312	昭和41年7月11日	昭和41年4月2日	権利承継			
1612-7		20000313	99991231	平成12年3月13日	平成12年2月21日	買収			
1615-10		19660417	20011227	昭和44年4月17日	昭和43年12月20日	売買			
1615-10		20011228	99991231	平成13年12月28日	平成13年11月27日	買収			
1615-2		19370109	99991231	昭和12年10月9日	昭和12年10月15日	買収			

図-2.12 土地所有状況エクセルシート

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area
0	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
1	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
2	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
3	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
4	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
5	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
6	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
7	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
8	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
9	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
10	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
11	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
12	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
13	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
14	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164

図-2.13 土地所有状況データ

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area	Area
0	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
1	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
2	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
3	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
4	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
5	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
6	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
7	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
8	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
9	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
10	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
11	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
12	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
13	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164
14	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164	164

図-2.14 土地権利移転関係データ

図-2.11~14 で作成した土地取引データを用いて、図-2.15(a)に取引の受付件数推移、図-2.15(b)に取引土地の区分所有率を考慮した取引土地面積の累積推移を、図-2.16 に改変期ごと取引の空間分布を示している。図-2.15 から土地取引量の推移を概観すると、改変期における土地取引量は、改変後と比べて面積ベースで増加していることがわかる。図-2.16 はそれぞれの期における空間的傾向を示しているが、両期に共通して改変期と改変後で取引される箇所が重複しない傾向にあること、また地域内で散発的に取引が発生していることがわかる。1期は特に後者の傾向が強い一方で、2期は前者の傾向が強く、事業対象敷地だけでなく上人坂や、改変後は商店街でも取引が活発に行われている。このことから、必ずしも事業対象敷地周辺のみで取引が活性化するので

は

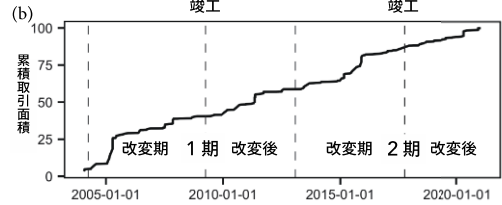
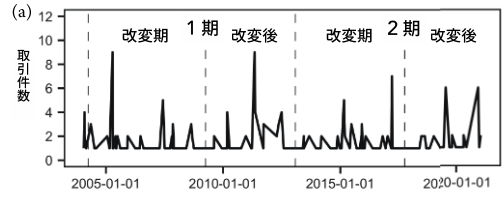


図-2.15 2004年以降の土地取引推移

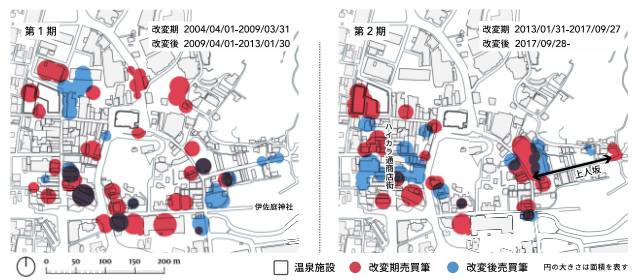


図-2.16 取引土地の空間分布と取引量

なく、エリア全体で売買が行われているものの隣地同士が連鎖的に取引される形で局所的に発生していることが明らかになった。また、1期の駅~伊佐庭神社近辺、2期の上人坂近辺のように改変前後に渡って土地取引が行われている箇所から、従前活発に取引されなかった箇所の土地を事業に先行して取引する、一種の先読み行動が起きていると考えられる。

(2)回遊行動データ

回遊行動データは、2009年12月及び2017年11月~2018年1月にかけて実施したアンケート調査から取得した。2009年調査は現地配布/郵送回収にて実施、2017年調査は複数のホテル宿泊者に対してチェックイン時に配布、回収に加えて、現地配布/郵送回収にて実施した。2009年調査は734件、2017年調査は548件の回答を得た。2009年調査では道後温泉周辺の滞在場所を回遊施設位置として予め想定している。回答結果についてそれぞれ(1)想定された回遊施設外での連続した滞在を、想定された施設への滞在の直前まで削除し、(2)3箇所以上の施設に滞在している回答者を抽出した、2009年調査684件、2017年421件の行動を分析対象とする。2009年調査時に未定義及び2017年調査の滞在場所は、住宅地図(ゼンリン、「ゼンリン住宅地図 松山市」2005, 2010, 2018年版)を用いて名称を元に検索、該当する建物位置から位置座標を与えた(特定の施設名称が不明な場合は道後域外とし「道後温泉」と特定されていない場合は回答から得られる滞在時間、宿泊場所、消費金額から宿泊ホテル、

道後温泉本館，道後温泉商店街のいずれかとした)。2009 年調査で想定された回遊施設外はいずれも「道後域外」と定義して分析を行う。各施設が面している道路リンクを滞在場所所属リンクとして定義した。

2.6 参考文献

- 1) 西内裕晶, 塩見康博, 倉内慎也, 吉井稔雄, 菅芳樹: 移動体データ取得のための Bluetooth MAC アドレス検知の指向性に関する基礎分析, 土木学会論文集, Vol.70, No.2 pp.40-46, 2015.
- 2) 工藤大希, 堀川三好, 古舘達也, & 岡本東. (2016). BLE ビーコンを用いたエリア推定による屋内位置測位手法の提案. 第 78 回全国大会講演論文集, 2016(1), 425-426.
- 3) 坪田隆宏, 吉井稔雄, 藤井浩史, & 河野侑奈. (2017). Bluetooth スキャナの指向性と設置位置を考慮した MAC アドレスの検知確率推定モデル. 交通工学論文集, 3(2), A_37-A_43.
- 4) 佐藤智美, 小宮山哲, 下田雅彦, 劉渤江, & 横田一正. (2011). Bluetooth の電波強度を用いた位置推定方式の検討. In DEIM Forum.
- 5) 坪田隆宏, 吉井稔雄, 白柳洋俊, & 藤井浩史. (2018). Bluetooth 検知技術を活用した交通量推定. 土木学会論文集 D3 (土木計画学), 74(5), I_1283-I_1289.
- 6) 北澤俊彦, 塩見康博, 田名部淳, 菅芳樹, & 萩原武司. (2014). Bluetooth 通信を用いた旅行時間計測に関する基礎的分析. 土木学会論文集 D3 (土木計画学), 70(5), I_501-I_508.
- 7) 望月祐洋, 上善恒雄, 西田純二, 中野秀男, & 西尾信彦. (2014). Wi-Fi パケットセンサを利用した匿名人流解析システムの構築. 研究報告モバイルコンピューティングとユビキタス通信 (MBL), 2014(45), 1-8.
- 8) 北里知也, 伊藤昌毅, & 瀬崎薫. (2017). クラウドセンシングによる Bluetooth を用いた人流把握の検討. 電子情報通信学会技術研究報告; 信学技報, 117(134), 193-198.
- 9) 薄井智貴, 金杉洋, 熊谷潤, 山本俊行, 森川高行: Bluetooth 通信を活用した移動体間距離推定に関する研究. 土木計画学研究・講演集, Vol 49, 2014.
- 10) 国土交通省 国土地理院 測地部: 屋内測位のための BLE ビーコン設置に関するガイドライン<平成 29 年度版 Ver1.0>, 2018.
- 11) Yoshimura, Y., Sobolevsky, S., Ratti, C., Girardin, F., Carrascal, J. P., Blat, J., & Sinatra, R. (2014). An analysis of visitors' behavior in the Louvre Museum: A study using Bluetooth data. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 41(6), 1113-1131.
- 12) Spachos, P., & Plataniotis, K. N. (2020). BLE beacons for indoor positioning at an interactive IoT-based smart museum. *IEEE Systems Journal*, 14(3), 3483-3493.
- 13) Fürst, J., Chen, K., Kim, H. S., & Bonnet, P. (2018, April). Evaluating Bluetooth low energy for IoT. In 2018 IEEE Workshop on Benchmarking Cyber-Physical Networks and Systems (CPSBench) (pp. 1-6). IEEE.
- 14) Kim, M., Lee, J., & Paek, J. (2018). Neutralizing BLE beacon-based electronic attendance system using signal imitation attack. *IEEE Access*, 6, 77921-77930.
- 15) Becker, J. K., Li, D., & Starobinski, D. (2019). Tracking anonymized bluetooth devices. *Proceedings on Privacy Enhancing Technologies*, 2019(3), 50-65.

第3章 マルチスケールな交通需要予測手法の開発

3.1 マルチスケールな交通需要予測手法の概念

(1)マルチスケールの考え方について

マルチスケールな交通需要予測手法は、高速バス利用者移動を、移動のスケールから4つに分割し、統合的に考えたものである。分割したスケールは、全国レベルの都市間移動である「マクロスケール」、都市圏内の移動である「メゾスケール」、1km四方及び建物内といった細かい移動を表現する「ミクロスケール」、バス降車後の回遊による効果を「交通・土地利用スケール」として整理した。

マルチスケールを本分析では、この4つのスケールをそれぞれのスケールで評価するのみならず、都市間の移動～ミクロな移動までの高速バス需要を下流に受け渡すことによって、バスタの評価を一体的に分析する考え方として定義した。

マルチスケールの考え方を図示したのが、図3.1である。

図3.1は、図中左側で「スケールについて」では、データを受け渡す対象流動を、また、「計画評価項目」では、対象としているスケールでどのような施策を評価できるのかを示している。図中右側の「従来手法」「マルチスケールな交通需要予測手法」では、従来手法とマルチスケールな手法との比較を示している。従来手法は上位側の各スケールで代替案を検討し、評価された施策を固定して下位側のスケールで次の代替案を順に検討していく流れとなる。マルチスケールな手法では、上位であるマクロスケールから下位のスケールであるミクロスケールまで一体的に代替案の組み合わせ計算をすることで、従来手法では、検討フロー上で漏れていた施策案もマルチスケールな手法では評価することが可能となる。

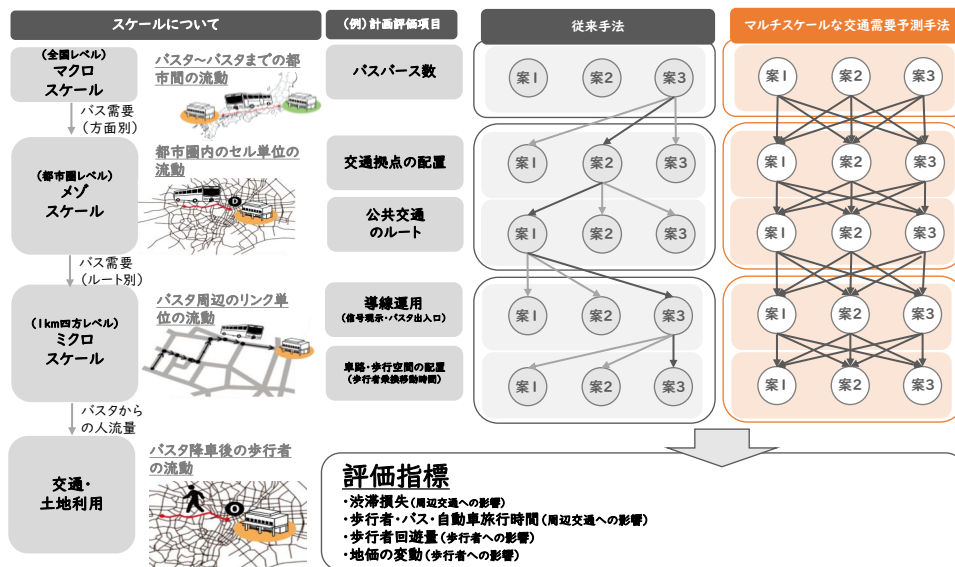


図-3.1 マルチスケールの考え方について

(1)モデル概要

都市間交通の需要は出張等のビジネストリップや旅行・観光需要，進学や異動に伴う引っ越し需要などの季節変動が存在することは知られているが，それに加えてイベント開催や災害発生に伴う突発的な需要も存在する．また，都市間交通需要の中でも航空機や新幹線・特急等の鉄道によるトリップと比べて，若年層が利用する高速バスは多様な料金や複数の事業者にまたがることもあり，その需要予測は困難である．しかしながら，全国的な都市間バスターミナルの整備や高速バス事業者間での車両や乗客の融通，鉄道未整備地域へのアクセシビリティの確保など，高速バス事業者の役割はいまだ大きく，リアルタイム性をもち精度の高い需要予測を行うことへの期待は大きい．

そこで，都市間交通需要の安価な調査・予測手法の構築のために，本研究ではソーシャルメディアに着目する．ソーシャルメディアとはインターネットを利用して誰でも手軽に情報を発信し，相互のやりとりができる双方向型メディアであり，代表的なものとして Facebook や Twitter 等の SNS を挙げることができる．本研究では Twitter のツイート（つぶやき）を用いた安価な都市間交通需要の調査・予測手法を構築する．

なお，利用データは Twitter データとバス乗降者数（AI カメラ）を利用する．

(2)トピックモデルの適用

分析で利用した東京都・大阪府・宮城県の3都府県の頻出単語の中には，必ずしも交通行動や高速バス乗客数と関連がないものも多く含まれている．そこで，各都道府県ツイートをトピックモデルを用いて話題を縮約することで，各都道府県とともに言及される話題との関連を分析することを試みた．

トピックモデルとは

トピックモデルとは，ある文書が複数の潜在的なトピックから確率的に生成されると仮定したモデルであり，対象となる文書内の各単語の潜在的トピックを推定したり，文書全体のトピック混合割合を推定したりすることができる．よく利用される確率的トピックモデルとして，Latent Dirichlet Allocation (LDA)を挙げることができる．

トピックモデルは BOW (Bag-of-words) 表現された文書集合を生成するための確率モデルである．ここで，BOW 表現とは，文書を構成する単語とその回数のみで文書を表現するデータ形式である．ここで，トピックとは単語間の共起関係を捉えた単語の生成確率分布を意味する．例えば，「野球」「ホームラン」「金メダル」「ワールドカップ」などの単語が生起しやすいトピックはスポーツに関するトピックと考えられ，「選挙」「消費税」「財政再建」「一票の格差」といった単語が生起しやすいトピックは政治

に関するトピックと解釈できる．このような潜在的なトピックから各文書が生成されていると考え，得られた文書集合から潜在的なトピックを推定したり，各文書のトピック割合を算出するのがトピックモデルの役割である．LDAは1つの文書は複数のトピックが混合して生成されると仮定したモデル化を行い，その事前分布にディリクレ分布を仮定し，ベイズ推定によって推定する手法である．本研究では，Griffiths and Steyvers が提案した Collapsed Gibbs sampling の手法を用いて，トピック分布と各文書の潜在トピックの推定を行った．また，トピック数の決定には，トピックモデルの評価基準として，パープレキシティが小さく，コヒーレンスの大きいトピック数を探索することで決定した．

(3)ツイートデータへの適用による話題分析

Twitter でのツイートは 140 字までの制限がある．このような短いテキストに対してトピックモデルを推定することは容易ではない．そこで，本研究では，東京都・大阪府・宮城県の地名含みツイートに対してそれぞれ，ある 1 時間の間につぶやかれた全てのツイートを一つの文書とみなし，BOW 表現で表す．例えば，東京都の 1 年間のツイートは $365 \times 24 = 8760$ の文書で構成されていると考える．これにより，同時間帯でどのような話題がツイートされていたかを捉えることとする．

東京都におけるトピックモデルによる話題の分析

東京都に関するツイートは約 1600 万(16,554,908)存在した．このツイートを LDA を用いて 8 つに大別した．8 つのトピックの時系列推移を図-3.2 に，各トピックの特徴的な頻出単語を図-3.3 に，各トピックの解釈と具体的なツイート例を表-3.1，表-3.2，表-3.3 に示す．

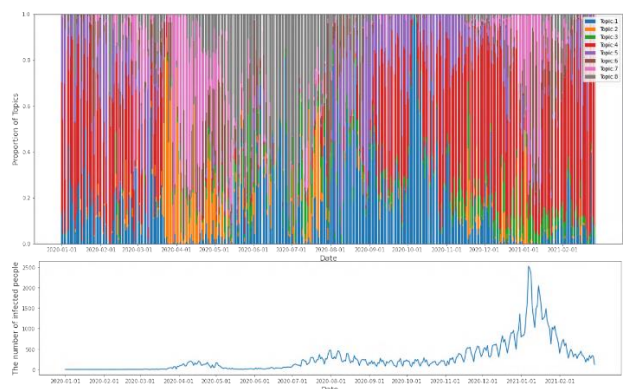


図-3.2 東京都の地名含みツイートのトピック割合の推移（上）と東京都における新型コロナ感染者数の推移（下）

表-3.3 東京都ツイートのトピック解釈 (3/3)

トピック解釈	ツイート例
7: 新型コロナウイルスによる被害や訃報、影響 頻出単語: 肺炎、満床、救急車、ビジネスホテルなど	<ul style="list-style-type: none"> ・【訃報】コメディアン志村けんさん死去 70歳新型コロナウイルスに感染して肺炎を発症し、入院して治療を受けていたコメディアン志村けんさんが、29日夜、東京都内の病院で亡くなりました。 ・【小池都知事今夜8時に緊急会見へ感染防止で新たな呼びかけへ】東京都内で新型コロナウイルスの感染が拡大していることをうけて東京都の小池知事は30日夜8時から緊急の記者会見を開き、感染の拡大防止に向けて都民への新たな呼びかけをすることにしています。 ・ここにきても自粛に伴う生活補償の具体策言わない。要請する、対応する、考えている、ばかり。海外に比べて何故こんなに判断が遅いのか。→カラオケ、バーへの立ち入り自粛を 新型コロナ、拡大防止で呼び掛け
8: 東京都知事選挙 頻出単語: 宇都宮健児、山本太郎、桜井誠など	<ul style="list-style-type: none"> ・あしたは雨が降っても東京都知事選挙に行ったほうがいい。雨が4年間ずっと降り続けることはないが、知事は4年間ずっと知事の椅子に座り続けるからだ。投票は手ぶらでできる。期日前投票もある。30分もかからない。 ・いよいよ、7月5日は東京都知事選！僕が都民ならこの人かな。的なお話とかしてみました！コメント欄がカオスになってる。 ・なるほどなあ。ちなみに前回、平成28年の東京都知事選挙の投票率は・10代 (18、19歳) 47.58%・20代 37.65%・30代 51.93%・40代 59.45%・50代 67.56%・60代 74.49%。

以下では各トピックの解釈を頻出単語や時期、具体的なツイート例を参考にしながら行う。

トピック1(全体の17%)は東京都における政治ニュースの話題と解釈できる。表-3.1にはトピック1の割合が高かった2020年10月27日のツイートを抜粋した。トピック1は年間を通して、高い割合を占めている。抜粋したツイートはLGBTに関連する話題であるが、トピック1の頻出単語を確認したところ、東京地裁、訴訟、当選確実、現職、差別発言、税金などが多いことから、上記のツイートは政治家の不祥事として解釈できる。以上より、トピック1は政治ニュースの話題と考察できる。

トピック2(全体の6%)は新型コロナウイルスによる緊急事態宣言や対策に関連する話題と解釈できる。表-3.1にはトピック2の割合が高かった2020年3月24日のツイートを抜粋した。特に2020年3月下旬から5月にかけて、トピック2が占める割合が大きいことから、新型コロナウイルス感染症第1

波の緊急事態宣言やその対策に関する話題と考察できる。

トピック3(全体の5%)は新型コロナウイルスに関するニュースの話題と解釈できる。表-3.1にはトピック3の割合が高かった2020年5月29日のツイートを抜粋した。トピック3で1日の話題が占められるような日はないものの、多くの日でトピック3が含まれていることが把握できる。これより、新型コロナウイルス感染症の感染者数の速報ニュースであると考察できる。

トピック4(全体の29%)は東京都の地域ニュースの話題と解釈できる。表-3.2にはトピック4の割合が高かった2020年10月27日のツイートを抜粋した。トピック4は年間を通して、高い割合を占めている。抜粋したツイートにはどれも目黒区、台東区などの地名が含まれており、トピック4の頻出単語を確認したところ、銀座やスイーツ、火災や消火活動、交差点、タヌキ、コラボなどが多いことから、トピック4は地域ニュースの話題であると考察できる。

トピック5(全体の13%)は東京都内で気象に関連する話題と解釈できる。表-3.2にはトピック5の割合が高かった2020年8月5日のツイートを抜粋した。含まれる単語には気温だけでなく、地震や津波、スギ、花粉、飛散、観測、予報などがあり、気象庁や気象ニュースで報道される内容が多く含まれている。このことから、東京都内における気象関連の話題と考察できる。

トピック6(全体の8%)は東京都内でのニュースや出来事の中で一時的にバズった内容に関連する話題と解釈できる。表-3.2にはトピック6の割合が高かった2020年7月30日のツイートを抜粋した。対象期間全体で見るとトピック6が長期にわたって高い割合を占めることはない。また、含まれる単語に雪や積雪、特別警報などがあることから、降雪時のニュースや話題も含まれていると考察できる。

トピック7(全体の9%)は新型コロナウイルスによる被害や訃報、影響に関連する話題と解釈できる。表-3.3にはトピック7の割合が高かった2020年3月30日のツイートを抜粋した。トピック2と同様の2020年3月下旬から5月にかけて、トピック7が占める割合が大きい。トピック2と比較すると、肺炎、満床、救急車、ビジネスホテルなどの感染症発症後の話題が多く見られる。

トピック8(全体の13%)は東京都知事選挙に関連する話題と解釈できる。表-3.3にはトピック8の割合が高かった2020年7月4日のツイートを抜粋した。2020年5月下旬から7月上旬にかけて、トピック8が占める割合が大きい。これは2020年7月5日に行われた都知事選の日程に一致する。立候補者であった宇都宮健児や山本太郎、桜井誠らの名前も頻出単語に見られることから、東京都知事選挙に関連する話題と考察した。

大阪府におけるトピックモデルによる話題の分析

同様に大阪府の話題を分析する。大阪府に関するツイートは約 670 万(6,721,854) 存在した。このツイートを LDA を用いて 6 つに大別した。6 つのトピックの時系列推移を図-3.3 に、各トピックの特徴的な頻出単語を図-3.5 に、各トピックの解釈と具体的なツイート例を表-3.4、表-3.5、表-3.6 に示す。

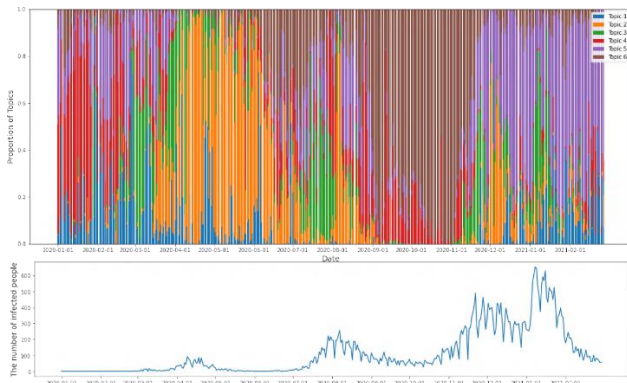


図-3.4 大阪府の地名含みツイートのトピック割合の推移 (上) と大阪府における新型コロナ感染者数の推移 (下)



図-3.5 大阪府の地名含みツイートの各トピックの特徴的な単語

表-3.4 大阪府ツイートのトピック解釈 (1/3)

トピック解釈	ツイート例
1: 大阪府の新型コロナウイルスによる緊急事態宣言や対策 頻出単語: 休業要請, 緊急事態宣言, 解除, 飲食店, 公表など	<ul style="list-style-type: none"> ・【感染者の行動歴大阪府が公表】新型コロナウイルスへの感染が確認された大阪市内の 40 代女性について、大阪府知事は 30 日、府内での大まかな行動歴を公表。 ・【新型コロナウイルスに関する電話相談窓口のお知らせ】新型コロナウイルスによる感染症が広がっていますが、大阪観光局は、中国総領事館をはじめ大阪府・大阪市とも連携を取りながら、皆様へ関連する情報をお伝えできるよう、最大限の努力を今後行っていきます。

表-3.5 大阪府ツイートのトピック解釈 (2/3)

トピック解釈	ツイート例
2: 大阪府の新型コロナウイルスによる感染症と医療体制 頻出単語: 現場, 病院, 看護師, 医療崩壊など	<ul style="list-style-type: none"> ・新型コロナウイルスの大阪府独自の警戒基準レベルをライトアップで周知する取り組み。府では来週 5/11(月) から、通天閣および太陽の塔で実施すると発表しました。それに先駆けて、本日は試験点灯が行われています。 ・2008 年に橋下徹氏が大阪府知事になって以降、維新は「身を切る改革」で医師・看護師など病院職員を 47%削減(全国平均の 7.6 倍削減)、コロナに対峙する衛生行政職員を 24.5%削減。医療崩壊を招いた「身(府民の命)を切る改革」から「府民の命を守る府政」への転換が必要です。
3: 新型コロナウイルスに関するニュース 頻出単語: 感染, 新型コロナ, 新た, 拡大など	<ul style="list-style-type: none"> ・ライブハウスの感染者が多かったことについて大阪府知事「感染者が多かったことが判明したということは、ライブハウスに行った方々が正直に手を挙げたということ。感染クラスターを特定したことによって拡大を防ぐ効果があったと思う。」 ・「特に厳しい現場で対応いただいているから」。大阪市立総合医療センターなどで新型コロナ対応にあたっている医療従事者に、大阪府が独自施策で特別手当を支給する方針。金額などは今後詰めます ・応募殺到 ww 軽症者向け施設に 2 万室超の応募 大阪府が募集、3000 室確保へ
4: 大阪の地域 頻出単語: 条例案, 大阪府警, 雨雲, グリラ豪雨など	<ul style="list-style-type: none"> ・そういえば、あまり知られていませんが大阪堺市にはミュシャ専門の美術館があるんですよ。一年中ミュシャが見れるよ。收藏品なかでも彫刻「ラ・ナチュール」は圧巻。アールヌーボ、建築もだけど、絵画より造形にした時の存在感こそ真髄と思う ・今日は故郷、大阪市住吉区の成人式に出席させていただきます！面白いこと起きそうです。新成人の皆様、おめでとうございます！
5: 大阪府の地域・行政ニュース 頻出単語: 一元化, 広域など	<ul style="list-style-type: none"> ・【恩返し】「助けたつもりが助けられた」保護したネコの手借りて食堂再建 大阪市の「ジオラマ食堂」は、コロナの影響で廃業を考えていた頃、店の近くで子猫と母猫を保護。ジオラマの上で遊ぶようになったため、投稿したところ大きな反響があり、店の継続を決断したという。 ・「広域一元化」本格議論へ 大阪府議会に条例案(日経)『府・市の「二重行政」の解消を目的に大規模な都市計画の権限を市から府に委託する内容で、政令指定都市の権限を都道府県に”返上”する全国でも異例の構想』異例じやなく異常。基礎自治体優先の原則に反する愚行。

表-3.6 大阪府ツイートのトピック解釈 (3/3)

トピック解釈	ツイート例
6: 大阪都構想とその住民投票	<ul style="list-style-type: none"> ・大阪市を四つの自治体に分割した場合、標準的な行政サービスを実施するために毎年必要なコスト「基準財政需要額」の合計が、現在よりも約 218 億円増えることが明らかに。 ・【「大阪都構想」住民投票反対多数が確実】大阪市を廃止して 4 つの特別区に再編するいわゆる「大阪都構想」の賛否を問う住民投票は、「反対」が多数となることが確実となりました。

以下では東京都と同様に各トピックの解釈を行う。トピック 1 (全体の 9%) は大阪府の新型コロナウイルスによる緊急事態宣言や対策に関連する話題と解釈できる。表-3.4 にはトピック 1 の割合が高かった 2020 年 1 月 30 日のツイートを抜粋した。特徴的な単語として「緊急事態宣言」「飲食店」「解除」「公表」「休業要請」など新型コロナウイルスによる緊急事態宣言や対策に関連する話題が多く見られる。

トピック 2 (全体の 19%) は大阪府の新型コロナウイルスによる感染症と医療体制に関連する話題と解釈できる。表-3.5 にはトピック 2 の割合が高かった 2020 年 5 月 9 日のツイートを抜粋した。特徴的な単語として「看護師」「病院」「医療崩壊」「現場」「病床」など新型コロナウイルス感染症とその医療体制に関連する話題が多く見られる。特に 2020 年 4 月から 6 月と 12 月に大きな割合を占めている。

トピック 3 (全体の 11%) は大阪府の新型コロナウイルスに関するニュースの話題と解釈できる。表-3.5 にはトピック 3 の割合が高かった 2020 年 4 月 8 日のツイートを抜粋した。特徴的な単語として「感染」「感染者」「新型コロナ」「新た」「陽性」など新型コロナウイルス感染症に関するニュースの話題が多く見られる。

トピック 4 (全体の 15%) は大阪府の地域ニュースの話題と解釈できる。表-3.5 にはトピック 4 の割合が高かった 2020 年 1 月 12 日のツイートを抜粋した。特に 2020 年 1 月にトピック 4 が占める割合が大きく、成人式への言及が影響していると考えられる。その他の特徴的な単語として「条例」「条例案」「大阪府警」「雨雲」「ゲリラ豪雨」など大阪府内の自治体内での話題が多く見られる。

トピック 5 (全体の 23%) は大阪府の地域・行政ニュースの話題と解釈できる。表-3.5 にはトピック 5 の割合が高かった 2021 年 2 月 25 日のツイートを抜粋した。特に 2020 年 12 月から 2021 年 2 月にかけてトピック 5 が占める割合が大きい。トピック 4 との差別化が難しいが、特徴的な単語として「一元化」「広域」といった単語があり、住民投票後の広域一元化はこちらのトピックに含まれていると考えられる。

トピック 6 (全体の 23%) は大阪都構想とその住民投票に関する話題と解釈できる。表-3.6 にはトピッ

ク 6 の割合が高かった 2020 年 10 月 26 日、11 月 1 日、11 月 2 日のツイートを抜粋した。特に 9 月から 11 月上旬にかけてトピック 6 が占める割合が大きい。11 月 1 日に実施された大阪住民投票に向けてその話題が大きな割合を占めていたことが示される。

以上のように、約 670 万の大阪府の地名含みツイートを 6 つの話題に大別することができた。大阪では大阪都構想に関するトピックが他地域と比較した際の特徴である。また、新型コロナウイルス関連や緊急事態宣言のトピックが存在する点は東京と同様の傾向が見られる。

宮城県におけるトピックモデルによる話題の分析

最後に、宮城県の話題を分析する。宮城県に関するツイートは約 180 万(1,864,485) 存在した。このツイートを LDA を用いて 6 つに大別した。6 つのトピックの時系列推移を図-3.6 に、各トピックの特徴的な頻出単語を図-3.7、各トピックの解釈と具体的なツイート例を表-3.7、表-3.8 に示す。以下では東京都、大阪府と同様に各トピックの解釈を行う。

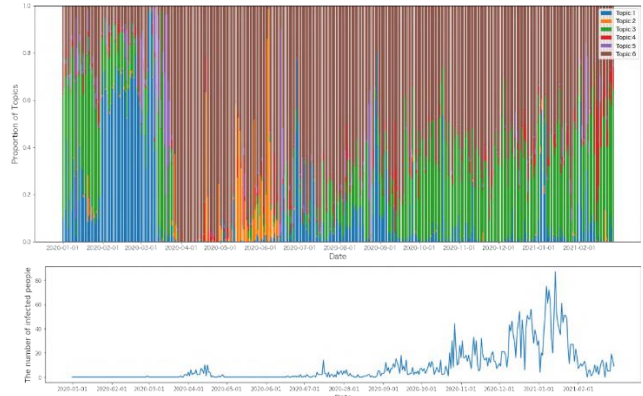


図-3.6 宮城県の地名含みツイートのトピック割合の推移 (上) と 宮城県における新型コロナ感染者数の推移 (下)



図-3.7 宮城県の地名含みツイートの各トピックの特徴的な単語

表-3.7 宮城県ツイートのトピック解釈 (1/2)

トピック解釈	ツイート例
1: 東日本大震災や宮城県内の社会やスポーツの話題 頻出単語: 東日本大震災, 震災, 楽天など	<ul style="list-style-type: none"> ・仙台市宮城野区田子で柴犬メス保護しました。大人しく懐っこい。出産経験のある犬。仙台東警察署に保護して貰いました。もし飼い主見つからなかったら、その時にまた連絡してもらうことになりそうです。飼い主見つかれ！ 拡散希望！ ・【震災遺体特定 99.9%の執念】東日本大震災で亡くなり、宮城県警が身元特定のため検視を行った人数は合わせて9541人。これまでに99%以上の身元が判明し、現在は8人まで減った。 ・復興願ひ桜を植樹震災遺構「旧女川交番」近くに宮城女川町
2: 宮城県に関連する芸能・エンタメの話題 頻出単語: 誕生日 バナナマン, 漫画家還暦, 祝など	<ul style="list-style-type: none"> ・【祝・還暦】荒木飛呂彦先生、60歳の誕生日を迎える1960年6月7日宮城県生まれの漫画家。代表作は『ジョジョの奇妙な冒険』。老けないどころか年々若返っているように見えることでも有名 ・6月7日放送ローカルグルメ【スーラータンメン】850円(税込)【マーボー焼きそば】850円(税込)『中国菜館まんみ泉中央店』住所: 宮城県仙台市泉区泉中央 1-22-3 せっかくグルメバナナマン日村勇紀 ・今日ポストに「助けてください」という手紙が入っていました。以前泊まった宮城県白石温泉薬師の湯からのSOSです…切実な訴えを感じました…料理も美味しく、近くに白石城やキツネ村があって本当に素敵なところですよ…ぜひみなさん行ってみてください
3: 宮城県内のニュース全般 頻出単語: 仙台駅 店, 放送, 影響など	<ul style="list-style-type: none"> ・仙台市が「テイクアウト」専用サイトを開設 市内の飲食や宿泊業者を応援 ・加美町って近い！仙台のとなり町の加美町は、仙台から徒歩で8時間と日帰り可能です。のんびり散歩しに来てみませんか？3/22(日)迄仙台駅周辺の駅構内にポスターございます。探してみてください ・東京五輪の聖火をギリシャのアテネから宮城県の航空自衛隊松島基地へと運ぶ特別輸送機「TOKYO 2020号」が17日、成田空港に姿を現しました。
4: 宮城県での地震発生	<ul style="list-style-type: none"> ・福島県と宮城県を中心とした震度6強の大きな地震が発生しましたが、日本の皆さんが無事であることを信じています。今まで何度もお伝えしてきましたが、これからも日本を応援する気持ちが変わることはありません。日本の皆さんにとって支援が必要であれば、いつでも台湾はかけつけます。 ・【気象庁「東日本大震災の余震とみられる」】宮城県と福島県で震度6強を観測した地震について、10年前に起きた東日本大震災の余震の一つとみられると発表しました。

表-3.8 宮城県ツイートのトピック解釈 (2/2)

トピック解釈	ツイート例
5: 宮城県関連のバズった話題 頻出単語: 上空雪, 気象台など	<ul style="list-style-type: none"> ・宮城県石巻市で行われた聖火を聖火皿(写真右)に移す作業が強風のため難航する一幕がありました。寒空で待つ人々を和ませたのは、お笑いコンビ「サンドウィッチマン」。ショートコントやトークで場をつなぎ人々の心を温めました。 ・しかし桜って、こういう災厄の時も世情にかまわず咲くから、嬉しいような哀しいような。東日本大震災のときもそうだった。宮城県柴田町のさくら祭りの掲示板の文章が美しいので読んでみて。 ・一目千本桜と蔵王連峰宮城県大河原町東北が美しい
6: 新型コロナウイルス関連 頻出単語: 感染, 確認, 仙台市内など	<ul style="list-style-type: none"> ・宮城県医師会会長がエガちゃんについて言及したのが話題になっておりますが、そんなことよりエガちゃんを表す手話が衝撃的すぎて草 ・宮城県と仙台市週末の不要不急の外出自粛要請へ ・【臨時休館お知らせ】本日、仙台市の週末外出自粛要請を踏まえて、週末4/4(土)、4/5(日)の2日間臨時休館させていただきます。お客様には大変ご迷惑をお掛けし、誠に申し訳ございません。 ・仙台市で新たに5人が新型コロナウイルスに感染していることが確認されました。このうち3人は、東京からの転入者で3月31日午後太白区役所を訪れていました。宮城県内での感染者は18人となります。

トピック1(全体の13%)は東日本大震災や宮城県内の社会やスポーツの話題と解釈できる。表-3.7にはトピック1の割合が高かった2020年3月8日のツイートを抜粋した。特に2月から3月にかけて、トピック1が占める割合が大きく、東日本大震災への言及が影響していると考えられる。

トピック2(全体の2%)は宮城県に関連する芸能・エンタメする話題と解釈できる。表-3.7にはトピック2の割合が高かった2020年6月7日のツイートを抜粋した。特に6月7日前後でトピック2が占める割合が大きく、漫画家荒木飛呂彦の誕生日への言及が影響していると考えられる。

トピック3(全体の22%)は宮城県内のニュース全般の話題と解釈できる。表-3.7にはトピック3の割合が高かった2020年3月17日のツイートを抜粋した。2020年1月や2020年9月ごろから2021年2月頃にかけて、トピック3が占める割合が大きい。2020年3月から6月頃まではみられず、その期間はトピック6の割合が高いことから、宮城県に関連するニュース一般を含むトピックと考察した。

トピック4(全体の3%)は宮城県での地震発生に

関連する話題と解釈できる。表-3.7 にはトピック 4 の割合が高かった 2021 年 2 月 14 日のツイートを抜粋した。特に 2021 年 2 月 14 日に大きなピーク、また別の日にも小さなピークが見られることから、宮城県内での地震発生時の話題と考えられる。

トピック 5 (全体の 3%) は宮城県に関するバズった話題(全国的に話題になった話題)と解釈できる。表-3.8 にはトピック 5 の割合が高かった 2020 年 3 月 21 日のツイートを抜粋した。ツイートの内容だけ見ると、トピック 1 や 3 と類似しているが、トピック 5 が高い割合を占める日は少ない。そのことから、Twitter 上で多くリツイートされたバズツイートと考えられる。

トピック 6 (全体の 56%) は新型コロナウイルス関連の話題と解釈できる。表-3.8 にはトピック 6 の割合が高かった 2020 年 4 月 3 日のツイートを抜粋した。トピック 6 は年間を通してずっと高く、特に 2020 年 3 月下旬から 5 月上旬までは高い割合を占めている。このことから新型コロナウイルス関連の話題と考えられる。このように約 186 万の宮城県の地名含みツイートを大きく 6 つのトピックに大別することができた。同じ 6 トピックの大阪府と比較すると、宮城県ではトピック 1,3,6 で対象期間の大半 (91%) を占めるのに対して、大阪府では 6 つのトピックの混合割合が偏っていないという違いがある。これは都道府県間での人口やイベント数の違いなどが大きな影響を与えていると考えられる。新型コロナウイルスに関する話題は東京が 20%、大阪が 39%、宮城が 56%と、地域間での違いも明らかになった。これも東京や大阪の方が相対的に話題が豊富であることを示している。これらの地域における各トピックのツイート数が高速バス乗客数に与える影響について次節で分析する。

(4) ソーシャルメディアによる

高速バス乗客数の予測モデル構築

モデル仮説

本研究はソーシャルメディアでの言及の利用が高速バス乗客数の予測に有用であることを示すことが目的である。しかし、当然のことながらソーシャルメディアでの言及ツイート数の増減が直接的に高速バス乗客数に影響を与えると考えることは不自然である。本研究のモデル仮説は、現実の都市状態の変化(例えば、新型コロナ患者数の増加や桜が満開であること、ある大規模イベントが開催されることなど)が、特定のトピックの言及ツイート数の増減を生成すると考える一方で、同じ都市状態の変化が高速バス乗客数にも影響を与えると考える。現実の都市状態の変化を細かく観測することは現実的ではないため、観測可能な地名含みツイートの話題の推移から、高速バス乗客数への影響をモデル化する。

具体的には、地名含みツイートの各トピック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する。これらは時

系列データであるため、ベクトル自己回帰(VAR)モデルの構築を通して、高速バス乗客数と各地名含みツイートのトピックの間のグレンジャー因果性を検定する。グレンジャー因果とは、因果推論分野における因果解析の中で最も弱い因果関係を示すものであり、予測したい時系列データに対して、新たな時系列を追加した際に、新たな時系列が予測したい時系列の予測性能が向上するか否かのみで判断するものである。

一般に $n \times 1$ 列のベクトル $y_t = (y_{1t}, \dots, y_{nt})^T$ を定数と自身の p 期の過去の値で回帰するモデルを VAR モデルと呼び、時系列解析における基本的なモデルである自己回帰(AR)モデルを多次元に一般化したものである。

$$y_t = c + \Phi_1 y_{t-1} + \dots + \Phi_p y_{t-p} + \varepsilon, \varepsilon \sim W.N.(\Sigma) \quad (1)$$

ここで、 c は $n \times 1$ の定数ベクトル、 Φ_i は $n \times n$ 係数行列、 $W.N.(\Sigma)$ はベクトルホワイトノイズである。VAR モデルにおいては、グレンジャー因果性が存在しないということは 2 つの変数に関連する係数が全て 0 になることを意味する。そこで、F 検定を用いることで、各変数間でのグレンジャー因果性を検定することができる。データの前処理として、各トピックのツイート数や高速バス乗客数の変動は値が大きくなるにつれてばらつきが大きくなることが観測された。そこで、全ての変数に対して対数変換を行い、対数系列として扱う。

大阪・宮城 VAR モデルの推定と解釈

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VARの枠組みで構築する。具体的に用いる変数は、対象となる地域（大阪または宮城）への高速バス乗客数、目的地となる地域の地名含みツイートの各トピックのツイート数、出発地となる東京の地名含みツイートの各トピックのツイート数である。ここから、上述の通り、想定する各変数と高速バスの1日の乗客数とのグレンジャー因果性を個別に検定し、5%有意でグレンジャー因果性の存在が確認された全変数を用いて、VARモデルを構築した。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2月4日までの35日(5週間)を検証データとして精度検証を行う。

表-3.9 大阪VARの推定結果

変数	推定値	t値
log(前日の大阪行きバス乗客数)	0.860	30.73
log(前日の大阪トピック1ツイート数)	-0.0150	-1.58
log(前日の大阪トピック4ツイート数)	0.0180	1.78
log(前日の大阪トピック5ツイート数)	0.0202	2.23
log(前日の東京トピック7ツイート数)	-0.0129	-1.46
定数	0.617	3.90
データ数	247	
残差の標準誤差	0.3919	
自由度調整済みの決定係数	0.8793	
テストデータに対するVARのRMSE	45.82	
テストデータに対するARのRMSE	47.69	

表-3.10 宮城VARの推定結果

変数	推定値	t値
log(前日の宮城行きバス乗客数)	0.749	17.53
log(前日の宮城トピック1ツイート数)	0.0153	1.52
log(前日の宮城トピック3ツイート数)	0.0392	2.80
log(前日の東京トピック7ツイート数)	-0.00786	-1.18
定数	0.987	5.58
データ数	247	
残差の標準誤差	0.329	
自由度調整済みの決定係数	0.7584	
テストデータに対するVARのRMSE	24.18	
テストデータに対するARのRMSE	25.25	

表-3.9には大阪VARの、表-3.10には宮城VARの推定結果を示す。どちらのモデルも過去の高速バス乗客数による自己回帰のみならず、各地域でのトピックツイート数と東京でのトピックツイート数が含

まれていることがわかる。

大阪VARモデルにおいて、どのようなトピックが高速バス乗客数に影響を与えているのかを具体的に考察する。大阪トピック1:「大阪府の新型コロナウイルスによる緊急事態宣言や対策」に関する話題が多くツイートされている時には、高速バス乗客数に減少の影響がある。これは、感染症が増加している際には、高速バス利用を含む都市間交通が控えられることから、合理的な結果であると解釈される。大阪トピック4:「大阪の地域ニュース」や大阪トピック5:「大阪府の地域・行政ニュース」が増加すると高速バス乗客数に増加の影響がある。これは大阪の魅力が発信されたり、大阪府内でのイベントが開催されたりすることを意味しており、それらのツイート数が増加した際に、高速バス利用を含む都市間交通が増加すると考えるのは合理的である。また、出発地である東京のトピックは東京トピック7のみが大阪への高速バス乗客数に影響を与えている。その内容は東京トピック7:「新型コロナウイルスによる被害や訃報、影響」であり、東京で新型コロナウイルスによる被害が大きかった時期に、高速バス利用を含む都市間交通が控えられることも同様の合理性がある。一方で、東京トピック2:「新型コロナウイルスによる緊急事態宣言や対策」、東京トピック3:「新型コロナウイルスに関するニュース」は高速バス乗客数へのグレンジャー因果性はなく、類似する新型コロナウイルスの話題の間にも交通行動に与える影響が異なることが示唆されている。同様に、宮城VARモデルについても考察する。まず、興味深い結果として、出発地の東京のトピックは大阪VARと同様、東京トピック7:「新型コロナウイルスによる被害や訃報、影響」のみが影響を与えており、その影響は大阪VARと同様に負の影響である。これは、二つの地域間で同じ傾向を示しており、地域間比較による一般性を示唆している。宮城トピック1:「東日本大震災や宮城県内の社会やスポーツの話題」、宮城トピック3:「宮城県内のニュース全般」が増加すると高速バス乗客数に増加の影響がある。これも大阪VARと同様、宮城の魅力が発信されたり、宮城県内のスポーツやイベントが開催されたりすることを意味しており、それらのツイート数が増加した際に、高速バス利用を含む都市間交通が増加すると考えるのは合理的である。

大阪VARモデル、宮城VARモデルの2つを比較することで、高速バス乗客数に影響を与える共通の要因が明らかとなった。モデルの予測性能に対する評価を行う。モデルのパラメータ推定に用いていない35日間の検証データで検証したところ、大阪VARではツイートを使わない予測モデルと比べて、RMSE(Root Mean Square Error)が47.69から45.82に低下、宮城VARでもツイートを使わない予測モデルと比べて、RMSEが25.25から24.18に低下させることができた。観測された実際の日高速バス乗客数と予測結果を図-3.8、図-3.9に示す。興味深

い結果として、2020年や2021年は平年と比較するとやや特殊な年であり、2020年5月の乗降客数は非常に少なく、6月頃から少しずつ回復する傾向がある。このような傾向をソーシャルメディアのツイートから適切に把握することができていることはソーシャルメディアによる交通需要予測の可能性を示唆しているといえよう。

(5)松山を対象地とした分析

R4年度は対象敷地を定め、マルチスケールの一気通貫な分析を行うことを目標に挙げており、バスタの計画がある松山市（JR松山駅周辺）を対象にデータ収集を行った。

3.1 までで作成したトピックモデルで話題を集約したVARモデルによる将来高速バス乗客予測の適用を行った。

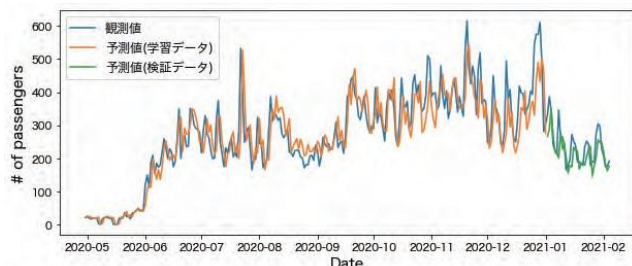


図-3.8 大阪府行きバス乗客数の観測値と予測値

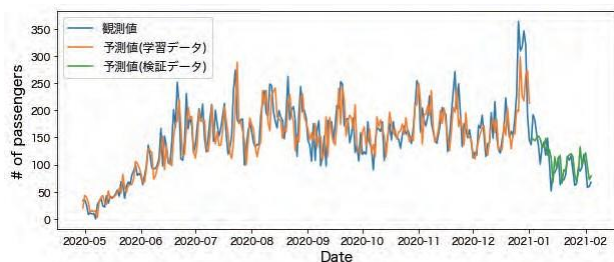


図-3.9 宮城県行きバス乗客数の観測値と予測値

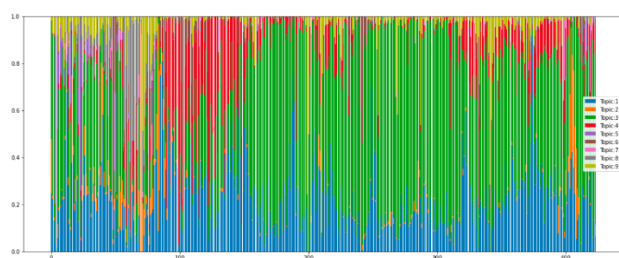


図-3.10 愛媛県の地名含みツイートのトピック割合の推移

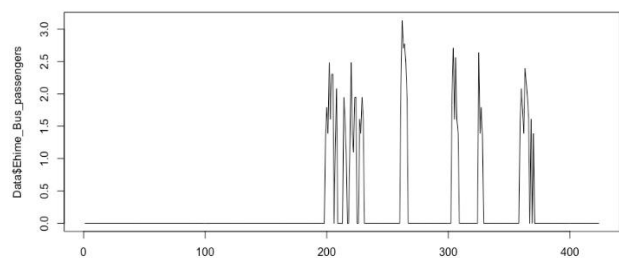


図-3.11 バスタ新宿～松山行のバス乗客数

松山モデル作成

宮城県・大阪府モデルと同様の手順で分析を進めたところ、ツイートデータは十分なサンプル数を取得することが出来たが、高速バス乗客数のデータが分析で利用している2020年のバスタ新宿～松山行きは年間を通してほぼゼロという状況であったため、トピックの変化とバス乗客数の変化の関連性をモデル化することが難しかった。このように、2020年という特殊な年であったため、松山に関するモデル構築が出来なかったが、COVID-19発生前や高速バス需要が復活してからのデータであれば大阪モデルや宮城モデルと同様にモデル化を行うことが出来ると考えられる。

予測モデル作成の留意点

予測モデル作成の際には、留意する点がいくつかあり、以下に代表的な3点について整理した。

分析利用のデータ量

ソーシャルメディアを対象とする地域名のツイートが少ない場合には分析が困難である。基準としては、例えば人口1000人の自治体である場合、年間ツイート数は500程度しかなく、1日平均で1-2ツイート程度しか存在しない。もちろん言語データの場合は量的データと異なり質的情報を含むため、1ツイートが非常に重要な情報を有することがある。そのため、言及ツイート数が少ないとしても交通状態や交通現象に有用な情報を含むことがある。しかしながら、そのような有用な情報を含む確率が一定であると仮定すれば、言及ツイート数が多い方が質的情報を含む可能性も高いと考えられる。どのような交通現象を対象にするかどうかで判断基準は異なるが、1年間の分析をしようとする、1万人以上の自治体（年間5000ツイート程度）であることが必要と考えられ、数日間のような短期間のツイート分析を行う場合、1日あたり1000ツイートは必要であると考えられる。その場合は人口100万人程度の自治体であることが必要と考えられる。上記のスケールを考えることで、市区町村単位または県単位での分析という空間的スケールやお盆やゴールデンウィークといった数日間の分析が可能かどうかの判断できると考えられる。

データの代表制

調査データと異なり、多くのビッグデータにも当てはまることであるが、ランダムサンプリングではないため、標本の代表性は満たされないため、代表性が必要な場合は別の調査が必要である。

原因の自明性・非自明性

交通データ分析であっても、ソーシャルメディアデータ分析であっても、分析結果で自明な結果が出ることもありうる。例えば、首都圏の鉄道が通勤時間帯に混雑していることや主要幹線道路でひどい渋滞が発生していることなどはデータを分析するまでもなく明らかであり、またこれらのデータを単純に

分析するだけでは解決策は生まれない。同じように、ソーシャルメディア分析であっても、年末年始やお盆に帰省のための移動が多いことや大雪や台風によって交通が乱れているなどの自明な結果が当然出ることになる。そのため、ある現実の交通問題に精通している専門家や実務者であっても原因が不明な交通需要の増減などの原因を発見的に探索するために用いる、といった別種の問題設定が必要であると考えられる。

3.3 メゾスケール行動モデル

郊外住宅地から中心市街地への通勤・通学や、駅まちや郊外型ショッピングセンターで余暇活動を行うための移動など、一つの都市圏の中では日々流動が発生している。都市圏内の日常的な流動は、施設の立地や道路網の整備等により変化し、それに伴いミクロレベルの混雑に影響を与えるため、都市圏レベルのメゾスケールで都市交通政策の効果を予測するモデルが必要である。このとき、道路一本や車両一台のミクロスケールで交通流動を予測するミクロ交通シミュレーションは、計算速度やメモリ負荷の観点で計算範囲の拡大には限界がある。都市交通政策の評価のために多数の政策シナリオでシミュレーションを行う場合や、災害時の交通制御のようにリアルタイム性が求められる場合を考えると、シミュレーションの計算負荷削減は不可欠である。

そこで、交通状態をゾーンレベルに集計した表現である **Macroscopic Fundamental Diagram (MFD)** を用いて、都市圏の交通流動を複数のゾーンどうしの流動に集約して表現することを考える。MFD は、近年流入制御等の交通制御の分野で注目を浴びており、その存在条件や理論的な裏付けに関して、盛んに研究が行われている。ゾーン内の車両台数と集計的なフローを関連づけるシンプルな理論であるため、解釈性に優れ、政策評価に適したモデルであると言える。

以降では、メゾスケールで個人の1日の活動を予測するアクティビティモデルと、MFD を用いたメゾスケール配分モデルの概要を説明する。さらにモデルを松山市に適用し、1日の流動と混雑発生の時空間的な分布について考察する。

(1)モデル概要

Macroscopic Fundamental Diagram (MFD)

まず、Macroscopic Fundamental Diagram (MFD) について説明する。

Daganzo (2007) や Geroliminis and Daganzo (2008) は、交通ネットワーク全体を巨視的に見た場合に、ネットワーク内部の車両存在台数 (accumulation) と、平均速度、ネットワーク内部のフロー (production)、ネットワークから流出するフロー (performance) との間にある関係があることを示し、その関係を示した図を **Macroscopic**

Fundamental Diagram と呼んだ (図-3.12)。

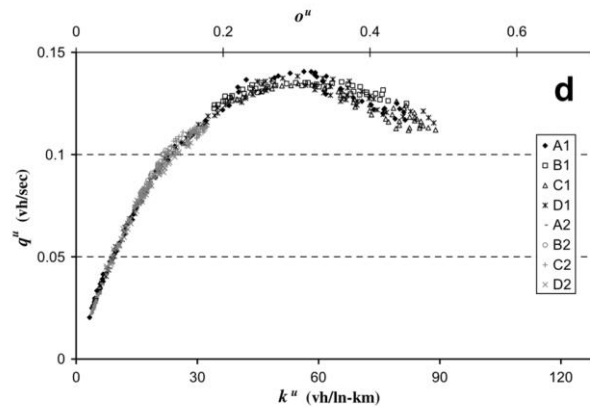


図-3.12 Macroscopic Fundamental Diagramの例。

k^u :平均密度, q^u :平均フロー

以降、MFD の成立条件について観測やシミュレーションを用いて多くの研究が行われてきた。中でも、以下のような条件が MFD の存在条件として述べられている。

- ネットワーク内で混雑が均質に分布していること (homogeneity)
- ネットワークがある程度の大きさをもつこと

MFD を用いれば、ゾーン内の車両密度の観測とゾーン境界での流入制御 (perimeter control) により、ゾーン内部の混雑を抑制するような制御を行うことができる。すなわち、図-3.12のMFDにおいて、フロー q を最大にする密度 k より左側に流入台数を制限することで、ネットワーク内のフローを非渋滞状態に保つことができる。Perimeter controlは、詳細な交通状態の観測やリンクベースの制御を行うことなく混雑を抑制することができるため、交通制御の分野で盛んに研究が行われている。

また、MFD の別の適用事例としてゾーンベースの交通シミュレーションモデルがある。これは、広範囲のネットワークを複数のゾーンに分割し、ゾーン内の交通状態を MFD により巨視的に記述することにより、ゾーン間の流出入交通をモデル化するアプローチである。旅行者は、発地から着地までのゾーンの系列を選択する点が、通常のリンクベースの経路選択モデルとは異なる (regional-based routing)。MFD を適用することにより計算負荷をさげつつも、ゾーン内の混雑やゾーン間の混雑伝播を理論的に記述することができる点が強みである。そのため低計算コストで交通シミュレーションを行う必要があるシミュレーションベースのネットワーク最適化問題やリアルタイム制御に用いられてきている。

本研究では、MFD を用いたゾーンベースの交通シミュレーションモデルである **Network Transmission Model** を用いて、メゾスケール交通シミュレーションを構築する。

メゾスケール配分モデル

MFD を用いたゾーン間交通シミュレーションモデルである, Network Transmission Model について説明する. モデルは, リンクベースの交通シミュレーションである Cell Transmission Model の考え方を援用しつつ, セルの単位をリンクからゾーンへ拡張したモデルと言える. 以下では, Network Transmission Model におけるゾーン間のフローについて, 図-3.13 を用いて説明する.

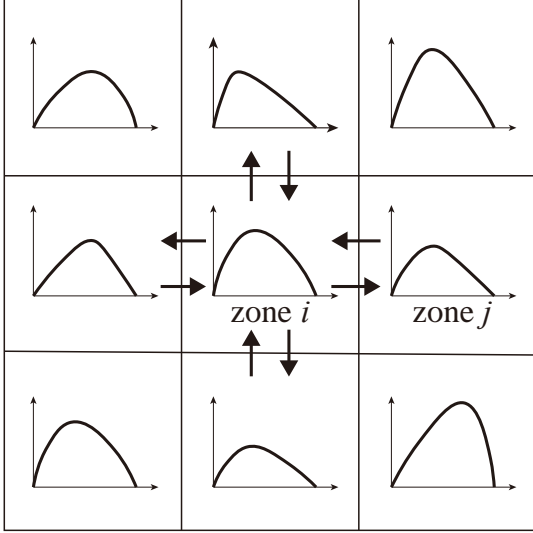


図-3.13 Network Transmission Modelの概念図

図-3.13 において, ゾーン*i*からゾーン*j*への移動を考える. Network Transmission Model では, 時間*t*にゾーン*i*からゾーン*j*へ移動する車両の数 $n_{i \rightarrow j}(t)$ は, ゾーン*i*の移動需要と境界リンクの容量により決まるゾーン*i*からの流出量 $q_i(t)$ と, ゾーン*j*の混雑によって決まるゾーン*j*の受け入れ可能流入量 (可能流入量と呼ぶ) $s_j(t)$ のうち, 小さい方と考える. つまり, ゾーン*i*からゾーン*j*への流出需要がどれだけ大きくても, ゾーン*j*が混雑していれば可能流入量が小さいため, 移動できる車両数が制限されるとし, 式(1)のように定式化する.

$$n_{i \rightarrow j}(t) = \min\{q_i(t) \cdot \delta_{i \rightarrow j}(t), s_j(t) \cdot \delta_{i \rightarrow j}(t)\},$$

$$\text{where, } \delta_{i \rightarrow j}(t) = \frac{n_{i \rightarrow j}^{\text{vod}}(t)}{\sum_{m_i \in M_i} n_{i \rightarrow m_i}^{\text{vod}}(t)} \quad (1)$$

ここで $\delta_{i \rightarrow j}(t)$ は, 時間*t*にゾーン*i*で発生する移動需要のうちゾーン*j*に向かう需要の割合である上付添字の vod は移動需要を表し, M_i はゾーン*i*に隣接するゾーンを表す. ゾーン*i*からゾーン*j*への移動需要 $n_{i \rightarrow j}^{\text{vod}}(t)$ は, 空間上の位置と時間の組み合わせで表現される状態 $s_t = (i, t)$ から状態 $s_{t+1} = (j, t+1)$ への遷移確率 $p(s_{t+1} | s_t)$ を用いて式(2)のように定式化する.

$$n_{i \rightarrow j}^{\text{vod}}(t) = p(s_{t+1} | s_t) \cdot n_i(t) \quad (2)$$

遷移確率 $p(s_{t+1} | s_t)$ は, 次項で述べるアクティビティモデルにより計算する.

次に, 式(1)におけるゾーン*i*からの流出量 $q_i(t)$ を定式化する. ここで, MFD がゾーン内の車両存在台数 $n_i(t)$ と, ネットワークから流出するフロー $q_i^o(t)$ の関係であることを利用する. MFD の関数形を, パラメータ α により特定したとすると, ゾーン*i*からの流出量は式(3)のようにかける.

$$q_i^o(t) = \text{MFD}(n_i(t); \alpha) \quad (3)$$

ただし, この定式化では以下の二つの問題を考慮できていない.

一つ目は, ゾーン内外の移動需要の区別である. もし同ゾーン内移動の割合が高ければ, ネットワークの処理能力 (交通容量) の一部はゾーン内部の交通の処理に使われ, 余った分がゾーン外へ流出する交通に使われる. そのため, 式(3)の流出量は, ゾーン*i*の移動需要のうちゾーン外への移動の割合を表す変数 $\delta_i(t)$ を用いて式(4)のように補正される.

$$q_i^{\text{cor1}}(t) = \delta_i(t) \cdot q_i^o(t),$$

$$\text{where, } \delta_i(t) = \frac{\sum_{m_i \in M_i} n_{i \rightarrow m_i}^{\text{vod}}(t)}{\sum_{m_i \in M_i} n_{i \rightarrow m_i}^{\text{vod}}(t) + n_{i \rightarrow i}^{\text{vod}}(t)} \quad (4)$$

天候・時刻・季節によって近くの場所への移動でも自動車が使われることがあるため, 以上の補正を行わなければゾーン間の移動を過大評価してしまう可能性がある.

二つ目の問題は, ゾーン境界のリンク容量の考慮である. もしゾーン境界のリンク容量が極端に小さくボトルネックになっていれば, ゾーンからの流出量はそのリンクの交通容量によって規定される. よって, 式(4)の流出量を以下の式(5)のように補正する.

$$q_i^{\text{cor2}}(t) = \min(q_i^{\text{cor1}}(t), q_i^{\text{max}}(t)),$$

$$\text{where, } q_i^{\text{max}}(t) = \sum_{m_i \in M_i} \min\{n_{i \rightarrow m_i}^{\text{vod}}(t), C_{i \rightarrow m_i}\} \quad (5)$$

$C_{i \rightarrow m_i}$ はゾーン*i*から隣接するゾーンへ接続する道路リンクの交通容量の和である. 逆に, ボトルネックとなるリンクがゾーン境界に位置するようにゾーン分割を行うことで局所的な混雑現象を記述できるため, フローをゾーン単位に粗視化することのデメリットを緩和できると考えられる. 以上により, ゾーン*i*からの流出需要を定式化できた.

次に式(1)におけるゾーン*j*の可能流入量 $s_j(t)$ を定式化する. Kim et al. (2018) [4]を参考に, 同一ゾーンでは車両存在台数・可能流入量の関係と, 車両存在台数・流出量の関係がほぼ同じであると仮定して, 可能流入量を以下の式(6)のように定式化する.

$$s_j(t) = \begin{cases} C_i^{\text{out}} & (n_i(t) \leq n_i^{\text{critical}}) \\ \text{MFD}(n_i(t); \alpha) & (n_i(t) > n_i^{\text{critical}}) \end{cases} \quad (6)$$

$$\text{where, } C_i^{\text{out}} = \max\{\text{MFD}(n_i(t); \alpha)\} = \text{MFD}(n_i^{\text{critical}}; \alpha)$$

以上により $q_i(t), s_j(t)$ を計算できるため, 式(1)を用いてゾーン*i*からゾーン*j*のフローを計算できる.

アクティビティモデル

次に、式(2)における状態 $s_t = (i, t)$ から状態 $s_{t+1} = (j, t+1)$ への遷移確率 $p(s_{t+1} | s_t)$ を求めるためのモデルについて述べる。個人の1日の活動場所と活動時刻の選択を記述するアクティビティモデルを時空間ネットワーク上での経路選択行動として表現する。時空間ネットワークの例を図-3.14に示す。時空間ネットワークは、空間上の位置を表す xy 平面と、時間を表す t 軸からなる。ここでは、各個人が1時間ごとの活動場所を選択し、1日の活動経路を形成すると仮定した。

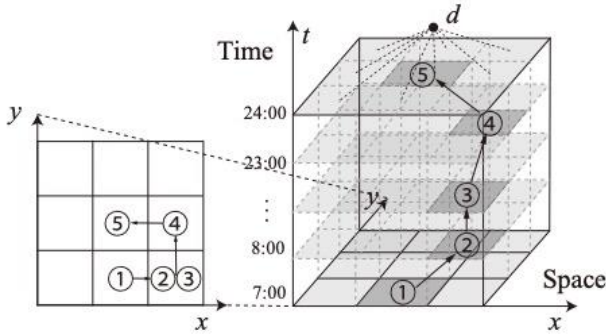


図-3.14 アクティビティモデルにおける時空間ネットワークの設定

各個人が活動経路を選択する際の行動原理の記述には、Discounted Recursive Logit modelを用いる。Discounted Recursive Logit modelでは、個人は活動によって得られる即時効用と、その活動による将来得られると期待される効用の和を最大化するように、逐次的に活動経路を選択すると仮定する。

空間上の位置 i と時間 t の組み合わせで決まる時空間上の位置を状態 $s_t = (i, t)$ とする。状態 s_t から s_{t+1} へ遷移する個人は、状態 s_t から s_{t+1} の遷移による即時効用 $u(s_{t+1} | s_t)$ と、 s_{t+1} へ遷移することで将来得られる効用の期待値の最大値 $V^d(s_{t+1})$ の和を最大化するように s_{t+1} を選択すると仮定する。

ここで即時効用を $u(s_{t+1} | s_t) = v(s_{t+1} | s_t; \theta) + \mu \varepsilon(s_{t+1})$ と表し、 $v(s_{t+1} | s_t; \theta)$ を効用の確定項、 θ をパラメータベクトル、 $\varepsilon(s_{t+1})$ をi.i.d.ガンベル分布に従う効用の誤差項、 μ をガンベル分布のスケールパラメータとする。

現在の状態から次時点の状態を逐次的に決定する確率的な過程にマルコフ性を仮定すると、期待最大効用 $V^d(s_{t+1})$ はBellman方程式を用いて式(7)のように定式化できる。

$$\begin{aligned} V^d(s_t) &= \max_{s_{t+1} \in A(s_t)} E \left[\sum_{\tau=t}^T \beta^{\tau-t} u(s_{\tau+1} | s_\tau) \right] \\ &= E \left[\max_{s_{t+1} \in A(s_t)} \left\{ v(s_{t+1} | s_t; \theta) + \beta V^d(s_{t+1}) \right. \right. \\ &\quad \left. \left. + \mu \varepsilon(s_{t+1}) \right\} \right] \end{aligned} \quad (7)$$

$A(s_t)$ は s_t から接続する次状態の集合である。 $\beta (0 \leq$

$\beta \leq 1)$ は時間割引率で、個人が将来の期待効用をどれだけ割り引いて考えるかを表す。 β が1に近いほど将来効用を重視していることを示し、0に近いほど現在の状況のみを考えた近視眼的な行動を表す。誤差項にガンベル分布を仮定しているため、式(7)は式(8)のようなログサム形式で書きかえることができる。

$$V^d(s_t) = \begin{cases} \mu \log \sum_{s_{t+1} \in A(s_t)} e^{\frac{1}{\mu} (v(s_{t+1} | s_t; \theta) + \beta V^d(s_{t+1}))}, & s_t \neq d \\ 0, & s_t = d \end{cases} \quad (8)$$

吸収状態 d から接続する状態は存在しないため、 $V^d(d) = 0$ とする。 $V^d(d) = 0$ から式(8)を繰り返し用いることで、後ろ向き帰納法により任意の時点 t における状態 s_t について、 $V^d(s_t)$ を求めることができる。

以上より、状態 s_t から s_{t+1} への遷移確率 $p_{1hour}(s_{t+1} | s_t)$ は式(9)のように定式化される。

$$p_{1hour}(s_{t+1} | s_t) = \frac{e^{\frac{1}{\mu} (v(s_{t+1} | s_t; \theta) + \beta V^d(s_{t+1}))}}{\sum_{s'_{t+1} \in A(s_t)} e^{\frac{1}{\mu} (v(s'_{t+1} | s_t; \theta) + \beta V^d(s'_{t+1}))}} \quad (9)$$

データによるパラメータ推定は最尤法により行う。選択確率を用いて各経路の尤度を計算し、式(10)の尤度を最大化するパラメータ θ, β を推定する。

$\delta_{s_t}^{s_{t+1}}$ は、観測経路データにおいて、状態 s_t から s_{t+1} へ実際に遷移していれば1、それ以外は0となる二値変数である。

$$L(\theta, \beta) = \prod_{n=1}^N \prod_{t=1}^T P_{k,n}(s_{t+1} | s_t)^{\delta_{s_t}^{s_{t+1}}} \quad (10)$$

以上に述べたモデルは、1日の活動場所を1時間ごとに選択するモデル（日活動経路選択モデルと呼ぶ）であるが、ゾーンベースの交通シミュレーションのタイムステップは数分単位（松山でのケーススタディは1タイムステップ1.5分と設定）である。そのため、1時間ごとの移動についてODを抽出し、Oを初期時刻、Dを終端時刻としてタイムステップを細分化した時空間ネットワークを再度構築し、時空間ネットワーク上の経路配分を行う（1時間経路選択モデルと呼ぶ）。したがって、ある時刻 τ にゾーン i にいる個人が、次タイムステップ（1.5分後）にゾーン j に移動する確率 $p_{1.5min}(\sigma_{\tau+1} | \sigma_\tau)$ は、式(11)のように表される。

$$p_{1.5min}(\sigma_{\tau+1} | \sigma_\tau) = \sum_{s_t, s_{t+1} (t \leq \tau \leq t+1)} \frac{e^{\frac{1}{\mu} (v(\sigma_{\tau+1} | \sigma_\tau; \alpha) + \beta V^d(\sigma_{\tau+1}))}}{\sum_{s'_{\tau+1} \in A(\sigma_\tau)} e^{\frac{1}{\mu} (v(\sigma'_{\tau+1} | \sigma_\tau; \alpha) + \beta V^d(\sigma'_{\tau+1}))}} \cdot p_{1hour}(s_{t+1} | s_t) \quad (11)$$

1時間ごとの移動のODが s_t, s_{t+1} である確率と、そのときにある時刻 $\tau (t \leq \tau \leq t+1)$ にゾーン i からゾーン j へ移動する確率の積を、全 s_t, s_{t+1} について足

し合わせたものである。

日活動経路選択モデルと1時間経路選択モデルでは、それぞれ異なる行動パラメータにより行動を記述する。それぞれ θ, γ で表す。

(2)松山を対象地とした分析

アクティビティモデルのパラメータ推計

・日活動経路選択モデル

1日の活動場所を1時間ごとに選択するアクティビティモデルについて、状態 $s_t = (i, t)$ から $s_{t+1} = (j, t+1)$ へ遷移する際の効用関数の確定項 $v(s_{t+1} | s_t; \theta)$ は式(12)のように設定した。ここで1タイムステップは1時間である。

$$v(s_{t+1} | s_t; \theta) = \theta_{\text{dist}} d_{ij} + \theta_{\text{home,night}} \delta_{\text{home,night}} + \theta_{\text{home,morning}} \delta_{\text{home,morning}} + \theta_{\text{stay}} \delta_{\text{stay}} \quad (12)$$

ここで d_{ij} はゾーン*i*とゾーン*j*の距離[km]、 $\delta_{\text{home,night}}$ は*t*が20:00から23:00のときに自宅のあるゾーンに接続する時空間リンクについて1となる二値変数、 $\delta_{\text{home,morning}}$ は*t*が7:00から8:00のときに自宅のあるゾーンにとどまる時空間リンクについて1となる二値変数、 δ_{stay} は現在いるゾーンにとどまる時空間リンクについて1となる二値変数である。

愛媛県松山市において2020年に行われたプローブパーソン調査から1月20日から22日のデータを用いてモデルパラメータを推定した。調査対象者は79名で、プローブパーソン調査において移動履歴の記録されていない時間帯は、最後の移動の目的地において滞在しているとした。推定結果より、 $\theta_{\text{dist}} = 0.026$, $\theta_{\text{home,night}} = 2.255$, $\theta_{\text{home,morning}} = -1.447$, $\theta_{\text{stay}} = 4.227$ のいずれも5%有意なパラメータ値が得られた。 θ_{dist} は正で推定され、距離が遠い場所を選好する直感と異なる結果が得られた。CBDを表す説明変数やゾーン固有の定数を推定することにより、目的地選択の精度をより高める必要がある。 $\theta_{\text{home,night}}$ は正で推定され、夜間の時間帯に帰宅して自宅で過ごす傾向が推定された。 $\theta_{\text{home,morning}}$ は、負で推定され、7:00から8:00には自宅のゾーンを離れる選好が推定された。これは通勤・通学行動と考えられる。最後に、 θ_{stay} は正で推定され、移動先の目的地で滞在する選好を表している。なお、時間割引率 β は0.9に固定して推定した。

・1時間経路選択モデル

1時間ごとの移動について、その経路を1.5分ごとに選択する経路選択モデルの効用関数の確定項 $v(\sigma_{\tau+1} | \sigma_{\tau}; \gamma)$ は式(13)のように設定した。ここで1タイムステップは1.5分である。

$$v(\sigma_{\tau+1} | \sigma_{\tau}; \gamma) = \gamma_{\text{dist}} d_{ij} + \gamma_{\text{stay,origin}} \delta_{\text{stay,origin}} + \gamma_{\text{stay}} \delta_{\text{stay}} \quad (13)$$

ここで d_{ij} はゾーン*i*とゾーン*j*の距離[km]、 $\delta_{\text{stay,origin}}$ は出発地のゾーンにとどまる時空間リンクについて1となる二値変数、 δ_{stay} は現在いるゾーンにとどまる時空間リンクについて1となる二値変数である。

日活動経路選択モデルと同じく愛媛県松山市において2020年に行われたプローブパーソン調査から1月20日から22日のデータを用いてモデルパラメータを推定した。推定結果より、 $\gamma_{\text{dist}} = -0.436$, $\gamma_{\text{stay,origin}} = 1.631$, $\gamma_{\text{stay}} = 2.741$ のいずれも5%有意なパラメータ値が得られた。それぞれ、移動距離への抵抗、出発地のゾーンにとどまる選好、移動先のゾーンでとどまる選好を表しており、直感に合う符号が得られた。なお、時間割引率 β は0.9に固定して推定した。

・各ゾーンの Macroscopic Fundamental Diagram (MFD) のパラメータの決定

式(3)、式(6)における各ゾーンのMFDの関数形は式(14)のように二次関数で近似する。

$$q_i^o(t) = \alpha_1 n_i(t)^2 + \alpha_2 n_i(t) \quad (14)$$

図-3.12のような山型のMFDを、原点を通る放物線で近似している。 α_1, α_2 の値は、トラフィックカウンターによる実測データや、マイクロ交通シミュレーションを対象地域で実行した結果から推定することができる。ここでは、既往の研究により得られている式(15)の回帰式を用いる。

$$\alpha_1 = (-1.28 * 10^{-4}) * (\alpha_2)^2$$

$$\alpha_2 = \frac{1}{(1.00 * 10^{-4}) * dens + (4.98 * 10^{-5}) * pop} \quad (15)$$

$dens$ はゾーン内のリンクの総延長[km]であり、Open Street Mapより取得した。 pop はゾーン内人口で令和二年国勢調査より取得した。ここでは、ゾーン内の集計的な交通状態の特性を特徴づける変数を、ゾーン内の道路密度や人口(都市化の代理変数)によって表現している。

・松山市における現況再現結果

以上の設定のもとで、図-3.15に示す松山市の7km四方のエリアについてメゾスケールシミュレーションを実行した。松山市の約7km四方の地域を一辺500mのグリッドに分割し、各グリッド間の交通流動を考える。

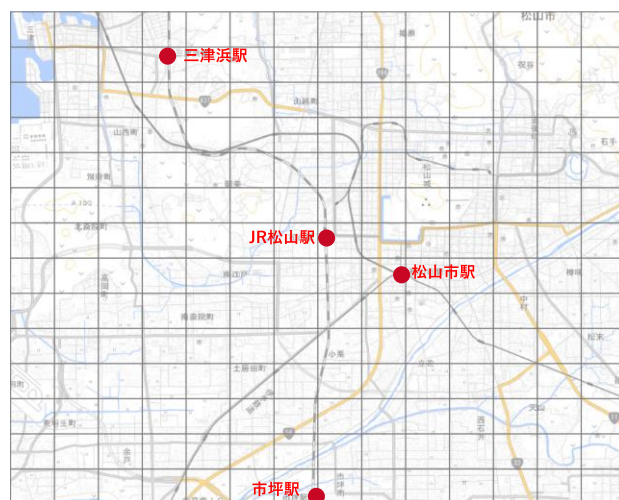


図-3.15 メゾシミュレーション対象地域

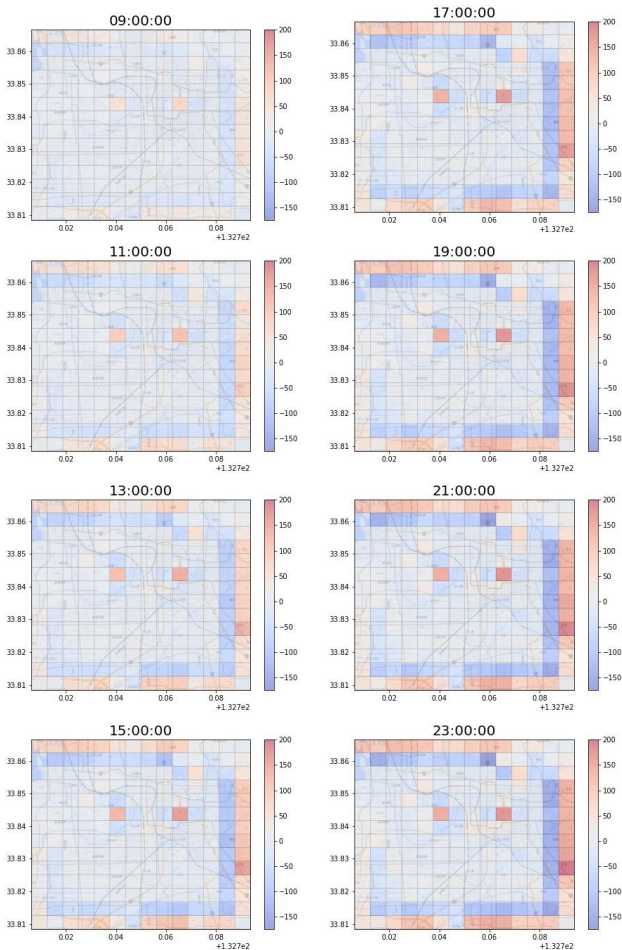


図-3.16 各時刻の人口の7:00時点の人口との差

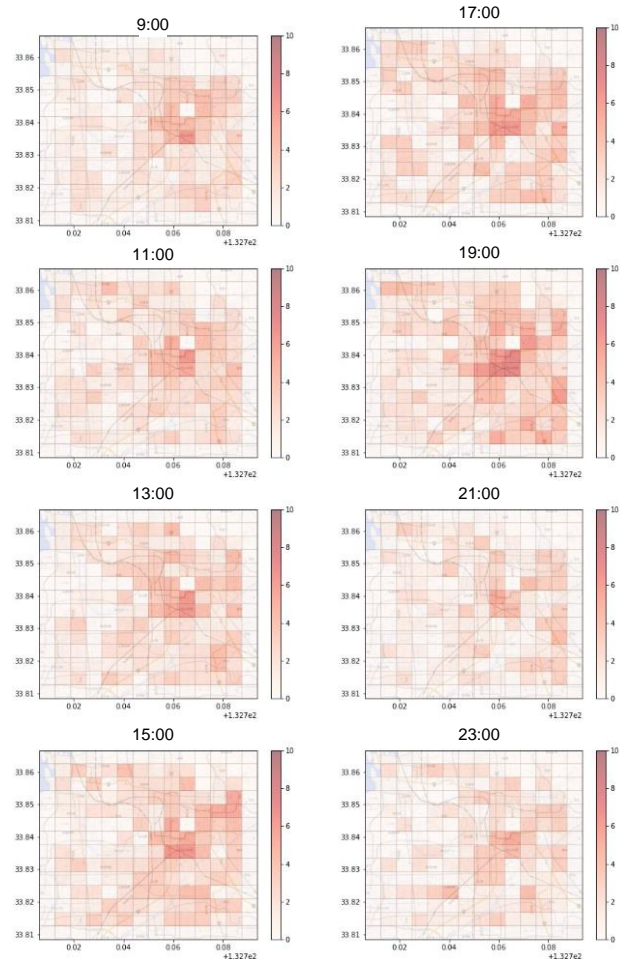


図-3.17 各時刻の待ちの発生

図-3.16 は各時刻の人口の 7:00 時点の人口との差を色の濃淡で示した図である。対象地域の端のゾーンで時間経過とともに人口が増加しているのは、境界で対象地域以外に流出する人口が累積しているためである。その他のゾーンで、時間経過とともに人口が増加している地域として、松山城周辺の人口集中地域と、JR 松山駅北西の地域が挙げられる。前者は、アクティビティモデルにおいて、人口集中地域の近くの地域を目的地として滞在する効用が大きいことから、時間とともに人口が増加すると考えられる。後者は、当該ゾーンの南、北、東の人口が減少していることを考えると、当該ゾーンの西の境界リンクの容量が小さいためであると考えられる。このような現象を回避するためには、1 時間経路選択モデルの精度を更に高める必要がある。

図-3.17 は各時刻の各ゾーンにおいて、移動できずに待ちが発生した人数である。結果を見ると、最大で 90 秒あたり 10 台の待ち車両数が発生することがわかる。特に、午前 9:00、午後 5:00、午後 7:00 の通勤・通学時間帯では、松山市駅周辺の中心市街地で渋滞が発生していることがわかる。21 時以降になり退勤ラッシュが過ぎると、需要の減少により待ち車両数は減少し、渋滞の発生が抑えられることがわかる。

以上のように、都市圏レベルでの人口の流動と混雑の発生を分析できる点にメゾシミュレーションの強みがある。今後は、アクティビティモデルの更なる精緻化と、パーソントリップ調査等の集計 OD 交通量の配分モデルへと発展させる必要がある。

3.4 ミクروسケール行動モデル

数値シミュレーションを用いると、モデルの設定に基づき設計案に対する評価指標を計算することができるが、多数回のシミュレーション実行により設計案の最適化を行うことで、性質の良い設計を自動的に探索することができると考えられる。特に、交通拠点空間の設計で扱うような建物スケール、小地域スケールの現象を扱う場合には、リンク単位、エージェント単位での分析が可能なミクروسケールの行動モデルを扱うシミュレータが用いられる。ただ、交通拠点空間の設計に必要な、歩行者の 2 次元的な動きを扱う行動モデルは限定的であり、実数地において推定を行なった研究は見当たらない。本研究では、複数の種類のセンサーを組み合わせることでハミルトン=ヤコビの 2 次元歩行者流の推定を行う。

また、そのような高解像度のシミュレータである程度広い対象敷地を扱うことは一般に計算コストが

高い。計算コストの高いシミュレーションにより設計の最適化を行うための方法として、計算コストの低いサロゲートモデルを用いてシミュレーションを代替する方法がある。サロゲートモデルでは、シミュレーションの入力と出力の非線形関係を機械学習モデルにより学習することが一般的であるが、拠点空間設計の場合には、信号現示やネットワーク構造など、それ自体が構造を持つ説明変数を持つため、機械学習モデルの直接の適用が難しい。本研究では、既存の交通流理論等の知見を援用することで、シミュレーションの情報を圧縮することを試みる。

(1)モデル概要

分析では、第2章にて説明した Bluetooth+カメラ調査の調査結果を用いた。

歩行者流モデル

ハミルトン=ヤコビ方程式を用いた歩行者流のモデル化について概要を述べた上で、データを用いた推定方法について示す。

ハミルトン=ヤコビ方程式を用いた歩行者流モデルでは、目的地クラス d に属する歩行者の速度ベクトル v は、ポテンシャル関数 $\omega_d(t, x)$ を用いて表すことができる (式1)。

$$v = -U(\rho) \frac{\nabla \omega_d}{\|\omega_d\|} \quad (1)$$

ここで、 $U(\rho)$ は歩行速度であり、密度 $\rho = \sum \rho_d$ の関数である。ここでは、ポテンシャル関数 ω_d を、グローバルポテンシャル関数 ϕ_d と局所ポテンシャル関数 φ_d に分解して考える (式2)。

$$\omega_d = \phi_d + \varphi_d \quad (2)$$

時刻 t 、位置 x におけるグローバルポテンシャル関数 ϕ_d は、移動コスト L と最終時刻でのコスト θ_d により表される (式3)。

$$\phi_d(t, x) = \min_v \mathbb{E} \left[\int_t^T L(s, x, v) ds + \theta_d(T, x(T)) \right] \quad (3)$$

これは、式4に示すハミルトン=ヤコビ方程式に変形できる。

$$\frac{\partial \phi_d}{\partial t} + H(t, x, \nabla \phi_d, \Delta \phi_d) = 0 \quad (4)$$

ただし、ハミルトニアン $H = \min_v [L(s, x, v) + \nabla \phi_d \cdot v + \varepsilon \Delta \phi_d]$ である。

局所ポテンシャル関数 φ_d は他の目的地クラスに属する歩行者との相互作用を記述するものである。局所ポテンシャル関数 φ_d は、他目的地クラスの歩行者との交錯による混雑による項 φ_d^{crowd} と到着遅れによる項 φ_d^{delay} に分解できる (式5)。

$$\varphi_d = \varphi_d^{crowd} + \alpha_d \varphi_d^{delay} \quad (5)$$

まず、混雑による項 φ_d^{crowd} は、各目的地クラスの歩行者の密度の線型結合で表されるとする (式6)。

$$\varphi_d^{crowd} = \sum_{\delta} \beta_{\delta, d} \rho_{\delta} \quad (6)$$

また、有効密度 $\tilde{\rho}$ を式7のように仮定すると、到着遅れによる項 φ_d^{delay} は式8のように計算することができる。

$$\tilde{\rho} = \sum_{\delta} \eta_{\delta} \rho_{\delta} \quad (7)$$

$$\nabla \varphi_d^{delay} = - \sum_{\delta} \eta_{\delta} \frac{1}{U(\tilde{\rho})^2} \frac{\partial U(\tilde{\rho})}{\partial \tilde{\rho}} \nabla \rho_d \quad (8)$$

式5, 6, 8を合わせることで、式9を得る。

$$\nabla \varphi_d = \sum_{\delta} \left(\beta_{\delta, d} - \alpha_d \eta_{\delta} \frac{1}{U(\tilde{\rho})^2} \frac{\partial U(\tilde{\rho})}{\partial \tilde{\rho}} \right) \nabla \rho_d \quad (9)$$

以上の導出から、推定すべきパラメータは、 $U(\rho), \alpha_d, \beta_{\delta, d}, \eta_{\delta}$ となる。

推定に用いるデータはカメラデータと Bluetooth データである。推定には、カメラデータにより歩行者の位置及び速度を推定し、Bluetooth データにより空間的な歩行者密度の分布を推定する。画像認識により得られる歩行者位置及び速度は、画像平面上の座標であることから、ワールド座標系へ変換することにより2次元的な歩行者の情報を得る。

Bluetooth データは、Bluetooth 端末からの電波強度のデータであることから、電波強度と計測機器からの距離の対応関係をカメラ画像と合わせることで推定し、計測機器を中心とする円環上での歩行者の分布を推定する。Bluetooth センサーは平面的に配置されていることから、複数の計測機器を中心とする歩行者分布確率の重ね合わせにより、対象地域全体の歩行者分布の推定が可能であると考えられる。推定方法の概要を図-3.18に示す。JR 松山駅歩行者流動調査におけるデータ前処理の一例を図-3.19に示す。歩行者の検出には検出精度の高さから You Look Only Once (YOLO)を用いている。

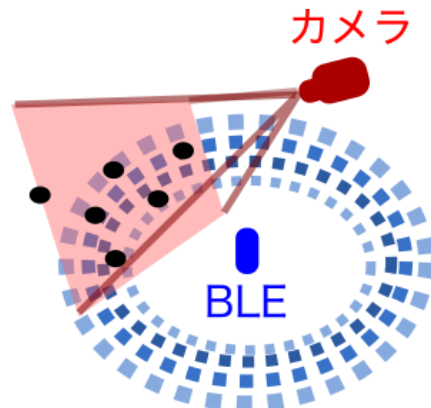


図-3.18 カメラとBluetoothによる歩行者流動の推定

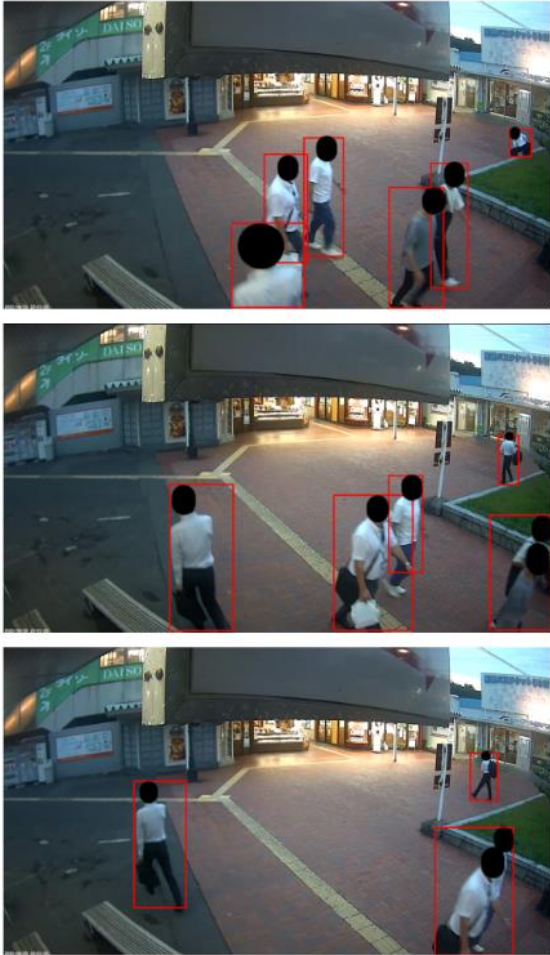


図-3.19 カメラ画像を用いた歩行者検出結果



図-3.20 JR松山駅近傍ネットワーク図

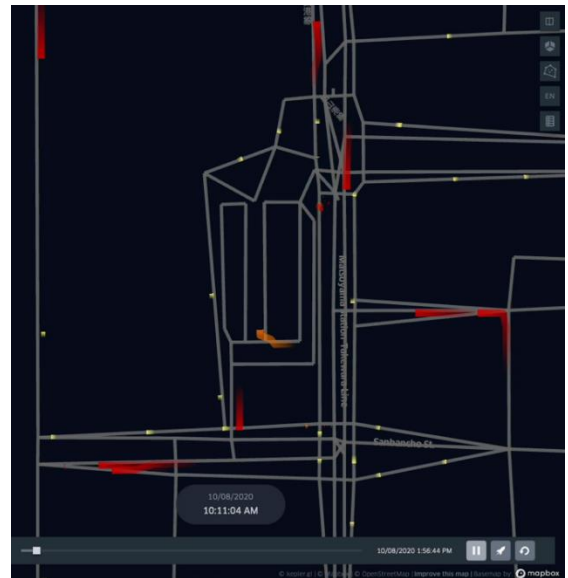


図-3.21 シミュレーション結果の可視化の一例
(黄：歩行者，赤：乗用車，オレンジ：バス)

ミクロシミュレーションモデル

・現状の課題

本研究で扱うミクロシミュレーションモデルは、歩行者及び車両（公共交通を含む）をエージェントとし、各エージェントの位置及び速度を逐次的に更新するものである。歩行者については力学モデルを、車両についてはGMモデルを用いて加速度の計算を行っている。JR松山駅近傍での道路ネットワーク及び、計算出力結果の一例を図-3.20、図-3.21に示す。しかしながら、本シミュレータは一度の実行に数十分から数時間の時間を要する。本研究では、JR松山駅の交通拠点空間における最適化設計を目的としており、信号現示やバスタ配置、レーン接続関係等の多数のパラメータについて網羅的にシミュレーションを実行することは困難である。

・サロゲートモデルのための車列情報縮約

シミュレーションの軽量な近似であるサロゲートモデルは、シミュレーションにおける多数の特徴量を少数に圧縮することによって成り立っていると考えられる。ここでは、車列の量子化表現に基づいた交通状態の縮約の方法を述べる。

ここでは、車両数 N の車列について考える。車列の先頭の車両から、その速度を $v_i (i \in \{0, 1, \dots, N-1\})$ とし、 N 次元のベクトル $(v_0, v_1, \dots, v_{N-1})^T$ を車列状態とする。また、先頭車を除く $N-1$ 台の車両は線形の追従理論に従うとする(式1)。これは、前方車両との速度差という刺激に対して感度関数が一定のモデルである。

$$\dot{v}_i(t) = \lambda[v_{i-1}(t - \Delta t) - v_i(t - \Delta t)] \quad (1)$$

ただし、 $i \in \{1, \dots, N-1\}$ であり、 λ は車両追従式のパラメータ、 Δt は反応の遅れ時間を表す。本研究では、 $\Delta t = 1$ とする。

車列の量子化表現を得るため、 N が十分大きいとして境界条件を考える。車両速度先頭車両の走行速度と、その後方を走る車両の速度との関係をラプラス変換を用いて制御論的に捉え、先頭車両速度から、 i 番目の車両の速度への伝達関数 $G_i(s)$ を求めることができる(式2)。

$$G_i(s) = [G(s)]^i = \left[\frac{\lambda e^{-s}}{s + \lambda e^{-s}} \right]^i \quad (2)$$

このとき、先頭車両の速度を $v_0(t) = 0(t \leq 0)$ 、 $v_0(t) = v_0(t > 0)$ と仮定すると、伝達関数を用いて後続車の速度を求めることができる(式3)。

$$V_0(s) - V_1(s) = \frac{v_0}{s + \lambda e^{-s}} \quad (3)$$

特性根を用いて展開した上で、虚軸に最も近い特性根を用いると、後続車の速度を近似することができる。

$$v_0(t) - v_1(t) = v_0 \left(-\frac{1}{1 + s_1} \right) e^{s_1 t} \quad (4)$$

車両1の速度が一定の値に収束するとき、特性根 s_i の実部は0より小さいことから、式(5)の右辺は時間に対して指数関数的に減少する。すなわち、先頭車が一定速度で走っている場合には、 $v_0(t) - v_1(t) \cong 0$ となる。また、追従車両全体の応答が安定であるとき、先頭車の速度変化は減衰して後続車に伝えられる。すなわち、車両数 N が十分大きい場合には、最後尾から2番目の車両の速度変化は先頭車両の速度変化よりも十分緩やかであり、時間に対してほとんど変化しないと考えることができる。車列の先頭での議論と同様にして、最後尾車両の速度は最後尾から2番目の車両とほとんど等しいと考えることができる。

以上から、先頭車両が短い時間の間加減速を行った後、一定速度で走行する様な状況における境界条件が求められた(式5)。

$$\frac{\partial v_n(t)}{\partial n} \Big|_{n=0, N} = 0 \quad (5)$$

この境界条件を満たす車列状態 $v = (v_0, v_1, \dots, v_{N-1})^T$ の基底として、式6のような成分を持つベクトル $u_m = (u_{m0}, \dots, u_{m(N-1)})^T$ 、 $m = 0, \dots, N-1$ を考えることができる。

$$u_{mn} = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}}, & m = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} \cos\left(\frac{m(n + \frac{1}{2})\pi}{N}\right), & m \neq 0 \end{cases} \quad (6)$$

このとき、基底変換を行った後の車列状態 s は、行列 $U = (u_{mn})_{mn} \in R^{N \times N}$ を用いて表される(式7)。

$$\begin{aligned} s &= Uv \\ v &= U^T s \end{aligned} \quad (7)$$

式7の射影は、離散コサイン変換と等しい。離散コサイン変換は、画像や音声の圧縮技術としてJPEG等で用いられている。以降変換後の車列状態 s をスペクトルと称することとする。

次に、車両追従理論に基づきスペクトル s の時間変化を分析する。ここでは、簡単のため、先頭車速度を $v_0(t) = 0(t \leq 0)$ 、 $v_0(t) = v_0(t > 0)$ とし、時刻 $t \leq 0$ では、全車両が停止しているものとする。式7を用いると、車両 i の速度 $v_i(t)$ は時刻 t に対応するスペクトル $s(t)$ を用いて表される(式8)。

$$v_i(t) = U^T s(t) = \sum_{m=0}^{N-1} U_{mi} s_m(t) \quad (8)$$

これを式1へ代入すると、スペクトル $s(t)$ のみの時間発展式を得ることができる(式9)。

$$s(t) = A s(t-1) \quad (9)$$

ただし、行列 A の体格成分は $A_{mm} = -\lambda \left(1 - \cos\left(\frac{m}{N}\pi\right) \right)$ であり、その他の成分は車列長が長くなるとともに小さくなる。車列長が十分に長く、行列 A が対角行列と見做せる場合には、前方からスペクトルの第 m 成分を求めることができる(式10)。

$$s_m(t) = s_m(0) \left(-\frac{1}{1 + \omega_1} \right) e^{\omega_1 t} \quad (10)$$

式10より、 $\lambda < \frac{\pi}{4}$ の場合には、第0成分以外は指数関数的に減衰してしまうため、適当な次元で打ち切ることがわかる。信号つき単路での数値実験の結果を図-3.22に示す。また、この特徴量は意味の解釈が容易であり、特にスペクトルの第0成分は車列の平均速度を表す。Fundamental Diagramは定常状態における平均速度を扱うが、次元数を増やすことで、扱う現象の複雑さを自由に変化させることができると考えられる。スペクトル成分と実空間上での車両速度分布を図-3.23に示す。

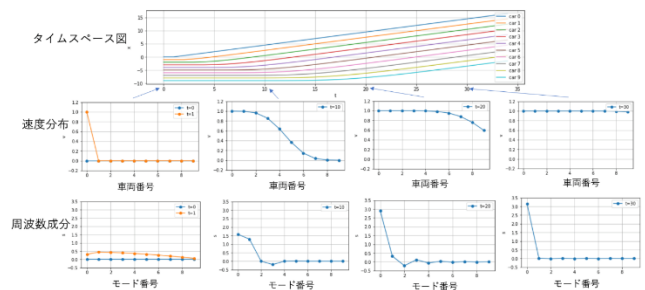


図-3.22 単路上でのタイムスペース図とスペクトル成分の対応

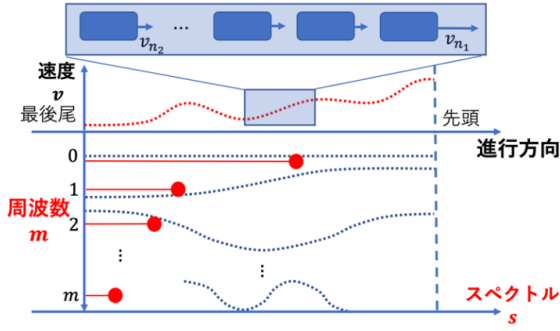


図-3.23 車両速度の空間分布とスペクトルの関係

現状では、車両速度分布の情報圧縮の検討は、線形の車両追従モデルのみを対象としており、また、分岐・合流を含むネットワーク上での挙動は明らかでない。しかしながら、適切な次元での情報の打ち切りにより、車両状態を固定長のベクトルで扱えることから、機械学習モデルの入力としては、扱いやすいものと言える。ここで検討したスペクトルによる車両状態の表現により、ネットワーク上で逐次的に車両状態を更新していく機械学習モデルを構築することができれば、交通拠点空間における交通シミュレーションを高速化できると考えられる。

・ネットワーク縮約によるサロゲートモデル

ミクروسケールの交通シミュレータでは、シミュレーション内の各時刻において、エージェント数に比例する数の潜在変数が発生する。シミュレータの持つ変数を削減するための方法として、リンク単位でエージェントの状態を集計し、その巨視的な特徴量の動学を記述することでミクロな特徴量の扱いを避けるという方法が考えられる。しかし、リンク単位の特徴量といえども、その数は数千から数十万であり、計算量が十分少ないとは言えない。交通拠点空間を設計する上では、設計対象の交通施設は局所的であり、全てのリンクが設計対象箇所に対して、同程度の情報を持つわけではない。対象箇所に対する影響の小さなリンクについては、複数のリンクをまとめることにより、少数の特徴量から対象箇所がネットワーク全体へ与える影響を、精度を落とさずに推定することができると考えられる。ここでは、変数間のスパースな構造を推定することのできる、グラフィカルラッソのアルゴリズムを用いて、シミュレーションにおけるリンク特徴量の分散共分散関係を推定し、リンクのクラス分けを行う。しかし、リンクのまとめ方はリンク数に対して指数関数的に増大することから、全探索により最適解を求めることができない。本研究では、相互情報量の持つ劣モジュラ性を利用して、効率的にネットワークを分割するアルゴリズムを提案する。

・グラフィカルラッソ

グラフィカルラッソは変数 $x \in \mathbb{R}^V$ にスパースなガウシアングラフィカルモデル $N(\mu, \Sigma)$ を仮定し、行列ブロック化により安定的に分散共分散構造を推定で

きるようにしたものである。

データ D に対する多次元正規分布の対数尤度関数は、式 1 で与えられる。

$$\begin{aligned} \log p(\mu, \Theta) &= \frac{|D|}{2} \log \det \Theta \\ &\quad - \frac{1}{2} \sum_{d \in D} (x_d - \mu)^T \Theta (x_d - \mu) \\ &\quad + \text{const} \\ &= \frac{|D|}{2} (\log \det \Theta - \text{st}(S\Theta)) + \text{const} \end{aligned} \quad (1)$$

ただし、 $\Theta = \Sigma^{-1}$ は精度行列、 S は標本分散共分散行列である。

分散共分散行列をスパースとするため、L1 ノルム正則化項を加えた最適化問題とする (式 2)。

$$\Theta^* = \arg \max_{\Theta} (\log \det \Theta - \text{tr}(S\Theta) - \rho \|\Theta\|_1) \quad (2)$$

ここで、 $\|\Theta\|_1 = \sum_{i,j} |\theta_{ij}|$ は Θ の L1 ノルムであり、 ρ は正則化についてのパラメータである。式 2 の対数尤度関数を Θ で偏微分すると、式 3 を得る。

$$\frac{\partial \log p(\mu, \Theta)}{\partial \rho} = \Theta^{*-1} - S - \rho \cdot \Gamma = 0 \quad (3)$$

ただし、 $\Gamma = \text{sign}(\theta_{ij})$ である。

$\Theta^{*-1} = W$ として、各行列を式 4 のように $V-1$ 次元と 1 次元のブロックに分割する。

$$\begin{aligned} \Theta &= \begin{pmatrix} \theta_{11} & \theta_{12} \\ \theta_{21} & \theta_{22} \end{pmatrix}, W = \begin{pmatrix} W_{11} & w_{12} \\ w_{21} & w_{22} \end{pmatrix} \\ S &= \begin{pmatrix} S_{11} & s_{12} \\ s_{21} & s_{22} \end{pmatrix}, \Gamma = \begin{pmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (4)$$

式 3 の右上のブロックについて計算することにより、式 5 を得る。

$$w_{12} - s_{12} - \rho \cdot \gamma_{12} = 0 \quad (5)$$

また、 W の定義より、式 6 を得る。

$$W_{11}\theta_{12} + \theta_{22}w_{12} = 0 \quad (6)$$

見通しを良くするため、新たに変数 $\beta =$

$W_{11}^{-1}w_{12}, b = W_{11}^{-\frac{1}{2}}s_{12}$ を定義し、式 5, 6 を変形すると、式 7, 8 を得る。

$$\begin{aligned} W_{11}\beta - s_{12} - \rho \cdot \gamma_{12} &= 0 \\ = \frac{\partial}{\partial \beta} \left\{ \frac{1}{2} \left(W_{11}^{\frac{1}{2}}\beta - b \right)^2 - \rho \|\beta\|_1 \right\} &= 0 \end{aligned} \quad (7)$$

$$\theta_{12} = -\theta_{22}W_{11}^{-1}w_{12} = -\theta_{22}\beta \quad (8)$$

式 7 は β についての L1 正則化つき回帰問題である。ブロックとして切り出す成分を順に変えて w_{12}, θ_{12} を更新していくことで、分散共分散行列を得ることができる。

・劣モジュラ性に基づくネットワーク縮約

グラフィカルラッソにより求めた分散共分散行列 Σ を用いて、リンクを分割する。ここでは、非設計リンクを N 個のクラスに分割することとし、リンク l の特徴量を $F(l)$ とする。また、リンク全体の集合を L 、設計リンクの集合を L_d 、非設計リンクの集合を L_u 、クラス i に属するリンクの集合を L_i とする。このとき、 $F(L) \sim N(\mu, \Sigma)$ であり、ブロック行列を用いて、

式 9 のように書くこととする。

$$p(F(L)) \sim N\left(\begin{pmatrix} \mu_d \\ \mu_u \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \Sigma_{dd} & \Sigma_{du} \\ \Sigma_{ud} & \Sigma_{uu} \end{pmatrix}\right) \quad (9)$$

設計リンクのエントロピー $H(L_d)$ は式 10 のように定義される。

$$\begin{aligned} H(L_d) &= -\int p(F(L_d)) \log p(F(L_d)) dF(L_d) \\ &= \frac{1}{2} \log\{(2\pi e)^{L_d} \det \Sigma_{dd}\} \end{aligned} \quad (10)$$

また、リンク集合 $L_i \subseteq L_u$ において特徴量を観測した後の、条件付きエントロピーは式 11 のようになる。

$$\begin{aligned} H(L_d|L_i) &= \frac{1}{2} \log\{(2\pi e)^{L_d} \det \Sigma_{d|i}\} \\ \Sigma_{d|i} &= \Sigma_{dd} - \Sigma_{di} \Sigma_{ii}^{-1} \Sigma_{di}^T \end{aligned} \quad (11)$$

式 10, 11 の差すなわち、リンク集合 L_i の観測による L_d の不確かさの減少分をリンク集合 L_d と L_i の交互情報量 $I(L_d, L_i)$ と呼び、式 12 が成り立つことがわかつている。

$$\begin{aligned} I(L_d, L_i) &= H(L_d) - H(L_d|L_i) \\ &= H(L_i) - H(L_i|L_d) \geq 0 \end{aligned} \quad (12)$$

また、交互情報量は劣モジュラ性を持つことから、リンク集合 L_i 及び L_j ($L_i \subseteq L_j$) にリンク l を追加したときの交互情報量は式 13 のようになる。

$$\begin{aligned} I(L_d, L_i \cup \{l\}) - I(L_d, L_i) \\ \geq I(L_d, L_j \cup \{l\}) - I(L_d, L_j) \end{aligned} \quad (13)$$

劣モジュラ関数の最大化問題は NP 困難であることが知られているが、貪欲法を用いることにより、真の最適解に対して $1 - \frac{1}{e}$ 以上の近似的な解を求めることができることが知られている。

本研究では、設計リンク集合に対して N 個のクラスのリンク集合が最大の相互情報量を持つようにリンク集合の分割を行う。相互情報量はリンク集合間の影響度を表すものであると考えられることから、設計リンクの変更がネットワーク全体に及ぼす影響を効率的に表すことができると考えられる。

非設計リンクの分割にあたり、各クラスの特徴量はシミュレーションの時間発展を記述するモデルによって個別に計算されることから、ここでは、各クラスに属するリンクの特徴量は独立であるとする。一方で、クラス内のリンクについては、特徴量がまとめて計算されることからそれぞれの相関を考慮するものとする。すなわち、解くべき最大化問題は式 14 のようになる。

$$\max_{L_1, \dots, L_N} \sum_i I(F(L_d), F(L_i)) \quad (14)$$

この問題を解くための貪欲法のアルゴリズムを示す。

1. 全非設計リンク $l_1, \dots, l_{|L_u|}$ について、設計リンク集合との相互情報量 $I(F(L_d), l)$ を計算する。
2. クラス i を 1 とし、 $i = N$ となるまで以下を繰り返す。

1. 相互情報量 $I(F(L_d), \{L_1, \dots, L_{i-1}\} \cup \{l\})$ が最大となるようなリンク l を選び、 L_i に追加する。

2. i を一つ進める。

3. クラスに属していないリンクがなくなるまで、以下を繰り返す。

1. 各クラス i , 各リンク $l \in \frac{L}{L_d \cup L_1 \cup \dots \cup L_N}$ について、 $\Delta I_{i,l} = I(F(L_d), L_i \cup \{l\}) - I(F(L_d), L_i)$ を計算する。

2. $\Delta I_{i,l}$ が最大のペア (i, l) について、クラス i にリンク l を追加する。

ステップ 3.1 では、前のステップでリンクを追加したクラス i 以外では、 ΔI が変化しないため、クラス i のみについて再計算を行えば良い。このアルゴリズムでは、各ステップにおける式 14 の目的関数の増分が劣モジュラ関数になっている。

・縮約ネットワークを用いたサロゲートモデル

シミュレーションでの計算は、時刻 t までの状態を入力とし、時刻 $t+1$ での状態を出力とする関数とみなすことができる。この関数は複雑な非線形関係を持つが、ネットワークが変わらない限りは変化しないものと考えられる。縮約ネットワークにおける非設計リンクの各クラスの動学は一定のものであり、設計リンクから境界条件を介して影響を受けるものと考えられる。そこで、非設計リンクの定常的な関数を機械学習のモデルにより近似し、設計リンクのみシミュレーションを行なって境界条件を受け渡すというモデル構造が考えられる。サロゲートモデルの構造を図-3.24 に示す。

リンク特徴量としては、旅行速度やトリップ完了、エージェント密度などがあり、シミュレーションの実行結果によりサンプルを得ることができる。時系列の現象を表現できる機械学習のモデルとして、LSTM や GRU, Transformer などがあり、それらを利用することができると考えられる。設計リンクについてはサロゲートモデルにより境界条件を与えた上で、通常シミュレータにより計算を行うが、計算対象となるリンク数は限られるため、計算コストを大幅に削減することが期待できる。

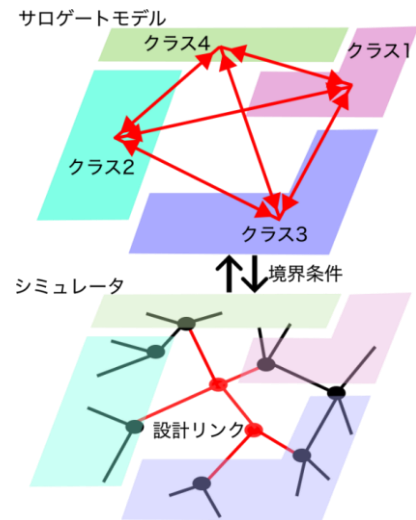


図-3.24 サロゲートモデル構造

サロゲートモデルを適用したマイクロシミュレーションの実施

本研究で扱うマイクロシミュレーションは、歩行者、自動車、公共交通車両等のエージェントが1秒ごとに挙動を逐次更新することにより、交通状態の時間変化を表現するものである。各モードの交通需要を入力とし、各エージェントの時間に沿った軌跡が出力される。ネットワーク上での経路選択は、Discounted Recursive Logit (DRL) モデルに従う(式1, 2)。ただし、 V_a は下流リンク a の価値関数、 $A(k)$ は上流リンク k が接続する下流リンクの集合、 β は時間割引率である。

$$\Pr(a|k) = \frac{\exp(\mu V_a)}{\sum_{a' \in A(k)} \exp(\mu V_{a'})} \quad (1)$$

$$V_a = \mathbb{E} \left[\max_{a \in A(k)} (v(a|k) + \beta V_a + \mu \varepsilon_a) \right] \quad (2)$$

各リンクの価値関数は式2に従い再帰的に計算されるため、経路の列挙が不要であり、比較的大規模なネットワークにも直接適用可能なモデルである。また、時間割引率 β により、将来の効用ほど現在の選択に与える影響が小さいというモデルとなっており、回遊行動を記述する上で直感に反しないものとなっている。

また、ネットワーク上での各エージェントの加速度の定式化は、車両はGMモデル、歩行者は力学モデルであり、それぞれ式3, 4の通りである。ただし、車両の添え字 i は車列の前方から順に振ったものである。 $F_i(t)$ は歩行者が他のエージェントとの相互作用により受ける力である。

$$\begin{aligned} v_i(t) \\ = \alpha \frac{v_i^\gamma(t)}{\{x_{i-1}(t - \Delta t) - x_i(t - \Delta t)\}^\delta} [v_{i-1}(t - \Delta t) - v_i(t - \Delta t)] \end{aligned} \quad (3)$$

$$v_j(t) = F_j(t)/m_j \quad (4)$$

これらは、混雑が激しいほどエージェントの取ることのできる加速度は小さくなるというような、エージェント間の相互作用を表すものである。

加えて、市街地では信号の存在が交通に与える影響が大きい。本シミュレーションでは、車線ごとに通行可否を定める信号を設置し、通行不可の場合にはその車線に速度0の車両がいるものとして信号停止挙動を表現している。

以上のモデル化により、市街地ネットワークにおける、現在と未来の情報非対称性を持った行動を模擬することができると考えられる。シミュレーションの全体像を図-3.25に示す。

(2)松山を対象地とした分析

マイクロシミュレーションモデル推定

本研究で扱うシミュレーションは、経路選択と加速度更新の2つのステップからなるが、経路選択のモデルは地域ごとに異なると考えられる。本研究では、

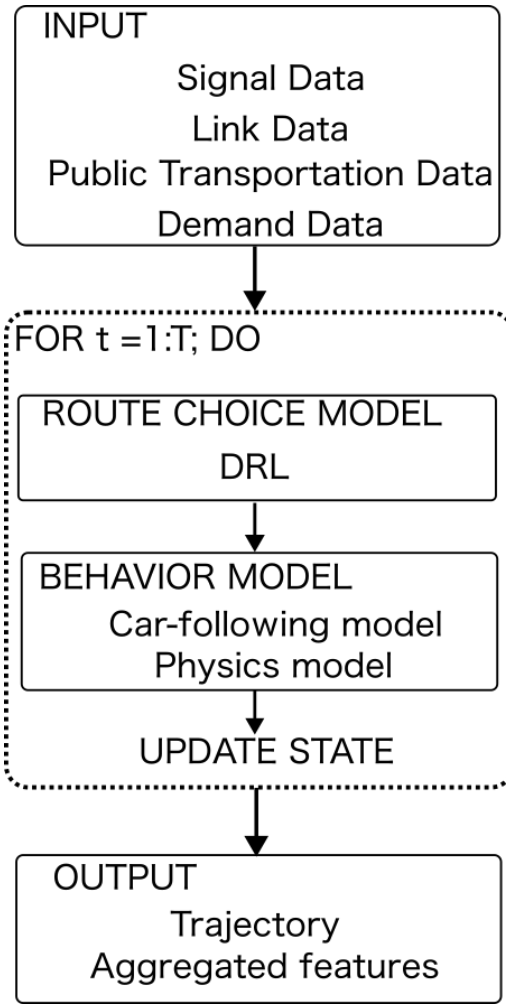


図-3.25 シミュレーションの概要

令和4年度の松山-新宿観光PP調査で得られたGPSデータを用いてDRLモデルのパラメータを推定した。

説明変数における土地利用属性として、令和元年の松山市都市計画基礎調査から商業施設密度、交通施設密度を利用した。また、歩行者と車両の相互影響を考慮するため、お互いの効用を説明変数として取るモデルを採用した(式5, 6)。

$$\begin{aligned} v^{car}(a|k) = & \theta_{length}^{car} x_{length} + \theta_{angle}^{car} x_{angle} \\ & + \theta_{shogyo}^{car} x_{syogyo} \\ & + \theta_{koutsu}^{car} x_{koutsu} \\ & + \theta_{ped}^{car} M_{ped} \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} v^{ped}(a|k) = & \theta_{length}^{ped} x_{length} + \theta_{angle}^{ped} x_{angle} \\ & + \theta_{shogyo}^{ped} x_{syogyo} \\ & + \theta_{koutsu}^{ped} x_{koutsu} \\ & + \theta_{car}^{ped} M_{car} \end{aligned} \quad (6)$$

ただし、

$$\begin{aligned} M_{ped} = & \theta_{length}^{ped} x_{length} + \theta_{angle}^{ped} x_{angle} \\ & + \theta_{shogyo}^{ped} x_{syogyo} \\ & + \theta_{koutsu}^{ped} x_{koutsu} \end{aligned} \quad (7)$$

$$M_{car} = \theta_{length}^{car} x_{length} + \theta_{angle}^{car} x_{angle} + \theta_{shogyo}^{car} x_{syogyo} + \theta_{koutsu}^{car} x_{koutsu} \quad (8)$$

推定結果を表-3.11 に示す。ただし、時間割引率は0.90 で固定として推定した。

各説明変数のt値については、交通施設密度の車両についてのもの以外は5%有意になっている。リンク長とリンク接続角度については、歩行者、車両ともに負のパラメータが推定されており、直感に反しない。一方で、商業施設密度、交通施設密度については、歩行者で正のパラメータが、車両で負のパラメータが推定されている。車両の交通施設密度のパラメータは有意でないため、ここでの検討から除外するが、歩行者が商業施設や駅等の交通施設の多い経路を選択しやすいということは直感に反しない。車両が商業施設の多い経路を選択しづらいということは、商業施設の集まる商店街などの経路は形状が入りくんでいたり道路幅が狭かったりと、車両が通りやすい道ではないことが多いことから自然なことと考えられる。加えて、歩行者-車両の相互影響項についてはともに正の効用が推定されている。両者の間には施設による選好の相違があるものの、基本的には道路形状の良いリンクが選択されやすいと解釈することができる。通常そのようなリンクは、歩道による歩行者と自動車の区分けも明確であることが多い。

ミクロシミュレーションの適用

ネットワーク縮約によるサロゲートモデルの構築のため、JR 松山駅近傍でシミュレーションを行った。シミュレーションに用いたネットワークの概要を図-3.26 に示す。リンク数は4463、ノード数は3211、信号付きノード数は312である。

交通需要、バス路線等のデータを入力し、シミュレーション結果を得た。結果出力の一例を図-3.27 に示す。

この出力結果をリンクごとに集計し、グラフィカルラッソのアルゴリズムにより、リンク間の分散・共分散関係を求めた。なお、計算においては、各リンク特徴量は平均0、分散1となるように正規化し、数値計算によりグラフィカルラッソのアルゴリズムが実行可能な最小の正則化パラメータを求めた。ここでは、正則化パラメータは0.5となっている。設計対象リンクを設定し、各時刻における歩行者と車両のリンクごとの滞在台数についての相互情報量を求めたものを図-3.28 に示す。空間的に近接しているリンクで必ずしも相互情報量が大きくなっているわけではないが、幹線道路のような直線的につながっているリンクで比較的相互情報量が大きくなっていることがわかる。

表-3.11 DRLモデルのパラメータ推定結果

説明変数	歩行者		車両	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
リンク長 [m/100]	-1.157	-356.067	-0.356	-1.569
接続角度 [rad]	-0.506	-209.464	-0.640	-12.370
商業施設密度 [× 1000]	0.289	102.745	-0.131	-3.220
交通施設密度 [× 1000]	0.024	1.974	-0.045	-0.170
相互影響項	0.273	446.261	0.730	22.890
サンプル数	3903		489	
最終尤度	-1477.733		-164.411	
修正済み尤度比	0.703		0.614	
情報量基準	2965.466		338.823	



図-3.26 ネットワーク概要



図-3.27 シミュレーション結果の一例



図-3.28 エージェント滞在数のリンク間相互情報量 (緑が設計対象リンク)

ただ、現状では、リンク数に対してサンプル数が限られていることもあり、全体的に安定した推定結果が得られていない。計算サンプル数を増やすとともに、リンク特徴量としてエージェントの滞在人数

のみではなく、信号滞留長や各エージェントがリンク内で獲得する効用などについてもリンク間の相関関係を調べることで、より明確な推定が得られると考えられる。

3.5 交通-土地利用スケール行動モデル

本研究の交通-土地利用モデル構築に必要な地籍及び土地売買データ、交通行動データの収集を行った。地籍データは登記所備付地図を、土地売買履歴は不動産登記全部事項証明書を元としている。また交通データは2時点の交通行動アンケートを元としている。

また、交通-土地利用モデルへの適用を考慮し、入手したデータは利用しやすい形に加工を行い土地利用データの整備を行った。

(1)交通-土地利用モデルの構築

第2章で整備した交通-土地利用データ等を用いて、土地所有者と来訪者の相互作用を分析する交通-土地利用モデルを構築した。以降で作成したモデル概要及び松山を対象地とした分析を示す。

土地利用は交通に影響し、逆もまた然りである、という都市の原則の重要性は、経験的知見あるいは理論モデルの構築を通じて長らく論じられてきた。ある都市整備事業による歩行者の回遊行動の変化、それに呼応するかのような連鎖的な都市開発とその基礎にある土地取引、といった現象から地区内においても同様の性質、即ち「交通-土地間の相互作用性」が存在する可能性が高い。また近年、ゾーン内の歩行者回遊行動の観測や土地に係る公示情報の取得が容易となり実証の観点からも、ミクروسケールにおける交通-土地相互作用のモデル化は、都市整備事業評価あるいは土地取引を時空間的に調整する新たな都市マネジメントに資すると考える。

本分析の目的は、都市整備事業を契機とする歩行者の回遊行動及び地主の土地売買行動を元にした新たな交通-土地相互解析のモデルフレームワーク提案とその実証にある。以降では、選択肢サンプリングと相互推論を含むモデル計算手法を含む推定方法と結果を述べる。

モデル概要

・交通-土地利用モデル

モデル概念を図-3.29に示した。地主は所有土地売買行動において、買主もしくは売主の行動を相互推論し、歩行者回遊行動量に応じて売却もしくは購入を決定すると仮定する。従って本モデルは歩行者量の見込まれる商業地や観光地を主対象とする。

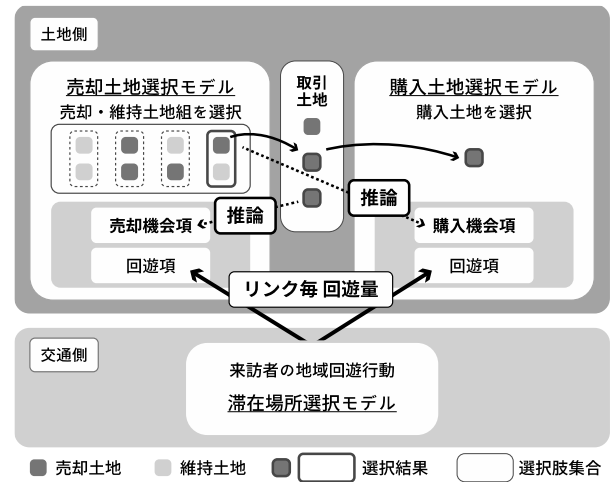


図-3.29 交通-土地利用モデルの概念

・売却土地選択モデル

ある年における売主 s は所有土地の集合 I から土地集合 $\{i\}$ を売却し、土地集合 $\{i\}^-$ を残す。この時売主 s は土地集合 $\{i\}$ を売却する効用（以降、売却機会項と呼称）、土地 $\{i\}^-$ の所有を維持する効用（以降、長期見込み収益項と呼称）の和を最大化する土地の組み合わせ $i = \{\{i\}, \{i\}^-\}$ を選択する。ランダム効用最大化に基づき、効用の誤差項にガンベル分布を仮定すると売主 s が土地集合 $i = \{\{i\}, \{i\}^-\}$ を売る確率はロジット型で表される(式(1))。

$$P_{\{\{i\}, \{i\}^-\}}^s = \frac{e^{V_{\{\{i\}, \{i\}^-\}}}}{\sum_{\{\{i\}, \{i\}^-\} \in I^s} e^{V_{\{\{i\}, \{i\}^-\}}}} \quad (1)$$

効用の確定項は式(2)の通りになる。

$$V_{\{\{i\}, \{i\}^-\}} = \theta^T_{\{i\}^-} X_{\{i\}^-} + \alpha_{\{i\}^-} \sum_{l, i_l \in I^s} N Q_l + \gamma_{\{i\}} \sum_{l, i_l \in I} \delta_l^{buy} (\hat{\theta}_{buy}) \quad (2)$$

\mathbf{X} は説明変数ベクトル、 N は地域内の来訪者の数、 Q_l は来訪者のリンク l の選択確率、第3項は、土地 $i = \{\{i\}, \{i\}^-\}$ が属するリンク l における、後述する購入モデルの推定パラメータ ($\hat{\theta}_{buy}$) によって推論された推定購入量を示す。

売却モデルの対数尤度関数は式(3)(4)となる。尤度最大化によってパラメータを推定する場合、推定された購入量（第3項）を制約条件とする最適化問題を解くためのパラメータを得ることができる。

$$LL(\theta_{sell}) = \sum_s \log P_{\{\{i\}, \{i\}^-\}}^s(\theta_{sell}) \quad (3)$$

$$\begin{aligned} & \max_{\theta_{sell}} LL(\theta_{sell}) \\ & \text{subject to } \sum_{l, i_l \in I} \delta_l^{buy} (\hat{\theta}_{buy}) \end{aligned} \quad (4)$$

・購入土地選択モデル

買主 b はある年に売買された土地の集合 J から土地 j を購入する。この時、買主 b は土地 j を買う機会

量（以降、購入機会項と呼称）と土地 j のポテンシャルの和で表される効用が最大となる j を選択する。ランダム効用最大化に基づき、効用の誤差項にガンベル分布を仮定すると買主 b が土地 j を買う確率はロジット型で表される式(5)。

$$P_j^b = \frac{e^{V_j^b}}{\sum_{j \in J} e^{V_j^b}} \quad (5)$$

効用の確定項は式(6)の通りになる。

$$V_j^b = \theta^T X_j + \alpha_j \sum_{r,j \in J} NQ_l + \gamma_j \sum_{l,i \in I} \delta_l^{sell} (\hat{\theta}_{sell}) \quad (6)$$

第3項は、土地 j が属するリンク l における、後述する購入モデルの推定パラメータによって推論された推定売却量を示す。

購入モデルの対数尤度関数は式(7)(8)となる。尤度最大化によってパラメータを推定する場合、推定された売却量（第3項）を制約条件とする最適化問題を解くためのパラメータを得ることができる。

$$LL(\theta_{buy}) = \sum_b \log P_{j^b}(\theta_{buy}) \quad (7)$$

$$\begin{aligned} & \max_{\theta_{buy}} LL(\theta_{buy}) \\ & \text{subject to } \sum_{l,i \in I} \delta_l^{sell} (\hat{\theta}_{sell}) \end{aligned} \quad (8)$$

・逐次的滞在場所選択モデル

行動主体である来訪者 n に対し、滞在場所を逐次的に選択し最終目的地に達するマルコフ過程を仮定する。この時、逐次的選択に基づく滞在場所ベクトルをツアー σ と定義すると、ツアー選択確率は式(9)で表される。

$$P_n(\sigma_n = [s_1, s_2, \dots, s_T]) = \prod_{\tau=1}^{T-1} P^d(s_{\tau+1}|s_\tau) \quad (9)$$

ここで d は最終目的地、

$P^d(s_{\tau+1}|s_\tau)$ は滞在場所 $s_{\tau+1}$ の条件付き選択確率である。

有向グラフ $(\mathcal{S}, \mathcal{S})$ を考える。 \mathcal{S} , \mathcal{S} はそれぞれエッジ、滞在場所の集合である。来訪者は滞在場所 s_τ にいる時、遷移可能な滞在場所の集合から即時効用と $s_{\tau+1}$ を選択した時以降最終目的地 d まで得られる時間割引率 β によって割引された最大期待効用 $V^d(s_{\tau+1})$ との和を最大化する選択肢 $s_{\tau+1}$ を選択する。 V^d は Bellman 方程式における価値関数として式(10)のように表すことができる。

$$V^d(s_\tau) = \mathbb{E} \left[\max_{s_{\tau+1} \in \mathcal{S}(s_\tau)} \{v(s_{\tau+1}|s_\tau) + \beta V^d(s_{\tau+1}) + \mu_{s_\tau} \varepsilon(s_{\tau+1})\} \right] \quad (10)$$

$v(\cdot)$ 即時効用の確定項であり、未知パラメータ θ によって特徴付けられる。誤差項は $\varepsilon(s_{\tau+1})$, μ_{s_τ} と $\tau+1$ は状態固有のスケールパラメータで常に正である。 β は $0 \leq \beta \leq 1$ を満たす時間割引率である。ここで、

誤差項 $\varepsilon(s_{\tau+1})$ は i.i.d. な一般化極値分布であることを仮定したロジット型とすると、 $s_{\tau+1}$ の選択確率はロジット型で式(11)の通り与えられる。

$$P^d(s_{\tau+1}|s_\tau) = \frac{e^{\frac{1}{\mu} \{v(s_{\tau+1}|s_\tau) + \beta V^d(s_{\tau+1})\}}}{\sum_{s'_{\tau+1} \in \mathcal{S}(s_\tau)} e^{\frac{1}{\mu} \{v(s'_{\tau+1}|s_\tau) + \beta V^d(s'_{\tau+1})\}}} \quad (11)$$

ログサムを用いて式(10)を式(12)のように変形することができ、両辺に指数をとることで式(13)を得る。

$$V^d(s_\tau) = \begin{cases} \mu \ln \sum_{s_{\tau+1} \in \mathcal{S}(s_\tau)} \delta \cdot e^{\frac{1}{\mu} \{v(s_{\tau+1}|s_\tau) + \beta V^d(s_{\tau+1})\}}, & s_\tau \neq d \\ 0, & s_\tau = d \end{cases} \quad (12)$$

$$e^{\frac{1}{\mu} V^d(s_\tau)} = \begin{cases} \sum_{s_{\tau+1} \in \mathcal{S}(s_\tau)} \delta \cdot e^{\frac{1}{\mu} \{v(s_{\tau+1}|s_\tau) + \beta V^d(s_{\tau+1})\}}, & s_\tau \neq d \\ 1, & s_\tau = d \end{cases} \quad (13)$$

ここで式(11)を計算するためには式(10)の Bellman 方程式を解く必要がある。RL モデルに従って、式(14)(15)をそれぞれ要素に持つベクトル \mathbf{z} , 行列 \mathbf{M} を定義する（以降、スケールパラメータは省略する）。

$$\mathbf{z}_{s_\tau} = \begin{cases} \sum_{s_{\tau+1} \in \mathcal{S}(s_\tau)} M_{s_\tau, s_{\tau+1}} (\mathbf{z}_{s_{\tau+1}})^\beta, & s_\tau \neq d \\ 1, & s_\tau = d \end{cases} \quad (14)$$

$$M_{s_\tau, s_{\tau+1}} = \delta(s_{\tau+1}|s_\tau) e^{v(s_{\tau+1}|s_\tau)} \quad (15)$$

式(13)で表された価値関数は次の線形方程式の解として求められる。

$$\mathbf{z} = \mathbf{M} \odot \mathbf{X}(\mathbf{z}) + \mathbf{b} \quad (16)$$

$$\mathbf{X}(\mathbf{z}) = \mathbf{z}^\beta$$

式(16)は大山・羽藤(2017)に従い、不動点に達するまで繰り返し計算を行うことで求解する。

(2)松山を対象地とした分析

・事業概観

2.5 で作成した筆界図に対して道後温泉本館周辺における事業実施年と概要、事業実施位置を図-3.30 に示した。

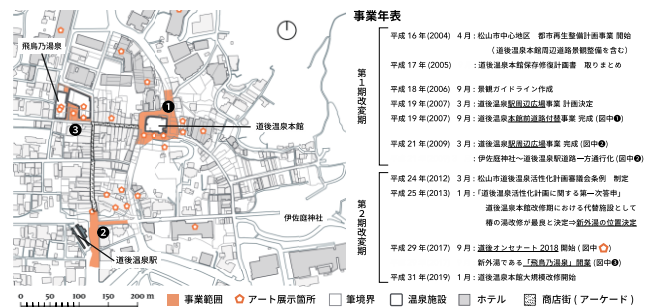


図-3.30 道後温泉周辺における空間改変事業及び主要施設位置

都市再生整備計画事業の枠組みで、交付金基幹事業に道後温泉前道路を対象とした高質空間形成施設整備、提案事業に、道後温泉本館前外を対象とした歩行者等優先空間整備及び道後温泉駅前街区・本館周辺ファサード景観整備が、計画期間平成16(2004)年度から平成20(2008)年度で計画された。計画は予定通り実施され2007年に工事が完了した。

この都市再生整備計画事業と並行して、地元住民を中心とした「道後温泉誇れるまちづくり推進協議会」により景観ガイドラインである「ファサード整備協定」「景観まちづくりガイドライン」が策定され、以降段階的にファサード整備が実施された。また松山市が主体となって、道後温泉駅前から放生園前にかけての市道道後184号線を一方通行化する道路整備事業が、歩行者空間の整備と同時に行われ、2009年3月に完了した。

これらの空間整備と同時期に、道後温泉本館の保存修復工事の必要性が報告され、平成17(2005)年に取りまとめられた本館保存修復計画書を受けて、工事期間中の経済的影響が非常に大きいとしてこれを考慮した答申が平成25年(2013)年1月に松山市道後温泉活性化計画審議会から提出された。当答申により活性化施策のうちに位置付けられた新外湯の建設箇所が明らかになり、2017年9月に「飛鳥乃湯泉」として開業した。2014年に第1回を開催した道後オンセナートの第2回目「道後オンセナート2018」が同時期に道後地域内各地で開催され、屋外・ホテル内で作品展示を実施するなど、ハード・ソフト両方の活性化施策が取られている。なお、道後温泉本館の修復工事は2019年1月から実施され

2024年12月の完了を予定している。

以上の公共事業の実施状況から、2004年4月1日から2009年3月31日までを第1期改変期、2009年4月1日から2013年1月30日までを第1期改変後、2013年1月31日から2017年9月27日までを第2期改変期、2017年9月28日から現在までを第2期改変後とする。2.3.2で述べた回遊行動調査はそれぞれの期における改変後に実施している。この間の道後温泉入浴客数は、第1期改変期は微増したものの改変後は2009年を境に微減した。第2期改変期は2014年に大幅増後も増加傾向にあったが、2017年をピークに以降は大幅に減少している。

・推定

対象地域の図3.30に挙げた事業計画立案直前である2004年1月1日時点から2021年1月1日時点の土地所有状況を対象とし、売却モデルは潜在的に全ての地主が売主であると仮定し、購入モデルは不動産登記事項内の所有権移転事由が「売買」もしくは「買収」と記載されている地主に限定している。

2.5の基礎分析を踏まえ、売買モデルは第1期改変の影響として第1期改変後の2009年1月1日～、第2期改変の影響として第2期改変後の2017年1月1日時点から2021年1月1日時点の土地所有状況を対象に2時点それぞれモデル推定を行う。以

上によるデータ限定と時間区分によって第1期の売却モデル1938件、購入モデル57件、第2期の売却モデル1180件、購入モデル42件のサンプルを得た。

回遊モデルは、2.5(2)でスクリーニングした回遊行動データについて、ホテルを発着したトリップチェーンパターンを形成し、かつ発着地を含んだ滞在場所が4箇所以上となるユーザーに限定したところ2009年調査88件、2017年調査118件を得た。

・選択肢集合のサンプリング

売却モデル

：年ごと地主ごとにサンプリングを行った。所有土地が2箇所以下の地主の割合が第1期は86.1%、第2期は83.4%であることを踏まえ、所有土地の集合に対して売却した筆とそうでない筆それぞれの集合の組み合わせを実際の選択を含めて4選択肢生成した。売買を行っていない地主は、全ての土地を売却しないという選択を取っていることになる。なお所有筆が1つであり、その筆を売買している場合は2つの組み合わせを生成している。重複する組み合わせはサンプリング後に削減した。

購入モデル

：購入件数ごとにサンプリングを行った。例を挙げると、地主Aが2007年に地番1-1,1-2を売買し2008年に2-1,2-2を売買した場合、サンプル数は4となりそれぞれの選択に対して選択肢集合をサンプリングしている。売買年に全ての事由によって所有権移転が起こった土地の中から乱択で1つの土地を実際の選択を含めて4選択肢生成した。

回遊モデル

：3.5(2)で定義した有向グラフについて、第1期改変後(2009年調査)のエッジ数は618、滞在場所数は74、第2期改変後(2017年調査)のエッジ数は310、滞在場所数は44である。実データから得られた調査年ごとの滞在場所遷移確率に基づいて1000回サンプリングし、次時点の滞在場所集合を生成した。

効用関数の定義

売却モデル(式(2))、購入モデル(式(6))、回遊モデル(式(10))の効用関数を表3.12の通り定義した。売却モデル、購入モデルは共通となる土地に関する変数として群内距離、土地面積、間口を採用した。群内距離は集積傾向を示す。間口は2.5で得た地図を用いて計算しており、接道していない土地を0としている。土地面積は2.5で得た不動産登記全部事項証明書の表題部に記載されている面積を使用している。滞在量は各年の回遊モデルの推定結果を配分した結果、推定購入量/売却量は相互作用項である。

回遊モデルは調査年毎に説明変数を設定した。温泉、店舗、名所ダミーは滞在場所の種別を表す。土地取引量はそれぞれ直前の土地取引行動が回遊量に与える影響を示す。本館前、駅前、アート事業、新外湯は各事業の滞在場所選択への影響を説明する。

表-3.12 説明変数

パラメータ名	Attribute	Description
売却土地選択モデル・購入土地選択モデル		
CC dist.	群内距離	売却・購入土地重心から既所有土地に対するウォード法によるクラスタリングから算出されたクラスタ重心までの距離平均 (/10m)
AS	面積	売却・購入土地の不動産登記全部事項証明書の表題部記載面積合計 (正規化済, m ²)
FL	間口	土地重心からリンクに対する垂線と交差する筆境界合計長さ, 垂線が他の筆と交差した場合は接道していないとして 0m (/10m)
Est V vol.	推定滞在量	各年の滞在場所選択モデル推定パラメータを Fosgerau et al., 2013 に従い配分, 結果をリンク毎に集計した値
Est L vol.	推定購入・売却量	購入・売却モデル推定パラメータから計算されるリンク毎購入・売却土地数, 土地相互作用項
逐次的滞在場所選択モデル		
S	温泉ダミー	2.5 で定義した外湯(S)を1とするダミー変数.
R1	店舗ダミー	2.5 で定義した店舗(R1)を1とするダミー変数, 土産物屋や飲食店を含む
R2	名所ダミー	2.5 で定義したし寺社仏閣・史跡・名所(R2)を1とするダミー変数
Est TR vol.	推定土地取引量	滞在場所が属するリンク毎の土地売買量 (各期ごと)
Dist.	距離	滞在場所間の距離 (/100m)
PJ1	本館前事業	図-3.30 で示した事業範囲① 50m バッファ内の滞在場所を1とするダミー変数
PJ2	駅前事業	図-3.30 で示した事業範囲② 50m バッファ内の滞在場所を1とするダミー変数
PJ art	アート事業	オンセナート公式で作品が設置されている滞在場所を1とするダミー変数
PJ3	新外湯事業	図-3.30 で示した事業範囲③ 50m バッファ内の滞在場所を1とするダミー変数

推定アルゴリズム

売却モデルと購入モデルにはそれぞれ売却機会項, 購入機会項という土地相互作用項を導入していることから構造推定を行う。構造推定アルゴリズムは NFXP, NPL, MPEC などが挙げられるが, 計算速度と漸近等価な解を得られる NPL を用いて推定を行う。NPL は入れ子型疑似最尤法とも呼ばれ, 第一段階推定から得た推定値を与件とし第二段階推定を行い, 得た推定値を再び与件として第一段階モ

デルの推定量を計算するという過程を収束するまで繰り返す。3.5 で定式化した売買モデルは, 相互にパラメータ値を更新する構造を持つため本研究では NPL を採用した。

・推定結果

表-3.13 に推定結果を示す。L(0)はパラメータベクトルに 0 ベクトルを代入した初期尤度, LL は NPL アルゴリズム収束後の各サブモデルの最終尤度である。

滞在場所選択モデル

: 時間割引率 $\beta=0.1$ と固定して推定した。地域内においては, リンク毎の選択確率推定値が概ね実測値と一致していることから, 土地-交通相互作用モデルにおける相互作用項としての役割を果たしている。

第 1 期改変後モデルの土地取引量パラメータが正に有意であることから, 来訪者は改変期に土地取引が多い箇所を滞在場所として選択していることが分かる。事業に対する反応の特性を見るために, 本館前事業と駅前事業のパラメータ値を比べると, 両者共にポジティブな値を示している。特に本館前は事業前から滞在場所として選択される可能性があることに留意すると, 駅前周辺施設が明確に滞在場所として選択されていると言えよう。

第 2 期改変後モデルの推定結果から, 来訪者の滞在場所選択範囲が広い傾向があり基礎集計結果とも一致している。またアート展示箇所での滞在が多く起きており, ソフト事業による一定の効果が見られた。この時点飛鳥乃湯泉周辺での滞在を表す新外湯項は説明力が相対的に低い結果を示している。なお, この時点では本館は改修前であることに留意する必要がある。

売買モデル

: 推定したパラメータを用い各リンクごとの滞在量を算出して推定に用い, 改変後の売買行動をそれぞれの時期で同時推定した。いずれのモデルも尤度比 0.6, 0.72, 0.64, 0.70 と説明力を持つ。売却モデルより, 両期に共通して売主は面積が比較的大きく, 間口も広く, 滞在量も存在する土地を集積させないまま維持することが明らかになった。なお, 郡内距離が負で有意であることは, 所有維持土地が 2 つ以下でクラスタ重心を形成できない地主が多く存在することも同時に示唆している。第 2 期改変は間口と滞在量に対する感度は第 1 期改変後よりも相対的に下がっている。一方購入量が少ない街路の土地を売却しており, 必ずしも購入と売却土地の選好がマッチしていない可能性が示唆された。

購入モデルから, 買主は両期に共通して面積が大きく, 既所有土地より離れた位置にある土地を購入していることがわかる。加えて第 1 期改変後は間口の広い有用性の高い土地を購入している。

推定売却量に対する選好は両期共にポジティブで

あるが有意ではなく、傾向は見られなかった。また、推定回遊量も売却モデルとは異なり、滞在量の少な

い箇所での購入を表す負を示しているが同様に傾向は見られなかった。

表-3.13 推定結果

	土地 Parameter	売却 Est.	t-value	購入 Est.	t-value	交通 Parameter	滞在場所 Est.	t-value
第1期改 変後	CC dist.	-5.97	-8.68	-0.83	-3.02	S	1.63	4.47
	AS	12.30	11.74	1.06	2.89	R1	1.41	4.91
	FL	0.87	5.50	0.87	1.77	R2	1.75	6.00
	Est. V vol.	0.29	2.13	-0.15	-0.50	Est TR vol.	0.44	2.50
	Est. L vol.	-3.84	-9.69	0.16	1.22	Dist.	-0.01	-0.08
						PJ1	0.85	2.93
						PJ2	1.30	6.05
		$L(0)$	-		-79.02		$L(0)$	-398.74
			1542.34					
		LL	-619.34		27.81		LL	-313.15
	ρ^2	0.60		0.64		ρ^2	0.19	
第2期改 変後	CC dist.	-8.94	-6.12	-2.18	-1.92	S	1.44	0.99
	AS	48.50	12.23	1.40	2.51	R1	3.38	2.50
	FL	-0.17	-0.73	-	-	R2	2.74	2.48
	Est. V vol.	0.13	0.26	-0.33	-0.17	Est TR vol.	0.11	0.37
	Est. L vol.	-2.67	-2.67	0.19	0.46	Dist.	0.16	1.74
						PJ1	0.26	0.39
						PJ2	-1.07	-0.89
						PJ art	1.80	-2.26
						PJ3	-0.19	-0.15
		$L(0)$	-954.11		-58.22		$L(0)$	-124.27
	LL	-263.50		-16.51		LL	-88.57	
	ρ^2	0.72		0.70		ρ^2	0.20	

・結論

本研究では、土地売買の両面市場的相互作用と歩行者回遊交通量の両者を考慮した地区スケールのミクロ土地-交通モデルの構築を試みた。売主・買主・来訪者の3者各々による効用最大化による選択に基づき、売主-買主間においては推定購入量・推定売却量という土地相互作用項を効用関数に導入することで2者の売買に係る相互推論を地主-来訪者間においては「地主は回遊量を推論し来訪者は土地取引を考慮した再起的な滞在場所を決定する」と仮定することで主体間の相互作用性を表現した。モデルは、回遊行動データ及び売買を同時に観測可能な不動産登記情報を用い構造推定により、推定可能であることを示した。

来訪者の行動は、店舗や名所への滞在を基本とし土地取引とインフラ整備事業が実施された街路から、地域外を含むより広域の回遊と同時にソフト事業が実施された街路へと変化していることが明らかになった。つまり、店舗や名所といった地域にとって所与の用途に対して、土地取引を伴う空間の新陳代謝

は相対的に半減期が短いことを示しており、このことは道後温泉が歴史的に見て新陳代謝を受け入れてきたという既往研究とも一致する結果である。また、売買行動の均衡を仮定した相互推定の結果からは、平均的な売主/買主の選好を仮定すると取引土地が必ずしも一致しないことを確認した。この結果は、各モデルにおける分散不均一性の存在を示唆している。

地区スケールのミクロ土地-交通モデルは、異なる目的関数を持つステークホルダーの相互推論を仮定することで、都市、特に収益を見込む観光地を含んだ商業地におけるマネジメントに対して、回遊行動の活性化を見込んだ都市事業評価を可能にする。一方で、モデルの分散不均一性については課題を残した。分散不均一性の検出と企業・公共・個人と外生的に地主属性を与えるもしくは潜在クラスなど内生的に選好の異質性を仮定するモデル構造による推定手法の開発を要すると考える。また、今回は売主買主各々の主体均衡を仮定し、価格変数を介さない取引行動の記述により売買から成る土地市場を仮定

したため均衡価格の推論可能性を有している。推論にあたってはより厳密な定義を要することから今後の検討課題とする。

3.6 参考文献

3.2の参考文献

- 1) 塚井誠人, 奥村誠: 代替性・補完性を考慮した業務交通と通信パターンの重力モデル, 都市計画論文集, Vol.34, pp.85–90, 1999. [Tsukai, M. and Okumura, M.: Gravity Models of Business Trips and Telephone Calls Considering Substitutability and Complementarity, Journal of the City Planning Institute of Japan, Vol.34, pp.85–90, 1999.]
- 2) 塚井誠人, 奥村誠: 情報伝達の複雑性を考慮した通信と交通の情報交流量分担モデル, 土木学会論文集, No.667, pp.113–121, 2001. [Tsukai, M. and Okumura, M.: Media Split Model Considering Communication Complexity, Transactions of the Japan Society of Civil Engineers, No.667, pp.113–121, 2001.]
- 3) 奥村誠, 山口裕通, 大窪和明: 全国幹線旅客純流動調査の鉄道サンプル拡大方法に関する研究, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.67, No.5, pp.67 I 911–67 I 918, 2011. [Okumura, M., Yamaguchi, H. and Okubo, K.: Aggregation Factor Setting For Railway Samples In The National Intercity Travel Survey, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. D3 (Infrastructure Planning and Management), Vol.67, No.5, pp.67 I 911–67 I 918, 2011.]
- 4) 山口裕通, 奥村誠, Tirtom Huseyin: 都市間交通需要の LOS 弾力性に関する研究, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.69, No.5, pp.I 629–I 638, 2013. [Yamaguchi, H., Okumura, M. and Tirtom, H.: A Study of LOS Elasticity of Intercity Travel Demand, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. D3 (Infrastructure Planning and Management), Vol.69, No.5, pp.I 629–I 638, 2013.]
- 5) Ginsberg, J., Mohebbi, M. H., Patel, R. S., Brammer, L., Smolinski, M. S., and Brilliant, L.: Detecting influenza epidemics using search engine query data, Nature, Vol.457, No.7232, pp.1012–1014, 2009.
- 6) Sakaki, T., Okazaki, M., and Matsuo, Y.: Earthquake shakes twitter users: real-time event detection by social sensors, Proceedings of the 19th international conference on World wide web, pp. 851–860, 2010.
- 7) Kleinberg, J.: Bursty and hierarchical structure in streams, Data mining and knowledge discovery, Vol.7, No.4, pp.373–397, 2003.
- 8) Fung, G. P. C., Yu, J. X., Yu, P. S., and Lu, H.: Parameter free bursty events detection in text streams, Proceedings of the 31st international conference on Very large data bases, pp. 181–192, Citeseer, 2005.
- 9) Aggarwal, C. C. and Subbian, K.: Event detection in social streams, Proceedings of the 2012 SIAM international conference on data mining, pp. 624–635, SIAM, 2012.
- 10) Schulz, A., Ristoski, P., and Paulheim, H.: I see a car crash: Real-time detection of small scale incidents in microblogs, Extended semantic web conference, pp. 22–33, Springer, 2013.
- 11) Mai, E. and Hranac, R.: Twitter interactions as a data source for transportation incidents, Proceedings of the Transportation Research Board 92nd Annual Meeting, 2013.
- 12) Pan, B., Zheng, Y., Wilkie, D., and Shahabi, C.: Crowd sensing of traffic anomalies based on human mobility and social media, Proceedings of the 21st ACM SIGSPATIAL international conference on advances in geographic information systems, pp. 344–353, 2013.
- 13) 原祐輔: Twitter を用いた東日本大震災時の首都圏の帰宅意思決定分析, 自然言語処理, Vol.20, No.3, pp.315–334, 2013. [Hara, Y.: Returning-Home Analysis in Tokyo Metropolitan Area at the Time of the Great East Japan Earthquake using Twitter Data, Journal of Natural Language Processing, Vol.20, No.3, pp.315–334, 2013.]
- 14) Hara, Y.: Behaviour analysis using tweet data and geo-tag data in a natural disaster, Transportation Research Procedia, Vol.11, pp.399–412, 2015.
- 15) Yin, Z., Cao, L., Han, J., Zhai, C., and Huang, T.: Geographical topic discovery and comparison, Proceedings of the 20th international conference on World wide web, pp.247–256, 2011.
- 16) Hong, L., Ahmed, A., Gurumurthy, S., Smola, A. J., and Tsioutsoulakis, K.: Discovering geographical topics in the twitter stream, Proceedings of the 21st international conference on World Wide Web, pp. 769–778, 2012.
- 17) Chen, P.-T., Chen, F., and Qian, Z.: Road traffic congestion monitoring in social media with hinge-loss markov random fields, 2014 IEEE international conference on data mining, pp. 80–89, IEEE, 2014.
- 18) 原祐輔, 松田耕史, 川崎洋輔, 三谷卓摩, 桑原雅夫: Probe と tweet を用いたマルチソースに

- よる潜在交通状態推定に関する研究, 土木計画学研究・講演集, Vol.51, 2015. [Hara, Y., Matsuda, K., Kawasaki, Y., Mitani, T. and Kuwahara, M.: Latent Traffic State Estimation Using Probe Data and Tweet Data, Proceedings of infrastructure planning, Vol.51, 2015.]
- 19) Hara, Y., Matsuda, K., Kuwahara, M., Okazaki, N., and Inui, K.: Estimating traffic states and identifying their causes and effects through probe and social media data analysis, Proceedings of the 21st HKSTS International Conference, 2016.
 - 20) Kudo, T.: Mecab: Yet another part-of-speech and morphological analyzer, <https://taku910.github.io/mecab/>.
 - 21) Sato, T.: Neologism dictionary based on the language resources on the web for mecab, <https://github.com/neologd/mecab-ipadic-neologd>, 2015.
 - 22) 佐藤敏紀, 橋本泰一, 奥村学: 単語分かち書き用辞書生成システム NEologd の運用— 文書分類を例にして—, 情報処理学会自然言語処理研究会研究報告, Vol.2016-NL-229, No.15, 2016. [Sato, T., Hashimoto, T. and Okumura, M.: Operation of NEologd, a Word Dictionary Generation System for Sharpened Words - Using Document Classification as an Example, IPSJ SIG Technical Report, Vol.2016-NL- 229, No.15, 2016.]
 - 23) 佐藤敏紀, 橋本泰一, 奥村学: 単語分かち書き辞書 mecabipadic-NEologd の実装と情報検索における効果的な使用方法の検討, 言語処理学会第 23 回年次大会, pp. NLP2017-B6-1, 2017. [Sato, T., Hashimoto, T. and Okumura, M.: Implementation of mecab-ipadic-NEologd, a word segmentation dictionary, and its effective use in information retrieval, Proceedings of the Association for Natural Language Processing, pp. NLP2017-B6-1, 2017.]
 - 24) Blei, D. M., Ng, A. Y., and Jordan, M. I.: Latent dirichlet allocation, *Journal of machine Learning research*, Vol.3, No.Jan, pp.993-1022, 2003.
 - 25) Griffiths, T. L. and Steyvers, M.: Finding scientific topics, *Proceedings of the National academy of Sciences*, Vol.101, No.suppl 1, pp.5228-5235, 2004.
 - 26) Granger, C. W.: Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods, *Econometrica: journal of the Econometric Society*, pp. 424-438, 1969.
- approaches. *Transportation Research Part B: Methodological*, 41(1), 49-62.
- 2) Geroliminis, N., & Daganzo, C. F. (2008). Existence of urban-scale macroscopic fundamental diagrams: Some experimental findings. *Transportation Research Part B: Methodological*, 42(9), 759-770.
 - 3) Knoop, V. L., & Hoogendoorn, S. P. (2015). An area-aggregated dynamic traffic simulation model. *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, 15(2).
 - 4) Kim, S., Tak, S., & Yeo, H. (2018). Agent-based network transmission model using the properties of macroscopic fundamental diagram. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 93, 79-101.
 - 5) Oyama, Y., & Hato, E. (2017). A discounted recursive logit model for dynamic gridlock network analysis. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 85, 509-527.
 - 6) Masuda, S., & Hato, E. (2022). Macroscopic network design for dynamic evacuation scheduling with MFD-based assignment using the recursive logit model. *The 11th Triennial Symposium on Transportation Analysis conference (TRISTAN XI)*, June 19-25, 2022, Mauritius Island.

3.4 の参考文献

- 1) Daganzo, C. F. (2007). Urban gridlock: Macroscopic modeling and mitigation approaches. *Transportation Research Part B: Methodological*, 41(1), 49-62.
- 2) Geroliminis, N., & Daganzo, C. F. (2008). Existence of urban-scale macroscopic fundamental diagrams: Some experimental findings. *Transportation Research Part B: Methodological*, 42(9), 759-770.
- 3) Knoop, V. L., & Hoogendoorn, S. P. (2015). An area-aggregated dynamic traffic simulation model. *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, 15(2).
- 4) Kim, S., Tak, S., & Yeo, H. (2018). Agent-based network transmission model using the properties of macroscopic fundamental diagram. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 93, 79-101.
- 5) Oyama, Y., & Hato, E. (2017). A discounted recursive logit model for dynamic gridlock network analysis. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 85, 509-527.
- 6) Masuda, S., & Hato, E. (2022). Macroscopic network design for dynamic evacuation scheduling with MFD-based assignment using the recursive logit model. *The 11th Triennial Symposium on Transportation Analysis conference (TRISTAN XI)*, June 19-25, 2022, Mauritius Island.

3.3 の参考文献

- 1) Daganzo, C. F. (2007). Urban gridlock: Macroscopic modeling and mitigation

3.5 の参考文献

- 1) SORIO, Carolina; BIERLAIRE, Michel. A simulation-based optimization framework for urban transportation problems. *Operations Research*, 2013, 61.6: 1333-1345.
- 2) HOOGENDOORN, Serge P., et al. Continuum theory for pedestrian traffic flow: Local route choice modelling and its implications. *Transportation Research Procedia*, 2015, 7: 381-397.
- 3) BARTON, Russell R.; MECKESHEIMER, Martin. Metamodel-based simulation optimization. *Handbooks in operations research and management science*, 2006, 13: 535-574.
- 4) HELBING, Dirk, et al. Simulation of pedestrian crowds in normal and evacuation situations. *Pedestrian and evacuation dynamics*, 2002, 21.2: 21-58.
- 5) LAM, Edmund Y.; GOODMAN, Joseph W. A mathematical analysis of the DCT coefficient distributions for images. *IEEE transactions on image processing*, 2000, 9.10: 1661-1666.
- 6) FRIEDMAN, Jerome; HASTIE, Trevor; TIBSHIRANI, Robert. Sparse inverse covariance estimation with the graphical lasso. *Biostatistics*, 2008, 9.3: 432-441.
- 7) NEMHAUSER, George L.; WOLSEY, Laurence A.; FISHER, Marshall L. An analysis of approximations for maximizing submodular set functions—I. *Mathematical programming*, 1978, 14: 265-294.
- 8) DEY, Rahul; SALEM, Fathi M. Gate-variants of gated recurrent unit (GRU) neural networks. In: 2017 IEEE 60th international midwest symposium on circuits and systems (MWSCAS). *IEEE*, 2017, 1597-1600.
- 9) OYAMA, Yuki; HATO, Eiji. A discounted recursive logit model for dynamic gridlock network analysis. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2017, 85: 509-527.
- 10) GAZIS, Denos C.; HERMAN, Robert; ROTHERY, Richard W. Nonlinear follow-the-leader models of traffic flow. *Operations research*, 1961, 9.4: 545-567.
- 11) W. Alonso, \A theory of the urban land market," *Papers in Regional Science*, vol. 6, no. 1, pp. 149-157, 1960.
- 12) I. S. Lowry, "A model of metropolis," tech. rep., RAND CORP SANTA MONICA CALIF, 1964.
- 13) A. Anas and C. Chu, \Discrete choice models and the housing price and travel to work elasticities of location demand," *Journal of Urban Economics*, vol. 15, no. 1, pp.107-123, 1984.
- 14) T. Ueda, M. Tsutsumi, S. Muto, and K. Yamasaki, \Unied computable urban economic model," *The annals of regional science*, vol. 50, no. 1, pp. 341-362, 2013.
- 15) 山崎清 and 武藤慎一, “開発・誘発交通を考慮した道路整備効果の分析,” *運輸政策研究*, vol. 11, no. 2, pp. 014-025, 2008.
- 16) M. Wegener, "Overview of land-use transport models," *Handbook of transport geography and spatial systems*, vol. 5, pp. 127-146, 2004.
- 17) 堤盛人, 山崎清, 小池淳司, and 瀬谷創, "応用都市経済モデルの課題と展望," *土木学会論文集 D3 (土木計画学)*, vol. 68, no. 4, pp.344-357, 2012.
- 18) M. Wegener, "From macro to micro—how much micro is too much?," *Transport Reviews*, vol. 31, no. 2, pp.161-177, 2011.
- 19) J.-C. Rochet and J. Tirole, "Platform competition in two-sided markets," *Journal of the european economic association*, vol. 1, no. 4, pp. 990-1029, 2003.
- 20) R. E. Bellman, "Dynamic programming," 1957.
- 21) M. Fosgerau, E. Frejinger, and A. Karlstrom, "A link based network route choice model with unrestricted choice set," *Transportation Research Part B: Methodological*, vol. 56, pp. 70–80, 2013.
- 22) 大山雄己 and 羽藤英二, “一般化 RL モデルを用いた災害時の経路選択行動分析,” *交通工学論文集*, vol. 3, no. 5, pp. 1-10, 2017.
- 23) J. Rust, "Optimal replacement of gmc bus engines: An empirical model of harold zurcher," *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pp. 999–1033, 1987.
- 24) V. Aguirregabiria and P. Mira, "Swapping the nested fixed point algorithm: A class of estimators for discrete markov decision models," *Econometrica*, vol. 70, no. 4, pp. 1519–1543, 2002.
- 25) C.-L. Su and K. L. Judd, "Constrained optimization approaches to estimation of structural models," *Econometrica*, vol. 80, no. 5, pp. 2213–2230, 2012.
- 26) 小林里瑛 and 羽藤英二, “土地の様相と所有形態の変遷から見る既成市街地の新陳代謝と空間変容,” *都市計画論文集*, vol. 53, no. 3, pp. 251-258, 2018.

第4章 マルチスケールな 交通需要予測手法の活用策検討

4.1 ガイドラインの作成

(1)ガイドラインの作成目的

本研究で検討した成果をバス事業に携わる実務者向けのガイドラインとして整理を行った。本ガイドラインは、マルチスケールによる交通需要予測手法の活用や評価方法に関する新たな考えを示したものとなっている。

(2)ガイドラインの位置づけ

ガイドラインでは、本研究で検討したマルチスケールによるバス整備計画の評価手法から、バスを整備上の課題となっている以下の2点の課題解決への活用を目指した。

課題①全国のバス整備計画の優先順位をつけることが出来ていない

課題②個別のバス整備計画を定量評価する手法が確立されていない。

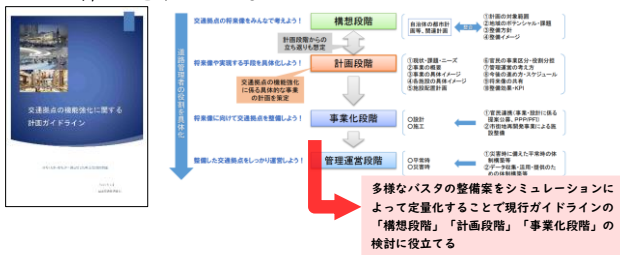


図-4.1 作成したガイドラインの位置づけ

(3)ヒアリングによる意見聴取

ガイドライン作成に際して、バス事業に関係性の深い4つの関係省庁や自治体にヒアリングを行った。ヒアリングでは以降に示す概要版（案）を用いた。概要版では以下に示すマルチスケールな交通需要予測手法を活用した分析内容について議論を行った。「分析①全国のバスの整備計画の優先順位づけ」「分析②個別のバスの整備計画の定量評価」

ヒアリングで得られた意見を適宜反映する形で、

ガイドライン（案）を作成した。

表-4.1 ヒアリング相手と実施目的

No	日時	ヒアリング先	実施目的
1	2023年 2月15日 (水) 14:00～	沖縄市 南部国道 事務所 沖縄総合 事務局	「主に」分析②個別のバスの整備計画の定量評価 胡屋のバス整備計画に利用できるか。また、課題解決のニーズへの対応（地方バスへの適用に際した課題の把握）
2	2023年 2月22日 (水) 11:00～	国道交通 省道路局 事業評価 室	「主に」分析①全国のバスの整備計画の優先順位づけ 全国のバス優先順位づけのニーズ、ガイドライン記載の手法によって利用できそうかどうか等
3	2023年 2月22日 (水) 13:00～	磐城国道 事務所 東北地方 整備局 仙山河川 国道事務所	分析①全国のバスの整備計画の優先順位づけ 全国のバス優先順位づけのニーズ、ガイドライン記載の手法によって利用できそうかどうか等 分析②個別のバスの整備計画の定量評価 仙台のバス整備に利用できるか。また、課題解決のニーズへの対応（地方バスへの適用に際した課題の把握）
4	2023年 2月27日 (月) 11:00～	松山市 松山河川 国道事務所	「主に」分析②個別のバスの整備計画の定量評価 松山駅のバス整備計画に利用できるか また、課題解決のニーズへの対応（地方バスへの適用に際した課題の把握）

(4)ガイドライン（案）の作成

表 4.2 にまとめたようなヒアリング結果を受け、「個別バスタの定量評価」に特化する形でバスタ整備効果にガイドライン（案）を作成した。

目次構成では、第 1 章の「はじめに」でガイドラインの目的と対象，位置づけを記載した。第 2 章の「マルチスケールな交通需要予測手法が実現すること」でマルチスケールな手法で出来ることや評価の全体像を示した。続いて第 3 章の「バスタ整備計画の定量評価」では、需要予測手法の考え方や各スケールのモデルで検討する事項について、最適計画案の評価方法に関する考え方を整理した。また、付属資料を調査編とデータ編、モデル編の 3 編に整理し、本研究で実施した調査内容や収集したデータやモデルの概要を参考として記載した。

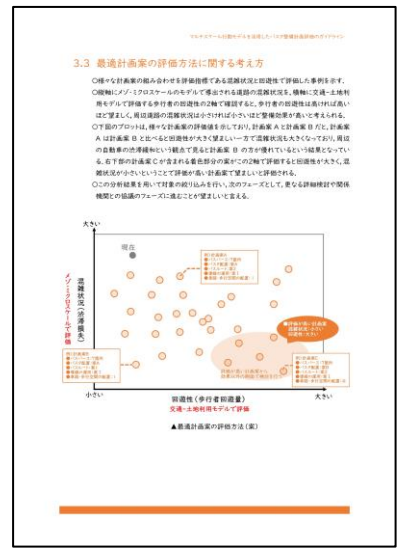
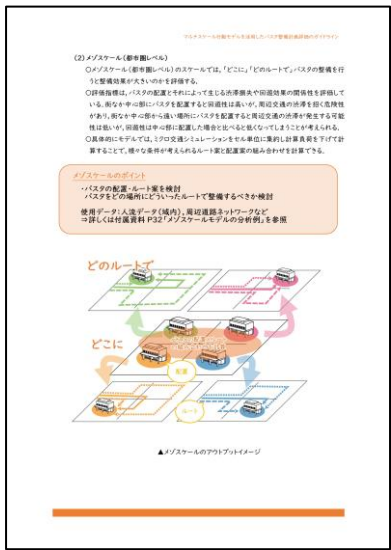
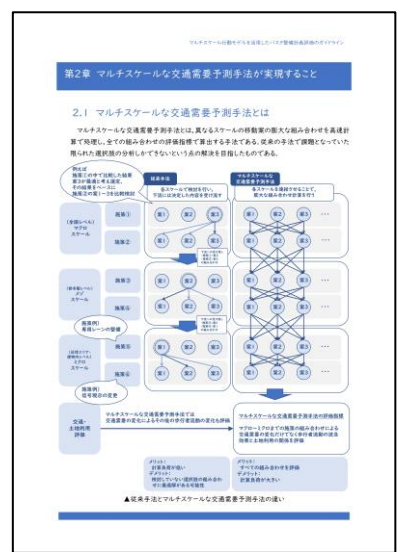
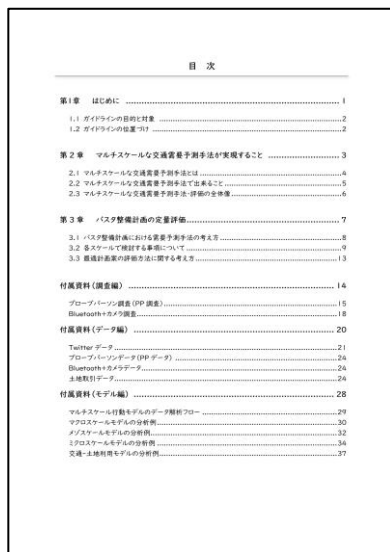
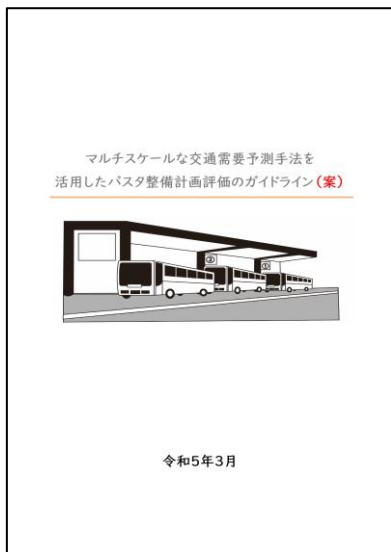


図-4.3 ガイドライン（案）一部抜粋

第5章 研究結果のとりまとめ

5.1 研究成果の社会への情報発信

(1) 合同セミナー

(モビリティハブが地域社会を変える)

開催概要

令和2年度「道路政策の質の向上に資する技術研究開発の募集（特定課題：バスタプロジェクトの整備効果計測・評価に関する手法開発）」で採択された関連する研究プロジェクトにおいて知見を収集・共有することを目的として、合同セミナーを開催した。

『合同セミナー：モビリティハブが地域社会を変える』

概要：バスタ新宿の整備・供用を皮切りに、我が国では全国各地で交通ターミナルの検討が進められています。交通ターミナルが果たす機能は、単に交通結節機能のみならず、地域活性化、防災など、地域のハブとして様々な機能が期待されています。本セミナーでは、交通ターミナルに焦点を当てた国内外の研究や実践の動向を整理しつつ、今後の交通ターミナルのポテンシャルを評価・議論します。

日時：2023年3月1日 9:00-17:00

現地・オンライン併用

会場：呉森沢ホテル・オンライン（zoom）の併用

参加者数：オンライン約80名、会場約50名

主催：広島大学・藤原章正 研究室，東京大学・羽藤英二 研究室，金沢大学・高山雄貴 研究室

共催：広島大学防災減災研究センター，土木学会土木計画学交通混乱時の交通マネジメントの理論再構築と社会への実装に関する研究小委員会

後援：呉市

プログラム：

9:00 開会挨拶 羽藤英二（東京大学）

9:05～9:10 来賓挨拶 新原芳明（呉市長）

9:10～11:15 Session 1 “International Research Report of Mobility and Community Hubs”

Speaker **Thayanne Ciriaco (Alberta University)**
Resilience hub and associated transportation needs

Johan Rose Santos (Dept. of public works and highways, the Philippines)
Integrated framework for risk and impact assessment of sediment hazard on a road network

Pieter Fourie (Hiroshima University)
Multi-agent transport simulation towards smart urban design

Michelle Specktor (Technion - Israel Institute of Technology)
Perceptions of stress among pedestrians in fully automated vehicle transportation systems

11:25～13:10 Session 2 “国内でのバスタ・交通結節点の機能に関する研修報告セッション”

増田慧樹（東京大学）

Predictive dynamic control of vertical and horizontal evacuation during disasters utilizing mobility hubs

（モビリティハブを活用した災害時の垂直・水平避難の動的予測制御）

小林里瑛（東京大学）

Interaction mechanism between pedestrians and land transactions with stock effect

（ストック効果による歩行者と土地取引の相互作用メカニズム）

大澤実（京都大学）

Multimodal agglomeration in a many-region world

（人口の大域的集積と局所的分散：集積経済モデルからの視点）

壇辻貴生（金沢大学）

Perimeter control, autonomous vehicle, and urban spatial structure

（流入制御，自動運転車，と都市空間構造）

有村幹治 (室蘭工大)

The functions of transport terminals based on the experience of heavy snowfall in the Sapporo metropolitan area in 2022

(令和 4 年札幌都市圏大雪からみた交通ターミナルが持つべき機能)

14:00~17:00 Session 3 “実践研究セッション”

・来賓挨拶 (国土交通省中国地方整備局 森戸義貴様)

・バスタ研究プロジェクトの成果報告

藤原章正 (広島大学), 羽藤英二 (東京大学)

高山雄貴 (金沢大学), 神田佑亮 (呉高専)

・パネルディスカッション

「モビリティハブが地域社会を変える～交通ターミナルが有するポテンシャルの評価と最大化」

モデレーター: 羽藤英二 (東京大学)

パネリスト : 井上圭介 (国土交通省道路局企画課評価室長)

藤原章正 (広島大学)

高山雄貴 (金沢大学)

神田佑亮 (呉高専)

小林里瑛 (東京大学)

セミナー案内ページ:

<https://www.ykandalab.net/research-themes/seminar/>

(呉高専神田研究室 HP 2023 年 5 月 26 日現在)

・セミナーの様子



5.2 研究の成果と今後の課題

(1) 研究の成果と今後の課題

本研究の成果を以下にまとめる。

➤ 「マクロスケール行動モデル」

マクロスケールでは、都市間移動の交通需要予測をソーシャルメディアの 1 つである Twitter を通じて収集したテキストビッグデータを用いて実施した。具体的には、バスタ新宿に設置してある AI カメラデータによる高速バス乗客数を真値として考え、地名を含んだつぶやきデータをもとに機械学習モデルを作成した。学習モデルに利用するつぶやきデータは形態素解析を通じて頻出単語を把握することでデータクリー

ニングを行った。また、モデルの改良のため R3 年度までは主成分分析によるデータ抽出を行っていたが、R4 年度はトピックモデルを用いることでモデルの精度を向上させた。

今後の課題としては、データの期間を変更して分析を行う点にある。本分析では、コロナ禍を含んだ期間の高速バス乗降データを用いており、地域によっては対象サンプルとなる高速バス乗客数が少ないことからモデルを構築することが難しかった。対象データの期間を変更することで、モデルへの影響の有無や今回分析出来なかった地域で適用可能かどうか検証を行う必要がある。

➤ 「メゾスケール行動モデル」

➤ 「ミクروسケール行動モデル」

従来手法のマイクロシミュレーションでは、計算対象となるリンクが多く、計算負荷がかかってしまうことから、計算時間が膨大となっていた。そこで、メゾスケールとして、セル単位に縮約して計算する MFD-RL という手法を用いることで計算時間の高速化に成功した。

今後の課題としては、メゾ～マイクロな空間の高速バスの移動計算については、高速化することが出来たものの、マイクロな空間の歩行者と自動車の混在した空間の計算は高速化できていない。上記の計算については、マイクロシミュレーション側で計算方法の工夫を試みる必要がある。

➤ 「交通-土地利用モデル」

交通-土地利用モデルでは、バスタ降車後の歩行者の回遊行動と交通結節点整備や施設整備といった開発による影響をバスタ整備によるストック効果として考え予測した。このモデルを作成したことで、バスタ整備によるマクロ～マイクロまでの人流の変化だけでなく、周辺の地価変動も推計することが出来た。

今後の課題としては、本研究では JR 松山駅周辺で現在までに大きな開発が行われておらず、交通-土地利用モデルを作成できなかったことから、松山バスタのハブ拠点となる道後を対象地としたベンチマークテストに留まった点である。

➤ 「交通行動データのデータ基盤構築」

バスタ利用者を想定した人流データの計測を行うためプローブパーソン調査や駅改札及び駅前広場へカメラ及び Bluetooth 調査機器を設置し、マクロ～マイクロまでといったモデルに利用する交通行動データのデータ基盤構築を行った。今後の課題としては、Bluetooth 調査機器によるデータ収集は、Bluetooth の特性により個人のユニーク ID が 20 分で切り替わることから、経路データとしての整理が行えていない。先行研究より、個人のユニーク ID が切り替わった

後のマッチングに関する内容も試行されており、適用を試みたいと考えている。

➤ 「モデルの統合」

各スケールの実装を行い、それらのモデルの精度の高度化・計算の高速化を行うことで、それぞれのモデルを接続すると、マルチスケールモデルで評価できることを確認した。

本研究では、実際のバスタにおけるデータを用いた検証を十分に行うことが出来なかったため、今後の課題として、1つのバスタを対象地として定めて実践的なデータ収集をしつつ分析を行っていく必要がある。

➤ 「ガイドラインの作成」

研究の成果を社会実装に向けていくため、大きな考え方を整理する形でガイドラインとしてまとめた。また、研究者の考えだけでは及ばない実践者の意見をヒアリングし反映することで、より実務に活かすことが出来るガイドラインとなるように努めた。

今後の課題としては、現在のガイドラインは実務者が利用してマルチスケールなモデルを扱える手引き・マニュアルとは程遠い方向性について示している内容となっているため、ヒアリングを行ったバスタ計画のある地域で実践を行い、様々な地域で知見を積むことでガイドラインから手引き・マニュアルへと昇華させ、実務者が利用可能な内容をまとめることを目指したい。

(2) 今後の展望

➤ **マルチセンサー・機械学習・組み合わせ最適化が今後の交通拠点の需要予測では重要**

言語データから高速バスの需要予測を実現することに成功した。Bluetooth と AI カメラを組み合わせた分析による相互のデータ補正を可能にした。今後の需要予測では、非 RNN (非時系列) 分析は意味をもたない可能性が高く、最大流率で評価するためにも静的函数/学習から脱却することが必要となる。

➤ **MFD とマイクロシミュレーションの最適組み合わせが拠点開発協議に有効**

ハブ拠点の水平/垂直避難の効果検証を本研究で実施しており、今後の拠点開発協議に有効であると思われる。

➤ **回遊エリアマネジメントによるストック効果は土地取引レベルで評価実施が期待できる**

土地取引を非集計で予測することを実現したことは、新規性の高い取り組みであり、回遊エリアマネジメントによるストック効果の評価実施が期待できる。

➤ **需要予測手法は脱 4 段階推計法へと発展**

物理モデル+機械学習という形態が主流となる。また、データ計測もマルチセンサーを配置し、センサー間で補正することで1つのデータでは満足に計測できない場合も補間しあうことが出来る。

➤ **非定常時の解析技術の開発が重要**

最大交通量に対する挙動/感度の解析 (脱平均交通量) を行うことで、災害などの突発的な需要変動への対応を行うことが出来る。

(3) 発表論文

本研究の成果として、以下の 18 本の論文を発表することが出来た。(その他執筆中のものあり)

- 1) 小川 大智, 羽藤 英二: 離散コサイン変換に基づく交通流理論の量子化表現, 第 66 回土木計画学研究発表会(秋大会), 2022.
- 2) 小林 里瑛, 羽藤 英二: Gale-Shapley アルゴリズムによる微視的土地取引メカニズムのモデル化と実証, 第 66 回土木計画学研究発表会(秋大会), 2022.
- 3) Oyama, Y. A prism-constrained recursive logit model to analyze positive utilities in pedestrian route choice behavior. The 16th International Conference on Travel Behaviour research (IATBR), Santiago, Chile, 2022.
- 4) 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.
- 5) 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.
- 6) 小林里瑛, 羽藤英二: "都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.
- 7) 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, 交通工学論文集, Vol8 (2), pp194-202, 2022.
- 8) 小林里瑛, 羽藤英二: 再帰的意思決定を考慮した動学的土地所有形態選択モデル, 都市計画論文集, Vol. 55, No.3, pp. 674-681, 2020.
- 9) 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.
- 10) Ogawa, M. & Hato, E., Manifold Learning with OD matrix as latent variables for pedestrian network design with surrogate model, TRB Annual meeting, 2022.
- 11) Kobayashi, R. and Hato, E., Microscopic Interaction model between Land Ownership-Pedestrian Trip Chains with Integrated Structure Estimation Algorithm,

- 16th IATBR, 2022.
- 12) Masuda,S., Iizuka,T. and Hato,E., A dynamic activity scheduling model for correcting fatalities' non-response bias in tsunami evacuation, 16th IATBR” presented and proposed a new estimation method that complements the missing behavioral data of those who died in the tsunami.
 - 13) Masuhashi,K. and Hato,E., Causal inference of pedestrian behavior with-without Covid-19 in high density Shibuya urban spaces, 16th IATBR, 2022.
 - 14) Kobayashi,R. and Hato,E., Dynamic Landholding Pattern Choice Model with Recursive Structure, 26th HKSTS, 2022. presented in Hong Kong.
 - 15) Muhammad ZEESHAN, Junji URATA and Eiji HATO, Bus Lane Network Design Considering Travel Time Reliability in Multi-modal Transport Networks, 26th HKSTS, 2022.
 - 16) Mayuzumi,F., Hayakawa,K. and Hato,E., A Dynamic Scheduling Algorithm based on Marginal Contribution in Mixed Passenger-and-Freight Delivery Networks, IEEE 25th International Conference on Intelligent Transportation Systems, 2022.
 - 17) Murahashi,T. and Hato,E., Sequential optimization for spatiotemporal edge auctions based on complete enumeration using ZDD, IEEE 25th International Conference on Intelligent Transportation Systems, 2022.
 - 18) Masuda,S. & Hato,E., Macroscopic network design for dynamic evacuation scheduling with MFD-based assignment using the recursive logit model,TRISTAN XI.

(2023年8月??日受理)