

# 携帯 GPS データとナンバープレート調査の 組み合わせによる広域の交通流動調査に向けた データ拡大方法の検証

菊池 恵和<sup>1</sup>・加藤 直樹<sup>2</sup>・石井 明<sup>3</sup>・菅原 宏明<sup>4</sup>

<sup>1</sup>正会員 八千代エンジニアリング株式会社 技術開発研究所 (〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8)

E-mail: ys-kikuchi@yachiyo-eng.co.jp (Corresponding Author)

<sup>2</sup>正会員 八千代エンジニアリング株式会社 技術開発研究所 (〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8)

E-mail: nk-kato@yachiyo-eng.co.jp

<sup>3</sup>正会員 八千代エンジニアリング株式会社 技術開発研究所 (〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8)

E-mail: akri-ishii@yachiyo-eng.co.jp

<sup>4</sup>正会員 八千代エンジニアリング株式会社 技術開発研究所 (〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8)

E-mail: sugawara@yachiyo-eng.co.jp

交通計画や都市計画、地域振興などの検討時に基礎資料となる交通流動調査は、主に人手によるパーソントリップ調査で実施されているほか、携帯 GPS データ等を活用する例もあるが、いずれもサンプル調査で全量把握が難しい。また、複数地点でナンバープレート調査を行いマッチングする方法もあるが、地点や時間が増加するにつれて作業時間や費用が大きくなる。そこで本研究では、広域で長時間にわたる携帯 GPS データと短時間の特定地点の精緻な AI ナンバープレート読み取り調査の結果を組み合わせデータの時系列間の特徴把握を実施した。その結果、携帯 GPS データと AI ナンバープレート読み取り調査の間には1日の観測時間帯における増減等の相関性があることを示し、携帯 GPS データの調査結果を交通流動調査に活用できる可能性を確認した。

**Key Words:** mobile GPS data, AI, number plate survey, traffic flow survey, data expansion

## 1. 背景・目的

地方都市圏では公共交通のシェアが低下する一方で、自家用車の増加により自家用車への依存が高まっている。その結果、交通集中等による道路渋滞や路上滞留が発生し、公共交通の利便性を損なうことがある。これにより、公共交通利用者がさらに減少し、自家用車への依存が強まるという悪循環が見られる。

この悪循環を断ち切るためには、道路設計や公共交通の配置、物流システムの効率化等の対策が不可欠であり、その検討には利用者の OD 情報や移動時間帯等、交通流動の把握が求められる。交通流動調査手法には、主流となっているパーソントリップ調査のほか、2000年代前半から検討が進められている携帯 GPS データ等のプローブデータの位置情報から交通流動を把握する手法<sup>2,3)</sup>が

あるが、サンプル調査であり全量把握が難しい。一方、ナンバープレート調査は全数調査が可能であるものの、組み合わせにより実現できる可能性があるが、多地点での実施には多大なコストと時間を要する。近年、発展している AI によるナンバープレート読み取り技術も、広域調査ではカメラ設置やデータ解析時間に課題が残る。

携帯 GPS データを全量化する方法としては、携帯 GPS データを国勢調査の結果から拡大する方法<sup>4)</sup>等が検討されている。この手法では地域ごとの人口に応じた推定はできているものの、具体的な道路等の通過交通量などの全数把握は難しい。それに対し、短時間の特定地点の精緻な AI ナンバープレート読み取り調査との組み合わせることで、効率的に携帯 GPS データから特徴量を取得し、データの全量化など交通流動調査に活用できる可能性がある。菊池ら<sup>5)</sup>は、広域・長時間の携帯 GPS データと特

定地点・短時間の AI ナンバープレート読み取り調査間の台数比率等の検討を実施し、量データの相関関係が示されている。本研究では、広域・長時間の携帯GPSデータと、短時間・特定地点の AI ナンバープレート読み取り調査のデータ間の更に詳細な時系列特徴把握を行い、携帯GPSデータの交通流動調査への活用可能性を探る。

## 2. 使用データ・調査地点

### (1) 携帯 GPS データ

携帯GPSデータとして株式会社ログウォッチャーが提供する Profile Passport DMP を用いた。株式会社ログウォッチャーのデータ概要は以下の通りである。

- データ概要：提携スマホアプリをダウンロードし、データ取得の承諾を行ったユーザーから、5～15分間隔で取得した緯度経度等の位置情報
- 取得対象：琉球大学内を通過したトリップが含まれるユーザーの全移動データ  
※ログウォッチャー株式会社では、個人を特定できる情報は扱っていない
- 分析対象：2022年12月13日(火)

### (2) AI ナンバープレート読み取り

ビデオカメラで撮影した動画に対し、小篠ら<sup>9)</sup>が検討した深層学習を用いた画像解析により交通量計測とナンバープレート情報認識を同時に行う AI システム「TRAVIC」を活用した。動画撮影条件は以下のとおり。

- 計測日時：2022年12月13日(火) 7時～19時  
※連続12時間調査、新型コロナウイルスの蔓延中でリモート・対面講義が併用
- 設置場所：大学の出入口3断面合計6方向
- 撮影機材：SONY FDR-AX45

### (3) 調査地点

検証フィールドは沖縄県の琉球大学に設定した。

## 3. 分析結果

### (1) 携帯 GPS データ

株式会社ログウォッチャーのデータは「移動」「滞在」が区別されていない。そのため、これらを分離する前処理を行った。菊池ら<sup>5)</sup>も、携帯GPSデータをODとして集約したデータを分析したが、以下の問題があった。

- ある1日に1度以上琉球大学内に移動履歴がある利用者の全移動データを含むため、琉球大学に関係のない移動も含む

- 出発時刻・到着時刻からは大学の流入・流出時刻がわからず、時間帯別特性の整理の際に誤差が生じる
- 1時間単位で整理するとサンプル数が少なくなる  
以下の手順で「移動」「滞在」の分離、琉球大学を通過する移動の抽出、及び流入・流出時刻を実施した。この前処理の結果、対象となる移動数は310となった(2022年12月13日の1日間)。

### 【処理手順】

1. 連続する2地点間の直線距離差が一定の閾値を下回る場合、「滞在」と判定
2. 直線距離差が閾値を上回る場合、観測前後の時間差と距離差を計算し、時速2km以上を「移動」と判定
3. 上記の処理をすべてのポイントに適用
4. 連続の「滞在」が10分以内の情報を「移動」に修正
5. 琉球大学敷地内を通過しなかった「移動」を削除
6. 「移動」から出発地・到着地をODとして整理
7. 琉球大学への流入・流出時刻を特定し整理  
流入時刻：琉球大学内で一番最初に観測された時刻  
流出時刻：最後に観測された時刻

上記処理後の琉球大学内を通過したODを図-1に示す。琉球大学が位置する宜野湾市・西原町・中城村に加え、那覇市や浦添市を発着するODが多い傾向が確認された。なお、プライバシー保護のためトリップエンドは起終点付近で秘匿処理され、琉球大学を目的地とする車両が対象に含まれない可能性がある点は留意が必要である。また図外となる沖縄県北部の名護市を目的地とするサンプルが1件見られた。

また、自治体別に集計すると、大学が位置する自治体間のODと、出発地と到着地が同一のODで約6割を占めた。これは、琉球大学が3市町村の境に位置していることから、通学や通勤だけでなく、抜け道や送迎等に利用されていることを示唆している。



図-1 OD図化結果及び自治体別OD抽出結果

さらに、交通の利用用途を「滞在交通（大学を目的地とする）」と「通過・送迎交通（大学を通過する）」に分類した。分類条件・集計結果を表-2に示す。その結果、滞在交通が55%を占める一方で、通過・送迎車両も約4割を占めており、無視できない量であることが分かった。

用途別、到着・出発時間帯別に整理した結果を図-2に示す。送迎・通過交通は朝の7時台、午後の14時台、夕方の18時台に多く観測された。これは、朝夕の通勤・通学に加え、付属小中学校への送迎が主な要因と考えられる。一方、滞在交通は午後にかけて流出が増加しており、講義の終了時間と一致する傾向が見られた。一方で、午前中の講義開始時間帯前後の流入台数は想定より少なかった。要因として、プライバシー保護のための秘匿処理により、大学内への流入車両が正確に把握できていない可能性がある。そのため、今後の分析ではこの点への対応が求められる。また、携帯GPSデータの総通過台数は1日で150台程度と少なく、時間帯や用途別に分類するとさらにサンプル数が減少する点が課題として挙げられる。このため、データ拡大を拡大する場合は、そのため、データを拡大する場合は、時間帯別の台数比率を基に推計する方法や、他の日の調査データと組合せ一定数のサンプル数を確保したうえで実施することが望ましい。

## (2) AI ナンバープレート読み取り

菊池ら<sup>9)</sup>の先行研究で報告されている、図-3に示す琉球大学の出入口（3断面6方向）でAIナンバープレート読み取り調査を行ったデータ（観測台数4,584台）を分析した。この観測台数は、大学を出入りした車両全体の約65%に相当する。

携帯GPSデータとの比較のため、このデータを「滞在交通（大学が目的地・出発地）」と「送迎・通過交通（大学を短時間で通過）」に分類した。分類条件・割合は表-3に記す。分類結果は、滞在交通が57%、送迎・通過車両は43%という割合になり、送迎・通過交通も2,000台程度と一定の交通量があることが示された。また、表-2に示した携帯GPSデータの分析結果（滞在交通55%、通過・送迎交通45%）と非常に近い値を示している。携帯GPSデータとも非常に近い値を示している。

流入・流出の時間帯別交通量を図-4に示す。滞在交通は、講義の時間に合わせて変動しており、流入は8、10、12時台に、流出は講義終了後の12、14、16時台に増加する傾向が見られた。一方、送迎・通過交通は、朝の通勤や夕方の時間帯にも交通量が増加していた。なお、送迎・通過交通の大学内滞在時間は10分以下と定義したため、流入・流出の時間帯別交通量の傾向は同じである。また、当該日付の日没が17時半頃であり、18時台はナ

ンバーの読み取りができず集計対象外である<sup>9)</sup>。

表-2 用途別分類条件・分類結果（携帯GPSデータ）

用途	条件	OD数	割合
滞在交通	琉球大敷地内で出発か到着	86	55.5%
送迎・通過交通	滞在交通に該当しない	69	44.5%

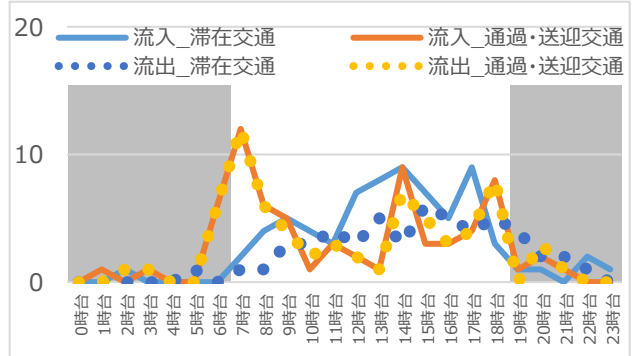


図-2 流入流出時間帯別・用途別OD交通量(携帯GPSデータ)  
(TRAVICでの調査対象時間外は灰色ハッチ)



図-3 琉球大学の出入口<sup>9)</sup>

表-3 用途別分類条件(AIナンバープレート読み取り)

用途	条件	OD数	割合
滞在交通	大学内滞在時間が10分以上	2,631	57.4%
送迎・通過交通	大学内滞在時間が10分以下	1,953	42.6%

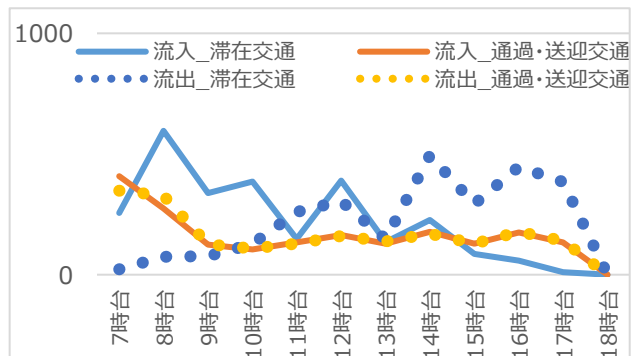


図-4 流入流出時間帯別・用途別交通量  
(AIナンバープレート読み取り調査)

時間帯別・用途別の交通量観測結果を比較したところ、以下の点で一致した。結果を図5・図6に示す。

- 大学から流出する滞在交通は、夕方に増加
- 通過・送迎交通は通勤・通学時間帯や午後の講義終了後に多い

これらの結果は、携帯 GPS データと AI ナンバープレート読み取り調査が交通流動の動態を一定の水準で同一の傾向として把握できることを示している。

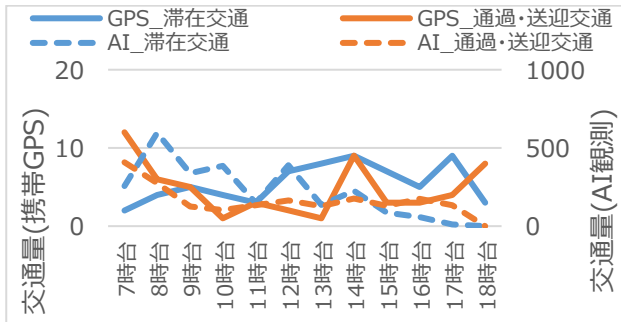


図5 時間帯・用途別交通量 (大学への流入)

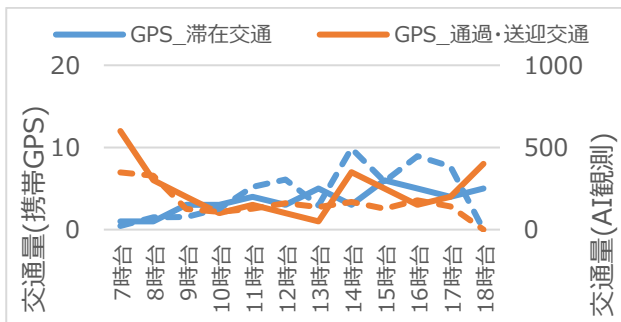


図6 時間帯・用途別交通量 (大学からの流出)

#### 4. データの組み合わせに関する検討

##### (1) 調査時間帯全体を通したデータの相関性

携帯 GPS データと AI ナンバープレート読み取り調査の交通量が通学・通勤時間帯や講義時間帯に応じて類似した傾向を示すことを確認した。この類似性が偶然でないことを定量的に評価するため、両データ間の相関性をコサイン類似度を用いて検証した。コサイン類似度は、ベクトル間の向き類似性を測る指標であり、時間帯別の交通量パターンがどれだけ似ているかを評価するのに適している。計算式を式-1に示す。

$$\cos\theta = \frac{\sum_t^n A_t B_t}{\sqrt{\sum_t^n A_t^2} \sqrt{\sum_t^n B_t^2}} \quad (1)$$

ここで、 $A_t$ は携帯 GPS データで観測された1時間当たりの交通量、 $B_t$ はAI ナンプレ調査で観測された1時間当たりの交通量、 $t$ は時間帯( $t$ 時台)を示している。なお、分析には夜間でデータ取得が困難な18時台を除く、7～

17時台の各時間帯の交通量データを利用した。その結果を表-4に示す。

- 流入交通のうち、滞在交通のコサイン類似度は0.676とやや低い。携帯 GPS データでは午前中の滞在交通の流入数が少なく観測されたためと考えられる。通過・送迎車両と合計した交通量では、コサイン類似度は0.856に上昇した。
- 流出交通のコサイン類似度は0.937と高い値を示した。これらの結果は、携帯 GPS データと AI ナンバープレート調査結果の間に強い時間帯別パターンの類似性があることを示唆しており、携帯GPSデータが交通流動のパターンを把握する上で有効なツールとなりうることを裏付けている。また、携帯GPSデータを交通流動調査に活用する際、全量化のプロセスにおいて用途別(滞在・通過)に細かく分類するのではなく、全交通量を対象として拡大する方法が有効であると判断した。これは、携帯GPSデータの用途別・時間帯別のサンプル数が少ないため、細分化すると信頼性が低下する可能性があるためである。拡大後に、別途割合を割り当てて用途別の推計を行うことが現実的なアプローチと考えられる。

表-4 用途別・交通方向別コサイン類似度 (7時～17時)

用途	流入交通	流出交通
滞在交通	0.676	0.885
通過・送迎車両	0.935	0.934
合計	0.856	0.937

##### (2) 調査時間帯ごとのデータの相関性

個々の時間帯が前後の時間帯に影響を与えているか、すなわち時系列的な関連性があるかを検証するため、以下の3つの手法で時系列分析を行った。

- 自己相関関数(ACF)：携帯 GPS データ単独の時系列データの相関パターンを分析
- 偏自己相関関数(PACF)：携帯 GPS データ内で、特定の時間差を持つ直接的な影響力を評価
- クロス相関関数(CCF)：携帯 GPS データの結果が、AI ナンバープレート調査による現在の交通量にどの程度影響するかを評価

自己相関関数 $r_k$ 、偏自己相関関数 $\alpha_k$ 、クロス相関関数 $r_{xy}(k)$ は式-2～式-4で計算される。なお、偏自己相関係数 $\alpha_k$ は通常、式-3に示すユール・ウォーカー方程式(Yule-Walker Equations)を用いて再帰的に計算される。

$$cr_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (A_t - \bar{A})(A_{t-k} - \bar{A})}{\sum_{t=k+1}^n (A_{t-k} - \bar{A})^2} \quad (2)$$

$$\sum_{i=i}^k \alpha_{k,i} r_{|j-i|} = r_j \quad \text{for } j = 1, 2, \dots, k \quad (3)$$

$$r_{xy}(k) = \frac{\sum_{t=k+1}^n (A_t - \bar{A})(B_{t-k} - \bar{B})}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (A_t - \bar{A})^2} \sqrt{\sum_{t=1}^n (B_t - \bar{B})^2}} \quad (4)$$

ここで、 $A_t$ は携帯GPSデータで観測された1時間当たりの交通量、 $B_t$ はAIナンバープレート読み取り調査で観測された1時間当たりの交通量、 $t$ は時間帯( $t$ 時台)、 $\bar{A}$ は携帯GPSデータで観測された1時間当たりの交通量の平均値、 $\bar{B}$ はAIナンバープレート読み取り調査で観測された1時間当たりの交通量の平均値、 $n$ は時系列データの観測値の総数、 $k$ はラグ(時間差)を示している。

計算結果を、図7~図10に示す。分析結果は、統計的に有意な相関を示さなかった。自己相関関数や偏自己相関関数のグラフは、いずれも信頼区間(青い帯)の内側に留まり、交通量が別の時間帯に影響されることはない。クロス相関関数の最大値も0.4と強い相関を示すには至らなかった。この結果は、1日のデータセット内では、ある時間帯の交通量が他の時間帯の交通量を直接的に推定する根拠にはならないことを意味する。ただし、前述のコサイン類似度分析で示したように、交通量の増減パターン自体は類似しているため、ある日の携帯GPSデータから別の日のAIナンバープレート読み取り結果にパターンを拡大し推定できる可能性は残されている。

また、今回の分析では時系列的な関連性が見出されなかったが、これは分析単位が1時間であることに起因する可能性がある。大学の講義時間単位等を考慮し、1時間以外の単位でデータを整理することで精度が向上する可能性がある。

更に、本研究では分析対象日が1日分のみであるため、携帯GPSデータのサンプル数が少なく、信頼性の高い分析が困難であった。今後は、複数の日時のデータを用いて特徴を抽出し、より精度の高い分析を行う必要がある。

分析の際は、マトリックス評価などの手法を用いて、複数の時間帯の影響を総合的に評価することも重要である。

## 5. まとめ・今後の課題

本研究では、携帯GPSデータを広域の交通流動調査への活用に向け、携帯GPSデータとAIナンバープレート調査を組み合わせ、そのデータの特徴抽出の可能性を検証した。その結果、両データは1日の観測時間帯における交通量の増減傾向に強い相関性があることを示し、携帯GPSデータを交通流動調査に活用できる可能性を確認した。

更なる精度向上と汎用化に向け、以下の3つの課題が挙げられる。1点目は、複数日データとの組合せである。今回の分析は1日分のデータに限定されており、1時間あたりのサンプル数が最大で15件と少なかった。複数の日々のデータを組み合わせることで、分析の精度と信頼性を向上させる必要がある。2点目は、多様な時間単位での時系列分析である。大学の授業スケジュールなど、1時間単位以外での時間的要因が交通流動に影響を与えている可能性がある。集計単位を再検討し、より細かな時間単位での時系列分析を行うことで、精緻な特徴抽出が可能になると考えられる。3点目は、多地点での解析である。本研究では3地点のみでの分析に留まった。より複雑な道路ネットワークを持つ多地点での検証を行い、多様な環境下でも適用可能な、効率的かつ精緻な交通流動分析方法を確立する必要がある。

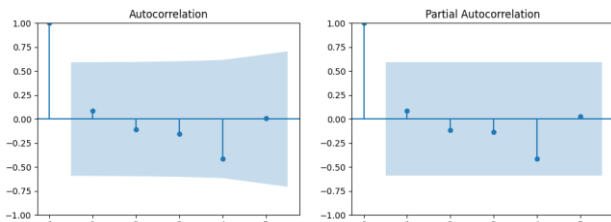


図7 流入交通の時間差別自己相関係数(左)と偏自己相関係数(右) (携帯GPSデータによる観測)

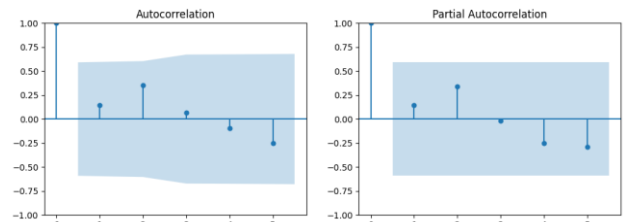


図9 流出交通の時間差別自己相関係数(左)と偏自己相関係数(右) (携帯GPSデータによる観測)

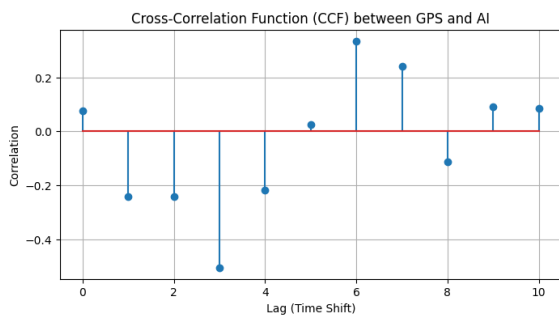


図8 流入交通の携帯GPSデータとAIナンバープレート調査間の時間差別クロス相関係数

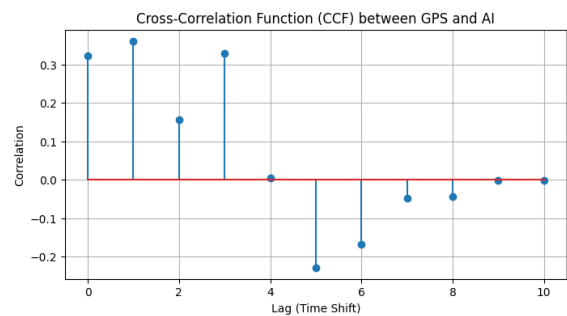


図10 流出交通の携帯GPSデータとAIナンバープレート調査間の時間差別クロス相関係数

謝辞：琉球大学神谷准教授には、大学内での交通量調査の実施に際して、助言・アドバイス及び大学との調整にご協力頂いた。また、琉球大学神谷研究室の学生の皆様には、AI ナンバープレート調査実施に向け動画撮影の際の現地での立会等協力を頂いた。この場を借りてお礼申し上げます。

## REFERENCES

- 1) 都市における人の動きとその変化～平成 27 年全国都市交通特性調査集計結果より～，国土交通省都市局都市計画課都市計画調査室，<https://www.mlit.go.jp/common/001223976.pdf>（参照 2025-10-10）
- 2) 川本義海，林快宗，三村泰広，本多義明：道路交通調査における携帯型 GPS の実用性の検討，土木学会第 59 回年次学術講演会，2004
- 3) 飯島護久，堀口良太：プローブデータに基づくエリア流動性情報提供に関する研究，第 9 回 ITS シンポジウム，2010
- 4) 坂匠，山本俊行，薄井智貴：携帯電話の位置情報集計データを用いた目的別時間帯別 OD 交通量の推定，土木学会論文集 D3（土木計画学），Vol. 74, No. 5, pp. I-1081-1090, 2018
- 5) 菊池恵和，加藤直樹，作田莉子，菅原宏明：携帯 GPS データと AI ナンバープレート調査の組み合わせによる広域の交通流動調査方法の検討，第 71 回土木計画学研究・論文集，2025
- 6) キャンパスマップ，琉球大学，2022，<https://www.u-ryukyu.ac.jp/campus-map/>（参照 2025-10-10）
- 7) 小篠耕平，菅原宏明，藤井純一郎，大久保順一，岡野将大：路側からの撮影動画を用いた車種別車両計測とナンバープレート認識の複合認識システムの開発および精度検証，土木学会全国大会，2021
- 8) 国立天文台：日の出入り（那覇（沖縄県）：2022 年 12 月），国立天文台 HP，2022，<https://eco.mtk.nao.ac.jp/koyomi/dni/2022/s4812.html>（参照 2025-10-10）

(Received October 10, 2025)

## VERIFICATION OF A METHOD TO EXPAND DATA FOR WIDE-AREA TRAFFIC FLOW SURVEY BY COMBINING MOBILE GPS DATA AND LICENSE PLATE SURVEYS

Yoshikazu KIKUCHI, Naoki KATOH, Akira ISHII and Hiroaki SUGAWARA

Traffic flow surveys typically rely on manual person trip surveys or sampled mobile GPS data, making it challenging to achieve comprehensive data coverage. While multi-site license plate matching offers a comprehensive view, the associated labor and costs increase significantly with the number of locations and duration. This research addresses these limitations by integrating wide-area, long-duration mobile GPS data with precise, short-duration AI-based license plate recognition data from specific locations. A time-series analysis of the combined dataset revealed a significant correlation in the daily fluctuations and temporal trends between the two data sources. This finding demonstrates the feasibility of leveraging mobile GPS data for traffic flow surveys.