# 令和4年度 ビッグデータ活用による旅客流動分析 実証実験事業

# 成果報告書

都市全体の人流・交通動態の動的シミュレーションモデルの構築

令和5年3月

株式会社瀬戸内

# [目 次]

1.	本事業のエグゼクティブサマリ	1
	1-1 事業の概要	1
	1-2 実証内容	2
	1-3 携帯電話の位置情報データの分析・活用方法の概略	2
	1-4 実証実験の結果及び課題解決策	3
2.	本事業の実施体制及び概要	3
	2-1 本事業の実施体制	
	2-2 事業の目的	5
	2-3 対象地域	
	2-4 解決を目指す課題の概要	
	2-5 分析・手法の概要	
	2-6 事業の目標 (KPI) 及びそれに対する達成状況	
	2-7 全体スケジュール	8
3.	実証実験の取り組み内容及び結果	9
	3-1 実証実験の取り組み内容	
	3-2 分析手法詳細と分析結果	
	3-3 分析結果を踏まえた課題解決方策の検討結果	
4.	今後の展開	20
- •	4-1 事業から得られた成果	
	4-2 事業から得られた課題	
	4-3 次年度以降の活動予定	
_		
<u>5.</u>	参考資料	21

# 1. 本事業のエグゼクティブサマリ

### 1-1 事業の概要

#### 1-1-1 事業名

ビッグデータ活用による旅客流動分析実証実験事業 (都市全体の人流・交通動態の動的シミュレーションモデルの構築)

#### 1-1-2 事業概要

現在、大都市だけでなく、多くの地方都市においても、朝夕の通勤時や連休の際に、慢性的な 渋滞が発生している。また、特に地方都市においては、自動車が「生活の足」という側面が強く、 自動車を中心とした生活スタイルが築かれており、大都市圏と比較した際に、あまり公共交通機 関の利用が活発とは言えない。

しかし、こういった現状は、地方都市居住者であれば、肌感覚としては理解しているものの、 正確に現状を把握できているとは言い難い。

そこで、地方都市の1日における"人"と"交通"の動きを、携帯電話の位置情報(ODデータ)と日本道路交通情報センター: JARTIC の断面交通量情報(以降、トラカンデータ)にて把握し、さらに、機械学習(ML)を用いることにより都市全体のシミュレーションモデルを構築する。 ※なお、道路情報について以降は「路線」と呼称する。

#### 1-1-3 事業目的

構築したモデルを利用して、以下の課題解決の一助とすることを目的とする。

#### 公共交通指向型の都市開発(TOD)の推進

→自動車(特に自家用車)中心型の都市からの転換を促し、公共交通指向型にむけた 地球環境に優しい街づくりを目指す

#### 日々の生活における交通手段や利用ルートの最適化

→交通が混雑しているルートや輻輳する箇所の把握と最適化を行い安全で快適な 交通の実現を目指す

#### 人流予測を用いた地域産業の活性化

→時間帯毎の動的な人流予測を用いることにより、 地域住民および観光客に最適なアプローチを図る

#### 1-1-4 現状における課題及び対応の方向性

#### 計測対象外路線の交通量の把握

トラカンデータ等にて断面交通量を実測している路線では交通量の把握や時間帯ごとの予測は可能だが、実測していない路線については交通量の把握は困難である。

今回構築する都市全体のシミュレーションモデルを利用して現在の路線網による交通量を 導き出し、シミュレーションすることで交通量の変化を目視確認できるようにする。

## 1-2 実証内容

#### 1)都市全体のシミュレーションモデル構築

KDDI Location Data (OD Data) の活用を中心とし、トラカンデータを組み合わせたモデル構築を行う。

#### 2) 計測対象外路線の交通量の予測評価

- ① 都市全体のシミュレーションモデルを用いて特定時間帯の交通量の予測を行う。
- ② 同箇所について人員を配置し目視による台数の計測を行う。
- ③ 台数の比較を行い、シミュレーションモデルの整合性を確認する。

# 1-3 携帯電話の位置情報データの分析・活用方法の概略

携帯電話の位置情報として KDDI Location Data (OD Data) データを利用し、以下のように、都市全体のシミュレーションモデル構築を行う。

- ① 以下の3つの工程を行いデータのクリーニングおよび解析処理を実施した。
  - 1. 位置情報の付与

KDDI Location Data には、位置情報は含まれていない。そこで、Location Data の 125m メッシュに対し、位置情報を付与した。

2. 移動手段および平休日で分割

移動手段や平休日毎でデータ特性があるため、まず、Location Data を移動手段(「S: 自動車」)に絞り込み、さらに平休日で分割した。

3. データクリーニング

主にトラカンデータにて降雪や事故などの特殊な渋滞状況を省くため、各メッシュにおける集計単位(15分)毎の外れ値を除去した。

(Z-score を算出し、一般的な外れ値とされる3以上の値をもつものを除去)

#### ② 機械学習(ML)によるモデル作成

「行=時間」、「列=到着メッシュエリア」の行列(matrix)データから、LSTM AutoEncoderを使い特徴量を抽出し、シミュレーションモデルを作成した。

#### ③ 路線データ割り付け

KDDI Location Data とトラカンデータを関連付けするため、断面交通量を主要路線ごとに 125m メッシュ区切りで距離案分して計算し、都市全体のシミュレーションモデルに対して割り付けとシミュレーションモデル再作成を実施した。

# 1-4 実証実験の結果及び課題解決策

実証実験を行った結果、KDDI Location Data(OD Data)の活用を中心とし、トラカンデータを組み合わせた交通量の予測や時間による傾向についてシミュレーションモデルとして検証できた。一方、トラカンデータを用いていない路線について、実際の交通量と少々開きがあった。したがって、本システムを使用した推定にはもう少しデータ量を増加させる必要がある。また、交通量に影響のある上り下りの判別を今回考慮していないため、分類し傾向をつかむ必要があると感じている。

# 2. 本事業の実施体制及び概要

## 2-1 本事業の実施体制

#### 2-1-1 実施体制図

実施体制図は以下の通り。

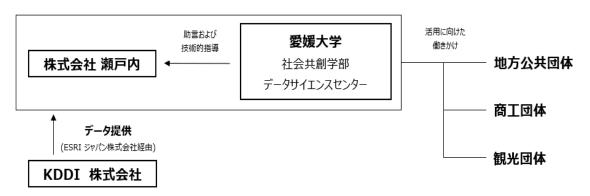


図1 実施体制図

#### 2-1-2 実施体制及び主体間の連携の考え方

事業全体を通して、実施手法の適正さ、合理性、理論的な裏付け等につき、愛媛大学社会共創学部およびデータサイエンスセンターより、指導・助言を受けた。また、完成したモデルの活用に向けたシンポジウムの開催を3月中旬に愛媛経済懇話会にて実施予定である。

#### 2-1-3 構成主体間、連携主体間、関係団体(地権者・道路管理者・警察等)との調整状況

愛媛大学理学博士中川教授とのミーティングを実施し、データ収集の方針について知恵を拝借 した。また、今後のモデル活用に向けて愛媛大学社会共創学部ネトラ教授とのミーティングを実 施し、実施体制について調整させていただいた。

#### 2-1-4 情報管理体制

#### 1) 情報セキュリティについて

作業の中で生じうる紙ベースのデータに関しては、施錠したキャビネットにて保管する。電子データに関しては、個人のローカル環境での保管は情報漏洩、喪失リスクが高いため、社内 NAS での一元管理とし、当該ディレクトリへのアクセスは、プロジェクト関係者のみとするようにアクセス制限を施す。なお、全アクセス履歴をログとして取得し、一定期間保管する。

また、本プロジェクトの管理責任者には、情報セキュリティ事務局への月次での管理状況報告を 義務付け、併せて、定期的な内部監査を実施する。これらを通じて、徹底した情報セキュリティ リスクの低減に努める。弊社の情報管理体制図を図2に示す。

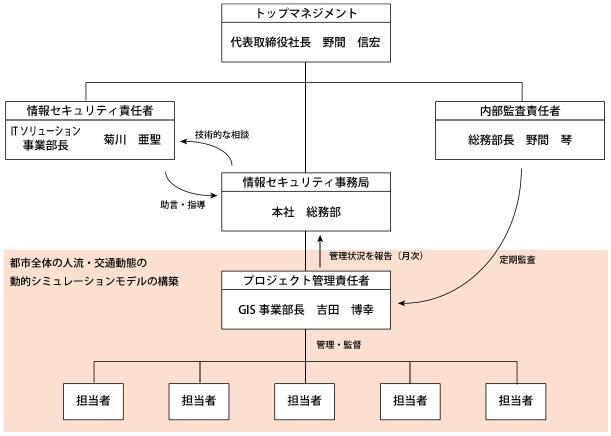


図2 情報管理体制図

#### 2) 個人情報の管理

データについては個人情報を取り扱っていない。

KDDI Location Data (OD Data) の受領時に、KDDI 社様にて移動情報が 10 人未満の推計値については匿名化処理を実施している。

# 2-2 事業の目的

#### 都市全体のシミュレーションモデルの構築

トラカンデータ等にて断面交通量を実測している路線では、得られた測定データから交通量の 把握や時間帯ごとの傾向を確認することはできるが、実測していない路線についてはそうした交通量の把握は困難である。

そこで、本事業のメインテーマである携帯電話の位置情報ビッグデータを活用し、そうした実 測値が得られていない路線でも交通状況を推測・把握するためのシミュレーションモデルを構築 及び検証することで、交通課題の解消の足掛かりになることを目的とする。

# 2-3 対象地域

愛媛県内(松山市、東温市、松前町、砥部町、伊予市)

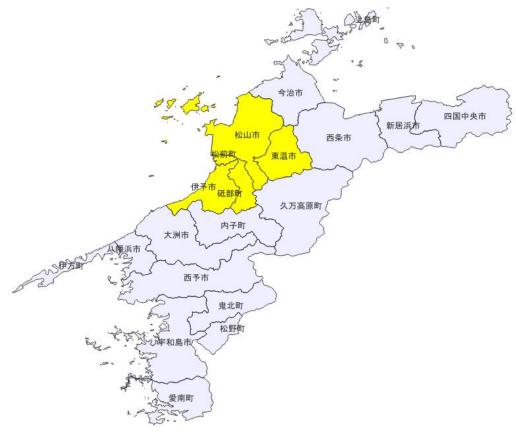


図3 対象地域

## 2-4-1 課題 計測対象外路線の交通量の把握

トラカンデータ等にて断面交通量を実測している路線では交通量の把握や時間帯ごとの予測はできるが、携帯電話の位置情報を利用して実測していない路線も含めて都市全体の交通量を把握するためのシミュレーションモデル構築を目指す。

#### 2-4-2 想定される要因

一般的な交通量の推定方法として、当社ではこれまで実測していない路線について以下のような手順で確認しており、交通量に対する情報が不足している状態で予測している。

- ①実測値からの経験則
  - 実測値から見て交通の流れから概算で交通量を求める。
- ②過去からの踏襲
  - 過去データをそのまま踏襲し、変更を加えないようにする。
- ③交通量予測の公式による一意の係数での計算 交通量の予測をする公式が存在するため、そちらに係数を加えて計算した結果を そのまま採用する[※3]

#### 2-4-3 課題解決方針の概要

そこで、KDDI Location Data (OD Data)を利用して "交通" の動きを把握できるようにすることで、交通量に対する情報が不足していた路線について予測できるようにする。

今回構築する都市全体のシミュレーションモデルを利用することにより以下のことが想定できる。

課題) 機械学習(ML)により計測地点以外の路線についても 交通量の把握ができることが想定できる。



図4 実測値有無による交通量の把握

# 2-5 分析・手法の概要

都市全体のシミュレーションモデルの構築を行い、モデルによる予測結果の整合性の確認を以下の手順で行う。

〇シミュレーションモデルの構築

1. データ収集、確認

データについては KDDI Location Data (OD Data) の活用を中心とし、モデル構築を行う。 また、トラカンデータを用いて自動車について交通量を確認し、構築したモデルを 利用して地域全体の交通量の把握を行う。

2. データ解析

収集したデータに対して、3つの工程を行いクリーニングおよび解析処理を実施。

3. ML によるモデル作成

参考資料「深層学習によるリンク交通量から OD 交通量の推定手法」[※1]を参考にし、本事業のモデル作成には LSTM[※2]を採用した。

モデルは、時間的に連続する値から次の値を計算するために使用される層(レイヤー)を 持ち、KDDI Location Data (OD Data)の推計人数を入力として時間変動特徴量を有し たベクトルを生成する。

4. トラカンデータモデルの構築

3で作成した KDDI Location Data (OD Data) モデルを基にしたトラカンデータ モデルの構築を行う。

○整合性の確認と予測結果による表現方法を確認する。

GIS ツールを用い、整合性の確認と予測結果による表現を行う。

# 2-6 事業の目標 (KPI) 及びそれに対する達成状況

下記の2つにより、達成状況の評価を実施する。

- A. 本事業対象エリア内において、実地点検箇所を地理的・時間的な条件で選定し、当該箇所において実地調査(目視確認での交通量調査)を行なう。当該実地調査による交通量と構築したモデルが算出した交通量との相関(相関係数を算出)を評価することにより、達成度の測定指標とする。
- B. 構築したモデルの活用に向けた3月中旬に開催する愛媛経済懇話会での発表時に参加者に対し、アンケート用紙を配布する。

下記のような視点による項目を5段階評価にて盛り込み、定量的に評価値を取得し、達成度の測定指標とする。

(例)

・実際にモデルを活用してみたいか?

(5点:ぜひ活用したい 4点:活用したい 3点:どちらでもない 2点:あまり活用したくない 1点:活用したくない)

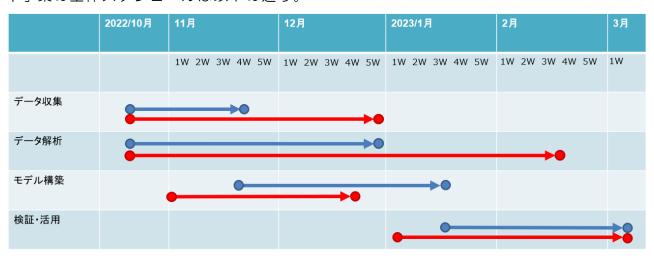
・参加団体の事業(業務)に活用していけそうか?

(5点:活用できると思う 4点:多少活用できると思う 3点:どちらでもない

2点:あまり活用できない 1点:活用できない

# 2-7 全体スケジュール

本事業の全体スケジュールは以下の通り。



● 予定 ● 実績

図5 全体スケジュール

# 3. 実証実験の取り組み内容及び結果

# 3-1 実証実験の取り組み内容

#### 3-1-1 実施エリアと選定理由

実施エリア:愛媛県内[松山市、東温市、松前町、砥部町、伊予市] (地方都市) 選定理由:

地方都市では、朝夕の通勤時や連体の際に、慢性的な渋滞が発生している。 地方都市においては、自動車が「生活の足」という側面が強く、 自動車を中心とした生活スタイルが築かれており、大都市圏と比較した際に、 あまり公共交通機関の利用が活発とは言えないため。

### 3-1-2 使用した位置情報データ(ビッグデータ)の概要

#### OKDDI Location Data (OD Data)

KDDI 社の携帯 GPS 位置情報を基に標準地域メッシュ単位での移動人口を算出し、 KDDI 社内で独自のカスタマイズ(滞在判定条件を変更)を施した統計データ

【対象エリア】愛媛県松山市とその周辺地域

【対象】 自動車による移動人数

【取得期間】 2021年10月および2022年4月

#### ○日本道路交通情報センター: JARTIC の断面交通量

各都道府県警察が車両感知器などの計測機器で収集した断面交通量に関する情報を 警察庁においてとりまとめたデータ

【対象エリア】愛媛県

【対象】 自動車交通量

【取得期間】 2021年9月から2022年8月

それぞれのデータイメージを以下に示す。

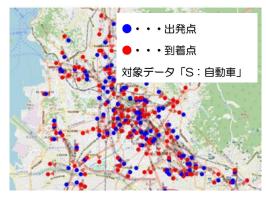


図6 KDDI Location Data



図7 JARTIC の断面交通量

### 3-2-1 分析手法

#### 1) 目的

都市全体の人流・交通動態の動的シミュレーションモデルの構築を行い、計測対象外路線の 交通量の把握や路線変更時の交通量の把握などの課題解決を行う。

#### 2) 調査概要

シミュレーションモデルの構築を行い、モデルによる予測結果の整合性の確認と予測結果による表現方法を確認する。

#### 3) 分析手法詳細

○シミュレーションモデルの構築を以下の手順で行う。

- 1. データ収集、確認
- 2. データ解析
- 3. ML によるモデル作成
- 4. トラカンデータモデルの構築

#### 3-2-2 分析結果

### 1) 分析内容

### 1. データ収集、確認

KDDI Location Data (OD Data) は以下の収集条件を指定し、個別に依頼した。

```
■データ定義

【対象エリア】松山市・東温市・松前町・砥部町・伊予市
【対象期間】 2021年10月,2022年4月(2か月分のみ)
【集計日単位】日別
【メッシュ粒度】125m
【集計時間単位】15分
【修動手段】あり
【性別】 なし
【年代】 なし
【居住地(勤務地】なし
【席住地(勤務地】なし
【滞在判定時間】あり(15分)
```

図8 データ収集条件

しかしながら、当初ご提供いただいた KDDI Location Data (OD Data) では滞在と判定されたデータの割合が多く、移動と判定されたデータが少なかったためデータ解析には不十分な状態であった。

そのため、KDDI 様と協議を行い調整していただくことで、移動と判定されたデータが増加した。

#### 2. データ解析

以下の3つの工程を実施した。

#### 2-1. 位置情報の付与

KDDILocation Data には、位置情報は含まれていない。そこで、まず、Location Data に対し、位置情報を付与する必要がある。

今回、利用するデータの粒度が 125m×125m であるため、ArcGISPro[\*5]のメッシュ作成 アドオンにて、8分の 1 地域メッシュ(第6次メッシュ)を作成し、その中心点を Location Data の位置情報とした。

項目名	内容	(P)
yyyymm	年月	202204
mesh_size	メッシュサイズ	125
yyyymmdd	年月日(yyyyMMdd)	20220401
start_mesh_area	出発メッシュエリア	533925463
start_city	出発市区町村コード(総務省 全国地方公共団体コード6桁の下一桁を含まない5桁)	13111
start_time	出発時間帯(h:mm)	9:15
end_mesh_area	到着メッシュエリア	533925465
end_city	到着市区町村コード(総務省 全国地方公共団体コード6桁の下一桁を含まない5桁)	13111
end_time	到着時間帯(h:mm)	9:30
ODRouteType	移動手段(S:自動車)	s
population	推計人数(15分)	900.63

KDDI Location Data 仕様

8分の1地域メッシュ(125m メッシュ)

図9 位置データの割り付け

位置データ割り付け後のイメージとして 2022 年 4 月 1 日 0 時 15 分帯の OD データを 図 1 0 に示す。

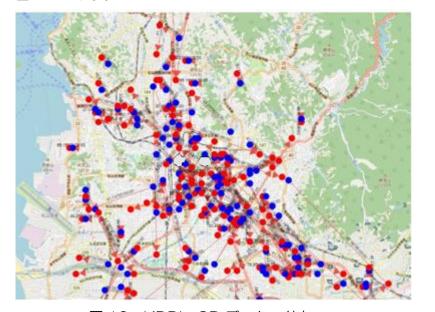


図 10 KDDI OD データの分布

# ・・・出発点・・・到着点

対象データ「S:自動車」

#### 2-2. 移動手段で分割

移動手段でデータ特性があるため、Location Data を移動手段(「S:自動車」)に絞り込み分割した。

#### 2-3. データクリーニング

主にトラカンデータにて降雪や事故などの特殊な渋滞状況を省くため、

各メッシュにおける集計単位(15分)毎の外れ値を除去した。

(Z-score を算出し、一般的な外れ値とされる3以上の値をもつものを除去)

メッシュコード										
同時刻	5000000001	50000000002		_						
2021/10/01 9:00	25	10		_						
2021/10/02 9:00	201	3		外れ値						
2021/10/31 9:00	37	110	/							

図 11 外れ値の除去

#### 〇利用したソフトウェア等[※5]

加工後のデータについては PostgreSQL データベースに保管し、 拡張モジュールである PostGIS を用いて柔軟な抽出・解析を行えるように環境を構築した。 データ解析は Jupyter Notebook 上で Python によるスクリプトで実行。 (そのほか、データベース管理ソフトとして HeidiSQL を利用)

#### 3. ML によるモデル作成

「行=時間」、「列=到着メッシュエリア」の行列(matrix)データから、LSTM AutoEncoder を使い特徴量を抽出し、モデルを作成した。

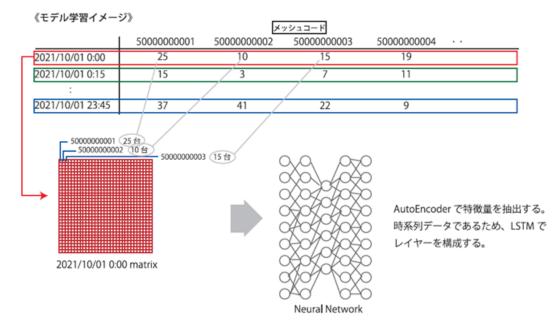


図 12 モデル構成

今回は以下2つのモデルを作成した。

#### モデル A:

・少ない計測箇所の計測値からエリア全体の交通量の推測

#### モデル B:

・前日の交通量から翌日の交通量の推測

#### 3-1. モデル構成

モデル A 及びモデル B は共に LSTM AutoEncoder の機能を使用するが、以下の 2 点が異なる。

- ①学習データ及び教師データの構成
- ②NeuralNetwork のレイヤー構成

#### [モデル A]

モデルAは、「時間毎の交通量の特徴」および「各メッシュ間の相関関係」といった特徴を学習しているため、少ない計測箇所の計測値からエリア全体の交通量を推測することができる。

(解析するための NeuralNetwork レイヤーをメッシュ数および時間数分新しく構築し、 それぞれのつながりを全パターン網羅して実施する形式)

#### 「モデルBI

モデルBは、「時間毎の交通量の特徴」を学習しているため、短時間で翌日の交通量を推測することができる。

(解析するための NeuralNetwork レイヤーを時間数分新しく構築し、実施する形式)

#### モデルの併用

モデル A・B を組み合わせることにより、必要とする期間分の交通量データを柔軟に推測することが可能となる。

#### 〇利用したソフトウェア等[※5]

TensorFlow/Keras (LSTM などの機能を含むライブラリ)にて実装した。

#### 4. トラカンデータモデルの構築

OKDDI Location Data (OD Data) のみによる交通量の把握の問題点

移動手段が「自動車」である KDDI Location Data (OD Data) を対象とした場合、携帯電話 利用者の端末情報であるため推定台数は以下のように不確定な数値である。

- ① 複数人が1台に乗車して移動していることもあるため、端末情報=交通量ではない。
- ② GPS の移動速度から判断されており正確な台数ではない。







(参考) 移動人数は2名であっても、車は1台

図13 車の乗り合わせ

そのため、以下のように KDDI Location Data に実測値であるトラカンデータを組み合わせることで解決する。

追加学習方法として断面交通量を主要路線ごとに 125m メッシュ区切りで距離案分して計算し、その値による比重を都市全体の KDDI Location Data で作成されたシミュレーションモデルに適用することで独自のトラカンデータモデルを構築した。その手順は以下の通り。

①KDDI Location Data のシミュレーションモデル作成(前述3)

対象年月のKDDI Location Data にてモデル構築を 実施し、125m メッシュで区切られた都市全体の推定 人数シミュレーションモデルを作成する。

②主要路線について手動で 160 箇所ほど指定したトラカンデータの測定箇所間について、125m メッシュ区切りで2点間の断面交通量の距離案分を行う。案分された値をそれぞれメッシュ単位で保管する。



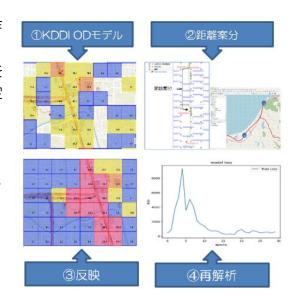


図15 モデル構築手順

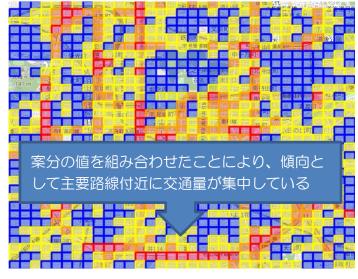
- ③ ②の距離案分結果を①のシミュレーションモデルで解析した結果に上書き反映する。
- ④ ③の結果を再度シミュレーションモデルにて解析する。

上記のような手法は洪水予測などで利用される論文[※4]を参考にした。

#### 2) 分析結果

#### 路線データへの交通量の割り当て

①指定年月のデータを前述4. にて作成したトラカンデータモデルしたモデルにて解析する。 以下のような 125m メッシュごとの交通量が予測できる。



2.6 359.5 98 16.1 7.3

7.8 132.8 54.5 22.6 9.6

8.1 128.6 3.4 41 25.:

50.4 5 58.6 2.7 0.1 37.:

94.1 26.4 9.5 6.3 38.

図16 市街地全体

図17 市街地拡大

②路線とメッシュを重ね合わせ、メッシュの値を路線に反映することで、主要路線上に 実測値を反映する。

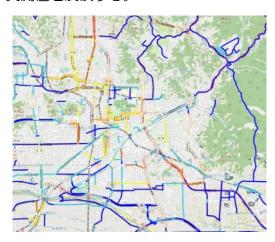


図18 路線イメージ

#### 時間帯による交通量の変化

5:00、8:00、12:00、18:00、23:00 の移り変わりを確認した











図19 路線イメージ(時間ごと)

# 3-3 分析結果を踏まえた課題解決方策の検討結果

### 3-3-1 解決を目指す課題

#### トラカンシミュレーションモデルの評価

#### ① 計測箇所

計測方法の異なる3拠点を取り出し、実地確認を実施した。

1 箇所目は、トラカン計測の中間地点であり、路線の実測値の案分が正しく反映されているか。 実際の交通量と差がでていないかを確認するため実施した。

2箇所目は、トラカン計測を行っている路線が近傍にあり、交通量の多い箇所をピックアップ した。3箇所目は、トラカン計測を行っている路線が近傍にない箇所をピックアップした。



図20 調査箇所全体図

調査箇所1.トラカン計測の中間地点(愛媛県松山市井門町付近)

目的)トラカン計測の中間地点であり、路線の実測値の案分が正しく反映されているか。 近傍のトラカン計測点の交通量と大きな差がでていないかを確認する。

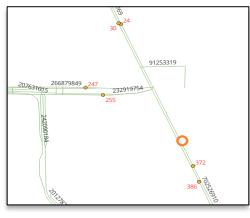


図21 調査箇所1

○•••計測点

・・・トラカン計測点

緑線•••主要路線

調査箇所2. トラカン計測の近傍路線(愛媛県松山市東野1丁目付近)

目的) トラカンデータの実測を行っていない路線であり、トラカン計測箇所が近傍にある 路線にて実測値を計測し確認する。

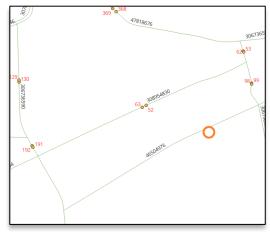


図22 調査箇所2

○•••計測点

・・・トラカン計測点

緑線•••主要路線

調査箇所3.トラカン計測の近傍でない路線(愛媛県松山市和泉南1丁目付近) 目的)トラカンデータの実測を行っていない路線であり、トラカン計測箇所が近傍にない 路線にて実測値を計測し確認する。



図23 調査箇所3

○・・・計測点

・・・トラカン計測点

緑線•••主要路線

#### ② 計測日時

2023年2月28日 および2023年3月2日の2日間、8回(7時、8時、9時、12時、13時、16時、17時、18時)30分間計測

#### ③ 計測方法

目視による計測

#### 〇実地検証(検証前モデル値の妥当性確認)

調査箇所1	7:00	8:00	9:00	12:00	13:00	16:00	17:00	18:00
モデルによる予測値	1407	1457	1406	1463	1451	1464	1428	1437
実測値(2/28)	1467	1440	128	1250	1270	1244	1314	1382
実測値(3/2)								1301
2/28比	1400~1470 の振れ幅となっている。						1.0868	1.0398

図24 調査箇所1のモデル値

調査箇所1について近傍のトラカンデータを確認したところ、 2022年4月は平均して以下のように交通量が変化していた。

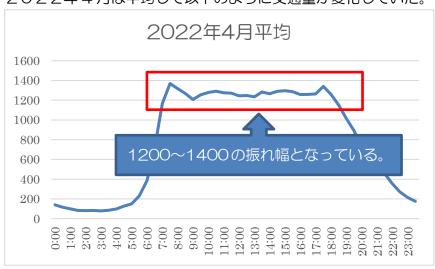


図25 モデル値調査結果

もともとの平均値の振れ幅から推測して、作成したモデルが指し示す予測値は ほぼ誤差がないことから<u>トラカンデータ実測値を持つ路線について、モデルによる予測値は妥当</u> な値を持っていると推定できる。

#### 〇実測値の確認 (実測値の妥当性確認)

調査箇所1	7:00	8:00	9:00	12:00	13:00	16:00	17:00	18:00
モデルによる予測値	1407	1457	1406	1463	1451	1464	1428	1437
実測値(2/28)	1467	1440	1288	1250	1270	1244	1314	1382
実測値(3/2)	1444	1406	1213	1185	1243	1197	1312	1301
2/28比	0.9591	1.0118	1.0916	1.1704	1.1425	1.1768	1.0868	1.0398

調査箇所 2	7:00	8:00	9:00	12:00	13:00	16:00	17:00	18:00
モデルによる予測値	410	415	489	530	537	506	520	523
実測値(2/28)	302	390	343	436	399	437	402	445
実測値(3/2)	295	360	341	419	338	386	333	385
2/28比	1.3576	1.0641	1.4257	1.2156	1.3459	1.1579	1.2935	1.1753

調査箇所3	7:00	8:00	9:00	12:00	13:00	16:00	17:00	18:00
モデルによる予測値	48.32	86.15	142	115.47	115.48	115.48	115.48	122
実測値(2/28)	562	615	641	671	650	763	718	641
実測値(3/2)	584	617	716	728	638	682	716	664

2/28比 0.086 0.1401 0.2215 0.1721 0.1777 0.1513 0.1608 0.1903

調査箇所1については実測値にかなり近づいた値となり、調査箇所2については誤差が生まれたが大きな乖離が発生していないことが確認できた。

トラカンデータ実測値を持たない路線についても、モデルによる予測値は妥当な値を持っている と推定できた。

一方、調査箇所3では値に大きな乖離が発生している。 周辺(山間を含む)部について交通量の調査・補完が必要であることが分かった。

#### 〇周辺(山間)部について交通量の調査・補完について

主にトラカン観測点から離れた箇所の交通量について体感より交通量が少なく表示されている。 地元では抜け道としてよく利用されているため交通量が多いが、それらが反映されていないよう に思われる。



#### 〇問題に対する取り組み

シミュレーションモデル作成前にメッシュごとにトラカンデータのサークルエリア分散による 割り付けを実施し展開することで観測点から外れている箇所についても正しい交通量が設定され るか検証を進めている。

# 4. 今後の展開

# 4-1 事業から得られた成果

携帯電話の位置情報として KDDI Location Data (OD Data) のビックデータが交通量のシミュレーションモデルとして一部課題があるものの、概ね検証できることを確認した。

# 4-2 事業から得られた課題

トラカンデータを用いていない路線について、実際の交通量と一部開きがある箇所がみられた。 したがって、本システムを使用した推定にはもう少しデータ量や分析要素を増加させる必要があると感じた。

原因として KDDI Location Data (OD Data) について2ヵ月間のデータで検証したため、通年にわたる交通量データが推定できない問題があった。

データ量を増やすなどを実施し、さらに交通量シミュレーションを研磨する必要があると感じた。 また、交通量に影響のある上り下りの判別を今回考慮していないため、分類し傾向をつかむ必要 があると感じている。

# 4-3 次年度以降の活動予定

#### 1) 次年度以降の展開

本実証実験事業で作成したモデルを活用して、団体(地方公共団体、商工団体、観光団体)へのさらなる適用を進めていくよう活動を行う。

#### 具体的には以下の通り

- 1) 構築したモデルの活用に向けた取り組みとして、近日中(3月中旬) に開催する 愛媛経済懇話会時に参加者に対し本事業で作成したモデルを紹介後、アンケートを実施する。
- 2)11月に開催される、国土地理院による愛媛地域連携協議会において、本事業での取り組み内容の発表を予定している。
- 3) 構築したモデルのさらなるブラッシュアップとして、愛媛大学 社会共創学部と やり取りを行い、学生と連携してモデル改善を進めていけるよう調整を進めている。

# 5. 参考資料

#### 〇参考文献

- 深層学習によるリンク交通量から OD 交通量の推定手法[※1]
   阿倉 佑樹, Choochotkaew Sunyanan, 天野 辰哉, 山口 弘純, 廣森 聡仁
   https://ipsj.ixsq.nii.ac.jp/ej/index.php?active\_action=repository\_view\_main\_item\_detail&page\_id=13&block\_id=8&item\_id=203679&item\_no=1
- An AutoEncoder and LSTM-Based Traffic Flow Prediction Method[\*2]
   Wangyang Wei, Honghai Wu ,Huadong Ma
   https://www.mdpi.com/1424-8220/19/13/2946
- ・一般交通量調査について[※3]

国土交通省

https://www.mlit.go.jp/road/census/h22-1/data/kasyorep.pdf

転移学習とカップリングした LSTM による洪水予測モデルの開発[※4]
 木村 延明, 吉永 育生, 関島 建志, 安瀬地 一作, 馬場 大地
 https://www.jstage.jst.go.jp/article/river/26/0/26\_187/\_article/-char/ja/

#### 〇利用したソフトウェア [※5]

ArcGISPro

https://www.esrij.com/products/arcgis-pro/

PostgreSQL

https://www.postgresql.org/

PostGIS

https://postgis.net/

• Jupyter Notebook

https://jupyter.org/

Python

https://www.python.jp/

HeidiSQL

https://www.heidisal.com/

TensorFlow/Keras

https://www.tensorflow.org/guide/keras?hl=ja