

道路政策の質の向上に資する技術研究開発

【研究状況報告書（2年目の研究対象）】

| | | | | | | |
|---|----------------|-----------------------------|-----------------------|-----------|------------|--|
| ①研究代表者 | 氏名（ふりがな） | | 所属 | | 役職 | |
| | 宇野 伸宏（うの のぶひろ） | | 京都大学工学研究科 社会基盤工学専攻 | | 教授 | |
| ②研究 テーマ | 名称 | 観光流動把握を目的とした交通流動推定システムの研究開発 | | | | |
| | 政策 領域 | [主領域] | 3：新たな情報サービスと利用満足度向上 | 公募 タイプ | タイプI ソフト分野 | |
| | | [副領域] | | | | |
| ③研究経費（単位：万円） ※H29は精算額、H30は受託額、 H31は計画額を記入。端数切捨。 | 平成29年度 | 平成30年度 | 平成31年度 | 総合計 | | |
| | 999 | 1,130 | 1,820 | 3,949 | | |
| ④研究者氏名（研究代表者以外の主な研究者の氏名、所属・役職を記入。なお、記入欄が足りない場合は適宜追加下さい。） | | | | | | |
| 氏名 | | 所属・役職 | | | | |
| 西田 純二 | | 京都大学経営管理大学院・特命教授 | | | | |
| 清水 哲夫 | | 首都大学東京都市環境学部・教授 | | | | |
| 倉内 文孝 | | 岐阜大学工学部・教授 | | | | |
| シュマッカー・ヤンディヤク | | 京都大学工学研究科・准教授 | | | | |
| 嶋本 寛 | | 宮崎大学工学部・准教授 | | | | |
| 中村 俊之 | | 名古屋大学未来社会創造機構・特任准教授 | | | | |
| 杉浦 聡志 | | 岐阜大学工学部・助教 | | | | |
| 木村 優介 | | 京都大学工学研究科・助教 | | | | |

⑤研究の目的・目標（提案書に記載した研究の目的・目標を簡潔に記入。）

本研究では、OD交通量推定モデルを核とし、各種の移動体データを活用しつつ、観光流動をはじめとする都市内のトリップベースの交通流動（トリップパターン）およびトリップチェーンを把握可能な交通流動推定システムの開発をめざす。この目的を達成するために、本年度は以下の5点の研究開発を行う。

A.移動体通信データによる繁忙期または交通マネジメント方策実施時の交通流動観測

京都市における交通流動の観測を実施する。モバイル空間統計データ、ETC2.0データ、交通量感知器データ、経路探索履歴データ等を収集するとともに、Wi-Fiパケットセンサを市内の主要観光スポット、バス停などに設置することを目指す。

B.自動車のトリップパターン推定モデルの構築

自動車のトリップベースのOD交通量推定モデルを構築する。モデルの基本構造は最小二乗推定量をベースとし、空間的な交通移動を主モデルで、交通量の時間的な伝播を副モデルで表現する。実規模ネットワークにおいて、交通流シミュレーションを用いた仮想的な真値を作成し、その値にどの程度まで近づけることが可能か検証し、さらには観測誤差の影響に関する感度分析等を実施する。

C. 乗客のトリップパターン推定モデルの構築・検証

公共交通ネットワーク上の乗客のトリップパターンを推定可能なモデルの構築を行う。利用可能なデータ群を考慮し、京都市に適した公共交通ネットワーク上での乗客トリップモデルの構築を行う。その上で、実サイズのネットワークにおいて「仮想的な観測値」を作成し、その一部を入力データとしたときの推定精度の検証を行う。

D. トリップチェーン推定モデルの構築・検証

B, Cにて得られる自動車・乗客のトリップパターンを所与とし、モバイル空間統計による滞留人数の利用を想定したトリップチェーン推定モデルの構築を試みる。ここでは複数の時間帯の過程を考慮可能な多段階マルコフ連鎖を援用する。実サイズのネットワークにおいて「仮想的な観測値」を作成し、その一部を入力値としたときの推定精度の検証を行う。

E. 交通マネジメント方策の影響評価に関する基礎分析

Aで得たデータを活用し、観光マネジメント方策実施等を想定しつつ、訪問者の滞留、流動状況変化、交通システムへの影響について分析を行う。

⑥これまでの研究経過

(研究の進捗状況について、これまでに得られた研究成果や目標の達成状況とその根拠（データ等）を必要に応じて図表等を用いながら具体的に記入。)

研究の進捗状況について、5つの研究開発テーマ毎に記述する。

A. 移動体通信データによる繁忙期または交通マネジメント方策実施時の交通流動観測

(1) 交通流動観測の概要

京都市における交通流動の把握に資するため、モバイル空間統計データ、ETC2.0データ等の収集を進めてきている。加えて、Wi-Fiパケットセンサを市内の主要観光スポット、バス停などに設置することを進めてきた。平成29年9月に国土交通省より、ICT・AIを活用したエリア観光渋滞対策の実験・実装を図る「観光交通イノベーション地域」に京都市は選定されたことを受け、京都国道事務所との連携を通じ、JR西日本の協力も得て、市内の主要な交通結節点、観光エリアにWi-Fiパケットセンサを設置し、市内全域での訪問者などの流動を計測できる環境を整えてきた。本研究において設置した10台のセンサの設置位置は、図-1の通りである。なお図-1右のリストには本研究と連携して設置された京都国道工事事務所による15カ所のセンサ設置個所を示している。またこれ以外にJR西日本が京都市内のJR西日本各駅と京都駅各改札に14台のセンサを設置した。これら39台のセンサで取得したデータを統合し流動計測を行うべく、調査実施の際のプライバシーポリシーの共通化等、実施主体間で緊密な連携を行った。



図-1 Wi-Fi パケットセンサの設置個所

図-2は設置した39台のセンサにより観測したIDの日変化を示している。2018年の秋は暖かく、紅葉が遅れた。このため観光ピークとなる11月23日からの3連休に続いて、12月初旬まで多数の観光客の来訪が観測された。また1週間に3日以上観測されたIDを地域住民 (residents) と定義し、それ以外のIDを来訪者 (visitors) として流動量の変化を見たところ、休日に来訪者が増大し、逆に混雑する休日には地域住民の流動量が半減する傾向が観測された。

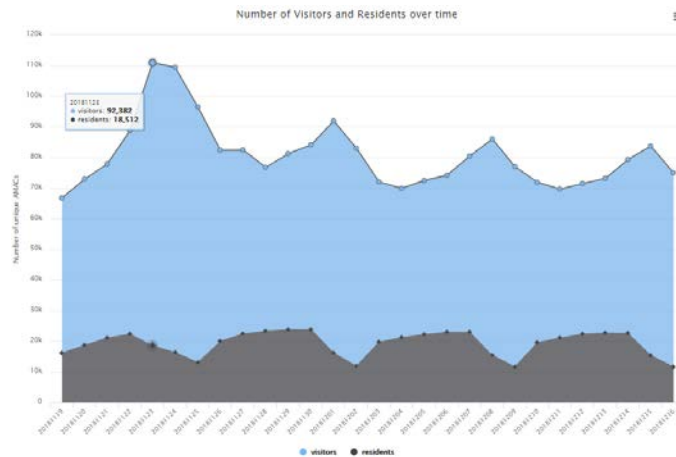


図-2 2018年秋の観光流動量の変化

次に12月1日（土）に複数地点を通過するODとして計測されたIDは187,851となり、このOD表をChord Diagramとして図化した。図-3はJR京都駅を利用するトリップのみを抽出し、その流動状況を示したものである。

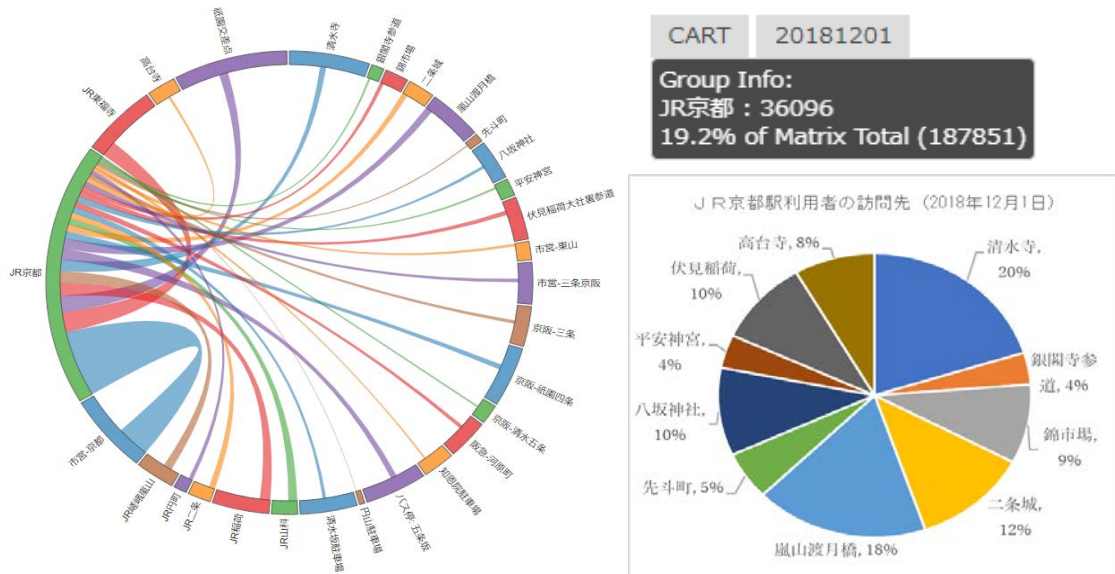


図-3 JR京都駅を利用するトリップの流動

(2)本年度の成果と課題

京都市における交通流動の把握を目指し、モバイル空間統計データ、ETC2.0データ等の収集を進めてきた。加えて、Wi-Fiパケットセンサを市内の主要観光スポット、バス停などに設置することを進めてきた。京都国道事務所、JR西日本との連携により、市内の主要な交通結節点、観光エリアにWi-Fiパケットセンサを設置し、市内全域での訪問者などの流動を計測できる環境を整えた。今後、観光流動という観点での収集データの基礎分析および交通流動モニタリングシステムの入力としての活用を進める。

B.自動車のトリップパターン推定モデルの構築

自動車のトリップベースのOD交通量推定モデルを構築及び改善を試みてきている。特に、ETC2.0データを用いた経路選択特性の分析を進めている。なお、多くのODペアで経路が限定的であることも確認できた。これらの知見のモデルへの適用方法について引き続き検討を続ける。実ネットワークへの適用について、まずはその有用性を検証するために、実規模ネットワークでの仮想データの作成を行った。このデータを活用し、すべてのデータが利用可能としたときの推定結果をみると、十分な精度で推定可能であることが確認できた。今後、観測誤差やデータバイアスなどについて現実的な条件での推定を行うとともに、最新のトラカンデータを活用した推定を検討する。以下では得られた成果をとりまとめる。

(1) ETC2.0データを活用した経路選択特性分析

まず、ETC2.0を用いた経路選択特性について、引き続きETC2.0データを活用し、特に観測されたOD交通量が大きなペアを対象として分析を加えた。本年度は道路交通センサスにて交通量が観測されているリンクに限定し、その区間を通過した交通量を図示することで経路選択傾向を分析した。分析例として、草津市6区（図中赤いエリア）から京都市右京区4区（図中青いエリア）までのODの利用経路（7ヶ月間のデータで101サンプル）を図示したものを図-4に示す。図より、赤いエリアから近江大橋を渡り京都市内を横断する経路（図中赤ルート）がメインであるが、一部名神高速道路を活用し京都南から北上する経路を利用している車両（図中青ルート）がいることが確認できる。また、一般道利用のサンプルの所要時間中央値が58.9分、名神高速利用で53.8分と5分程度の差であった。参考までに、名神高速道路を利用した場合の料金は普通車で580円である。一連の分析を通じ、ODペアごとに経路選択状況を確認するとデータ数が限定的となってしまうことが確認された。

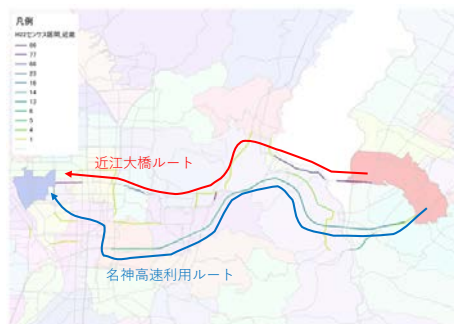
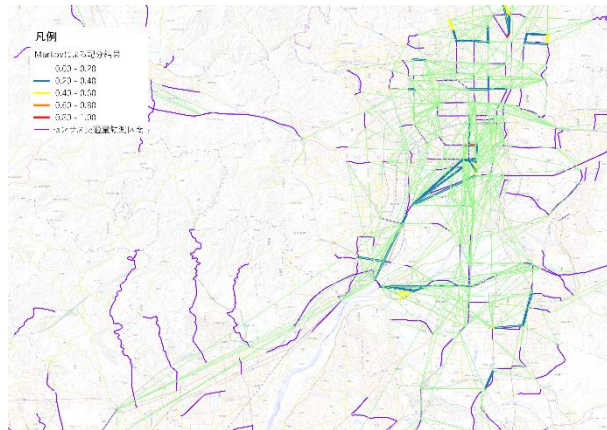


図-4 経路選択状況

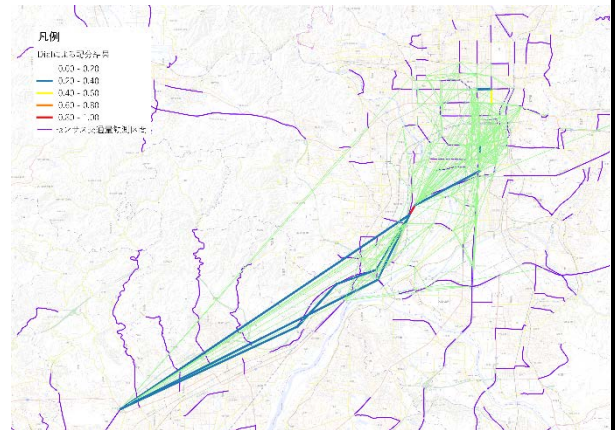
（草津市6区～京都市右京区4区）

(2) 経路利用率算定手法の検討

前年度の検討ではDialのアルゴリズムを用いる場合、経路の排除が大きく影響し経路の多様性がETC2.0データによる観測よりも限定されてしまうことが明らかとなった。一方Markov配分を適用した場合には、循環経路において経路交通量が発散してしまった。本年度はネットワークの表現方法を改め、交通量観測が行われているリンク間を補間リンクでつなぐ抽象ネットワークを構築する方法を検討した。道路交通センサスにおいて交通量が観測されている地点に対応するリンクを観測リンク、それらをつなぐリンクを補間リンクとし抽象ネットワークを構築した。このネットワークにMarkov配分およびDial配分を適用した結果の例として、四条烏丸から茨木IC間の計算結果を図-5に示す。図より昨年度と比較して経路限定は緩和されるが、Markov配分においては、逆行列計算の際にデータ精度が確保されず、フロー保存が成立していないことがわかった。大規模ネットワークでこの傾向が顕著であるため、実規模ネットワークにおけるMarkov配分の適用には課題が残るといえる。Dial配分においては、分散パラメータの値にかかわらずフロー保存則は安定して成立する。また、昨年度の実際の道路リンクに限定した推定と比較して、経路の多様性が確保されており、抽象ネットワークの優位性が確認された。



(a) Markov配分 (分散パラメータ=0.4)



(b) Dial配分 (分散パラメータ=0.4)

図-5 抽象ネットワークにおける両配分の結果

(3) 実規模ネットワークにおける自動車トリップパターン推定モデルの適用性

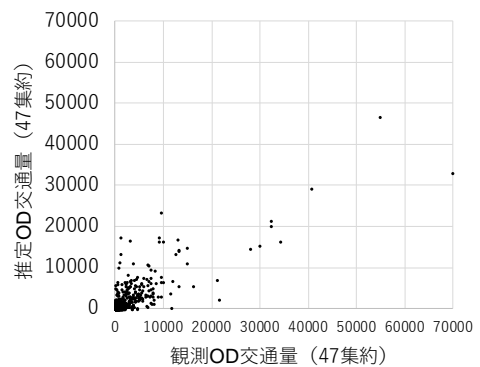
前年度までは簡単な仮想ネットワークでの精度検証および最適化問題の大きさに対する計算速度の検討を加えた。本年度は、実規模ネットワークにおける推定精度を確認するために、図-6の京都市ネットワークにおける仮想状況を交通流シミュレーションにて作成し、インプットデータである動的OD交通量を自動車トリップパターン推定モデルにより推定できるかどうかを検証した。シミュレーションは、(株)ニュージェック所有のものを活用した。結果より、交通量が少ない観測リンクにおいては推定が暴れる傾向があるものの、観測精度が確保されていれば十分な精度で推定可能であることが確認できた。計算時間は全体で10時間程度であり十分計算実施可能といえる。ケーススタディとして、(i)既存OD確率を時間帯ごとではなく日ベースで同じ値をインプットとしたケース、(ii)リンク交通量に誤差を与えたケース、(iii)観測リンクを道路交通センサスで観測されているリンクに限定したケース、の3つを実施した。まず、(i)のケースでは、OD交通量の推定精度が0.978とベースケース(0.990)と比較して若干の低下が見られたが大きな影響がないことが確認できた。次に、(ii)については、観測リンク交通量に分散が0.05および0.1の正規誤差を発生させたところ、それぞれ集約OD交通量の相関係数が0.9794、0.9792とわずかに悪化することが確認された。(iii)について、観測リンクを道路交通センサスで交通量が観測されている550のリンクに限定し計算を実施した。その結果を図-7(a)、(b)に示すが、観測区間を限定することで推定精度の低下が確認された。リンク交通量については、散布図では若干ばらつきが見られるが、相関係数は0.962と十分な精度が確保されているが、OD交通量については相関係数が0.826と精度の低下が大きい。今回の推定においては、550の観測リンクで1,244のODペアの交通量の推定を試みているため、このような結果となったと考えられる。したがって、交通量を観測するリンク総数の増加やゾーン集約を検討する必要があるといえる。

(4) 警察設置の交通量検知器データを用いた推定

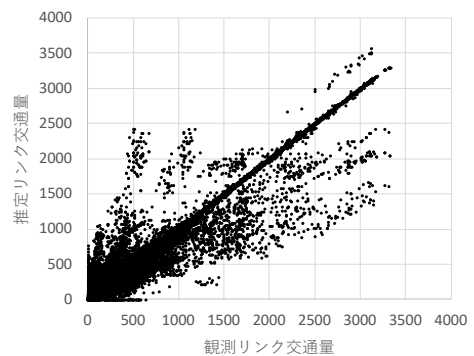
最後に、交通状況データの活用を想定した検討を加えた。具体的には、リンク交通量観測データとして、日本道路交通情報センターを通じて公表されている交通量検知器データを活用することとした。交通量観測されたと仮定できるリンク数は、1,068となった。その結果、OD交通量の相関係数は0.04ポイントほど改善($r=0.869$)しており、検知器データを活用することができ、かつそれらの観測精度が高ければ、推定精度の改善が期待できることが確認できた。



図-6 計算対象ネットワーク



(a) OD交通量 ($r=0.826$)



リンク交通量 ($r=0.962$)

図-7 リンク数を限定した場合の結果

(5) 本年度の成果と課題

以上自動車のトリップパターン推定に関して検討を加えた。その結果、以下が明らかとなった。

- ・ リンク利用率を求めるための経路配分方法について、計算安定性の面から Dial のアルゴリズムを活用することが適当である。ただし、所要時間、費用のみではない経路選択の存在も考えられ、引き続き利用経路の解析が必要である。
- ・ 提案したトリップパターン推定モデルは、計算時間が若干長い傾向にあるものの、実用的な計算時間で実規模ネットワークの推定計算が可能であり、観測交通量の精度が高ければ高い精度で OD 交通量を推定可能である。
- ・ 警察所管の交通量検知器データを追加的に活用し観測地点が増加することで推定精度が改善する可能性があることが確認できた。ただし、その観測精度について留意する必要がある。

なお、本研究課題が最終的にめざすリアルタイムな交通状況把握に向けた検討を進めるためには、常時観測されている交通量検知器データの活用が必須となる。現時点ではそれは困難であるが、日本道路交通情報センターを通じ、現在数ヶ月遅れで交通量検知器データのうち 5 分間交通量は公開されている。このデータとあわせ、ETC2.0 データの所要時間情報データを活用することで、若干のタイムラグはあるものの、最新の交通状況推定が可能であろう。今後、交通量感知器データと ETC2.0 データの取得時期をあわせ、検討を進めていく。

C. 乗客のトリップパターン推定モデルの構築

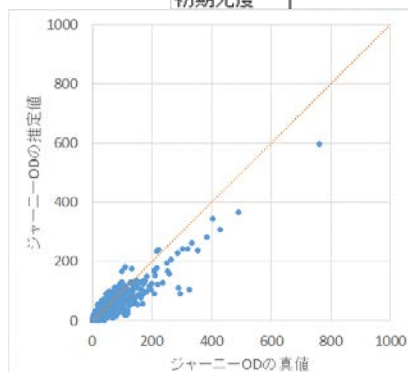
公共交通ネットワーク上の乗客のトリップパターンを推定可能なモデルの構築を行ってきた。平成29年度に構築した乗客フロー推定モデルを京都市に適用できるよう、モデルの改良とネットワークデータの整備を行った。京都市規模へのネットワークに適用することを念頭に、計算の効率化を進めている。その後、京都市規模のネットワークに対して乗客フローの真値から観測誤差を含んだ入力データを作成し、推定精度の検証を行っている。以下に本年度の成果をとりまとめる。

(1) 今年度の成果

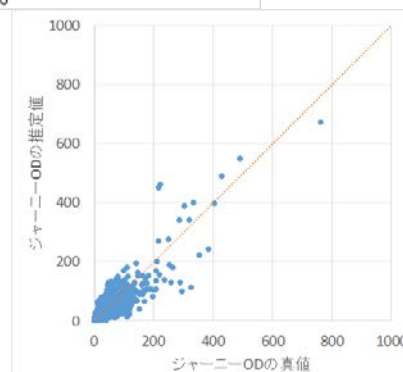
京都市バスネットワークにおける概ね京都駅以北の均一料金区間のエリア（バス停数403、系統数135）を分析対象ネットワークとして、仮想的に設定したジャーニーOD交通量を配分することによりモデル推定のための入力データを与え、ジャーニーODの推定を行った。なお、ジャーニーODの推定に用いるバス停ごとの乗降客数に観測誤差を与えたが、この際の誤差の影響を考慮するため、20回推定を行いRMSE誤差が最小、最大のケースについて考察した。表-1にRMSE誤差が最小のケースと最大のケースにおけるパラメータの推定結果を示す。両ケースとも、すべてのパラメータは統計的と有意となり、直線距離のパラメータ以外は符号条件を満たしていることがわかる。図-8にRMSE誤差が最小、最大のときの推定結果の比較を示す。RMSE誤差が最小のケースでは真値が大きいODペアにおいて過小推定される傾向があるものの、両ケースとも、相関係数は非常に高い値となっていることがわかる。

表-1 ジャーニーOD推定モデルパラメータの推定結果

| | RMSE最小ケース | | | RMSE最大ケース | | |
|------------|-----------|---------|------|-----------|---------|------|
| | 推定値 | t値 | P値 | 推定値 | t値 | P値 |
| 乗車人数 | 0.777 | 263.69 | 0.00 | 0.806 | 44.48 | 0.00 |
| 降車人数 | 0.784 | 417.28 | 0.00 | 0.811 | 34.38 | 0.00 |
| 直線距離 | 0.703 | 126.40 | 0.00 | 0.759 | 139.15 | 0.00 |
| 一般化費用 | -2.375 | -308.50 | 0.00 | -2.521 | -490.97 | 0.00 |
| σ^2 | 0.259 | 133.65 | 0.00 | 0.223 | 29.70 | 0.00 |
| 最終尤度 | -3.01E+04 | | | -2.70E+04 | | |
| 初期尤度 | -2.13E+06 | | | | | |



(a) RMSE 誤差が最小のケース ($R^2 = 0.9224$)



(b) RMSE 誤差が最大のケース ($R^2 = 0.8995$)

図-8 ジャーニーODの推定結果の比較

(2) 本年度の成果と課題

本年度は、昨年度構築した乗客流推定モデルをベースにして京都市規模のネットワークに適用できるよう、計算の効率化を図り、限られたケースではあるが概ね精度良く推定できることを確認した。今後は、多様なケースを設定して推定精度の検証を行い、モデルの特性評価を行う余地がある。その上で、実際に観測データを収集しモデル推定を行いたい。

D. トリップチェーン推定モデルの構築・検証

平成29年度に検討した方針に基づき、B、Cにて得られる自動車及び乗客のトリップパターンを所与としたトリップチェーン推定モデルの構築を進めてきた。本年度は時間帯別の移動、滞留が遷移確率行列として各時間帯の移動・滞留選択確率を記述するモデルをとして構築を進めている。提案モデルの求解性、再現性などのパフォーマンス検証を行うために、Sioux Falls Networkに擬似的なトリップチェーンの正解データを与えた。このトリップチェーンにしたがって、実際の観測を模倣したモバイル空間統計、自動車、公共交通のOD交通量の検証用データを作成した。現在は作成したモバイル空間統計とOD交通量の検証用データに基づいて昨年度提案したモデルによるトリップチェーン推定を試みている。今後、推定した結果で与えたトリップチェーンが再現できるか、どれほどの精度を持ちうるかについて検証する。

(1) トリップチェーン推定モデルの概要

本モデルのインプットは、モード m 別・時間帯 t 別のゾーン (i, j) 間の交通量 (v_{ijmt}) がB、Cから得られているとし、さらにタイプ k 別（観光客およびそれ以外）・時間帯 t 別のゾーン (i, j) 間の交通量 (p_{ijmt}) がモバイル空間統計データから得られているものとし、ここから代表的なトリップチェーンパターンを推定するものである。定式化としては、まず仮に各モード、タイプ別の時間帯別トリップパターン x_{ijkmt} を設定し、その元で時間帯・出発地・タイプが所与の際の目的地・交通機関同時選択モデルを次のように定式化することとした。

$$\Pr(j, m|i, k, t) = \frac{\exp(V(j, m|i, k, t))}{\sum_{j', m'} \exp(V(j', m'|i, k, t))}$$

$$V(j, m|i, k, t) = \frac{\delta_{ikt} + \delta_{jkt}}{2} + \alpha_c c_{ijmt} + \alpha_t t_{ijmt} + \alpha_{km} \gamma_{km}$$

ただし、 $\Pr(j, m|i, k, t)$ ：出発地 i 、時間帯 t 、タイプ k の人はモード m および目的地 j を選択する確率、 $V(j, m|i, k, t)$ ：出発地 i 、時間帯 t 、タイプ k の人はモード m および目的地 j を選択する際の確定効用、 δ_{ikt} ：時間帯 t におけるタイプ k に対するゾーン i の魅力度（未知変数）、 c_{ijmt} ：モード m 、時間帯 t の時のゾーン (i, j) 間の所要費用、 t_{ijmt} ：モード m 、時間帯 t の時のゾーン (i, j) 間の所要時間、 γ_{km} ：タイプ k がモード m を選べば1をとるダミー変数、 $\alpha_c, \alpha_t, \alpha_{km}$ ：パラメータ（未知変数）である。これを x_{ijkmt} を用いて以下の尤度を最大化するようにパラメータ推定する。

$$L(\alpha, \gamma, \delta) = \prod_{i, j, k, m, t} \Pr(j, m|i, k, t)^{x_{ijkmt}}$$

推定されたパラメータを用いると、ある時間帯にあるゾーン i に存在するタイプ k の人がその時間帯 t にモード m で他のゾーン j に移動する（あるいは i にそのまま滞在する）確率 m_{ijkmt} が定義できる。なお、パラメータの中で γ_{km} がタイプごとのモードの選択の嗜好を表しているといえる。そのため、この結果を基に、 x_{ijkmt} の推定を更新することで、適切なモード別・タイプ別トリップパターンを推定可能と考える。

また、同一時間帯に移動するのは最大1回であるとする、遷移後の状態が時間帯 $t + 1$ での初期状態と定義できる。したがって、時間帯 t に各ゾーンで発生する人数を \mathbf{o}_t とし、遷移確率を $\mathbf{M}_t = (m_{ijkmt})$ と定義すると、時間帯 t の滞在人数 \mathbf{z}_t は、 $\mathbf{z}_t = \mathbf{o}_t + \mathbf{M}_t \mathbf{o}_{t-1} + \mathbf{M}_t^2 \mathbf{o}_{t-2} + \dots + \mathbf{M}_t^t \mathbf{o}_0$ と記述できる。この結果混雑が激しい時間帯に対して何らかの対策の結果、所要時間、所要費用や魅力度が変化することで、様々な交通マネジメント方策を評価可能と考える。

(2)モデル検証のための仮想データ作成

提案モデルの求解性、再現性などのパフォーマンス検証を行うために、Sioux Falls Networkに擬似的なトリップチェーンの仮想データを与えた。仮想データはトリップチェーンが明示され、かつ属性が異なる2種類の移動者ごとにチェーンを辿るフローの量が把握できるように作成した。詳細については割愛するが、Sioux Falls Networkの24ノードをゾーンに見立て、各ゾーンに旅行者と住民を想定した異なる属性ごとに魅力度を与えた。異なる属性の人々が設定した移動量を満足しつつ、魅力度に応じて増大する効用を最大にするようにトリップチェーンを構成するような方法を構築した。作成したトリップチェーンとそのフロー量の値を用いて、ゾーンに滞在する人口を集計すればモバイル空間統計を模した観測人口となり、モード別に移動量を集計すれば自動車、公共交通のOD交通量の観測値となる。この正解データを用いて以下では推定モデルを検証する。

(3)モデル推定とその結果考察

(1)で示した方針で推定計算を実施した結果が表-2である。表より仮想データであるため、尤度比はかなり高いこと、そして所要時間および γ に対応したパラメータの t 値も大きいことが確認できる。

表-2 パラメータ推定結果と尤度比

| | α_t | α_{11} | α_{21} | 尤度比 |
|----------|------------|---------------|---------------|-------|
| パラメータ推定値 | -0.569 | -0.904 | -1.156 | 0.928 |
| t 値 | -90.288 | -40.420 | -43.337 | |

推定されたパラメータを用いて、正解データで設定された各時間帯の総発生量と遷移確率を乗じてモデルに予測される \hat{x}_{ijkmt} を算出した。この値と正解データの各時間帯における移動量である x_{ijkmt} を比較し以下の図-9, 10を得た。ただし、ここでは(1)で述べたように x_{ijkmt} を得られたパラメータで更新し、再度推定する試算は行っておらず、初期解の挙動を確認するものである。

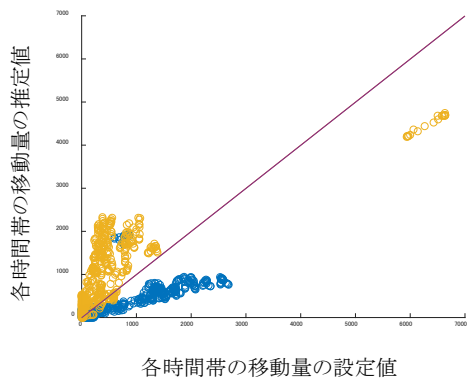


図-9 旅行者の推定値と設定値分布

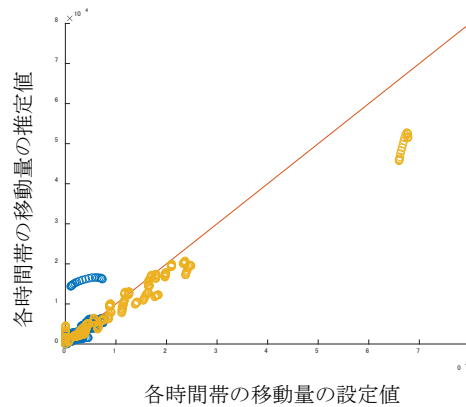


図-10 住民の推定値と設定値分布

図中青色点は自動車利用者，黄色点は公共交通利用者の分布を示す．旅行者の推定結果は，自動車利用者が過小推定，公共交通利用者が過大推定となった．一方で住民の推定は一部のゾーンを除いて精度よく推定できている．ここで住民と旅行者の総量に着目すると，住民は旅行者よりも10倍程度大きな値で設定されている．そのため，住民の行動選択が相対的に交通機関選択に寄与する α_t の推定において支配的であることがこの理由として考えられる．したがって今後は時間に対する選好の重みが旅行者と住民で異なるよう改良して分析する必要があると考えられる．

(4)本年度の成果と課題

本項ではまず，属性・モード別の遷移確率行列を推定するモデルを構築した．つぎにトリップチェーンの推定検証のために仮想的に属性・モード別のトリップチェーンデータを作成し，そこからモバイル空間統計，自動車，公共交通のOD交通量の観測値を模したデータを作成した．作成したデータに基づいて構築したモデルで遷移確率行列を推定した結果，住民を模した人口が大きな属性の推定結果は概ね良好であることはわかった．一方でその結果により旅行者の推定結果が十分な精度が得られないことがわかった．

E. 交通マネジメント方策の影響評価に関する基礎分析

Aで得たデータを活用し、観光マネジメント方策実施等による訪問者の滞留、流動状況変化について分析を行う。この影響評価のために、Wi-Fiパケットセンサデータからの情報抽出法として、系列パターンマイニング手法の適用を検討してきている。現在その妥当性について確認中である。昨年度実施した携帯電話集計データを用いたメッシュ毎の滞留人口の時間変化に関する分析を継続するとともに、バスプローブデータによる路線バスの走行速度の基礎分析も実施し、人の集中と交通への影響の関係についても分析を行ってきた。上記の分析の枠組みの中で、今後イベントなどの実施の影響についても分析を行う。

(1) 系列パターンマイニングを用いた代表的交通流動パターンの抽出

本研究では、京都市が観光流動の把握を目的として2017年10月より2018年3月まで京都市東山区で実施した観光流動調査時に設置した20個のWi-Fiパケットセンサデータを用いる。このうち、2017年11月12日のデータを観測地点、滞在時間などの情報を元に非階層クラスタリングにより4つに分類し、観光客が多いと思われるクラスターに分類されたデータを利用する。表-3は使用データの概要である。なお、同一アドレスがあるセンサで観測された次に別センサで観測された場合移動とカウントしている。また、センサ設置位置は図-12を参照のこと。

表-3 使用データの概要

| アドレス数 | パケット数 | 平均移動回数 |
|-------|-------|--------|
| 2232 | 10318 | 4.62 |

表-4 パターン抽出結果（平均）

| 抽出パターン数 | 支持度 | 確信度 | リフト値 | 移動回数 |
|---------|-------|-------|-------|-------|
| 1281172 | 0.002 | 0.858 | 3.184 | 8.372 |

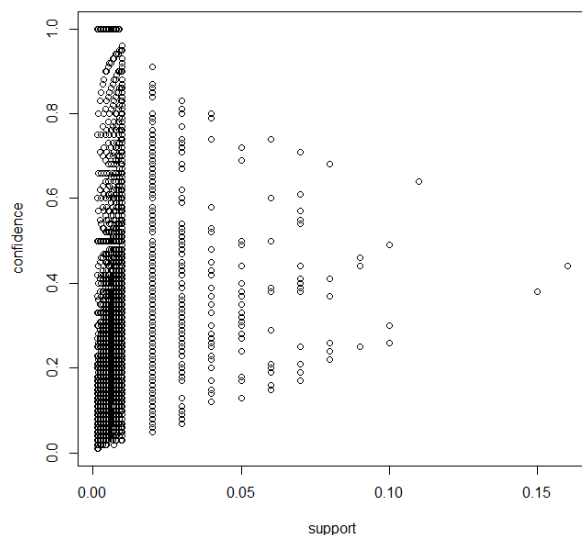


図-11 支持度と確信度の関係



図-12 移動パターンの例

系列パターンマイニングとは時間順に並べられたアイテムの順列の中から頻出する順列を抽出する手法である。ここでは、捕捉されたセンサの番号の順列を対象として頻出パターンを求める。今、あるアドレス r のデータ列を $T_r = \{t_{1r}, t_{2r}, \dots, t_{nr}\}$ 、データベース全体を $D = \{T_1, T_2, \dots, T_m\}$ とする。このデータパターンについて、前提部 X をある訪問列の順列、帰結部 Y を最後の訪問先と定義する。このように定義した場合、相関ルールとして次の3つの指標が利用される。

・ 支持度 (*Support*)

全体パターンのうち、前提部 X 、かつ帰結部 Y を含むパターンの割合を示す。1に近いほど頻出するパターンである。

$$Support(X, Y) = \frac{X \text{ かつ } Y \text{ を満たす訪問パターン数}}{\text{全体訪問パターン数}}$$

・ 確信度 (*Confidence*)

X が観測された際に Y が発生する条件付き確率。1に近いほど X と Y が同時に発生、つまり X を満たすパターンは、 Y に向かう可能性が高い。

$$Confidence(X, Y) = \frac{X \text{ かつ } Y \text{ を満たす訪問パターン数}}{X \text{ を満たす訪問パターン数}}$$

・ リフト値 (*Lift*)

X かつ Y の確信度を Y の発生確率で割った値である。前提部の影響により帰結部の発生率がどの程度増加するのかわかることを示しており、1以上であれば X の影響により Y が発生しやすくなったといえる。

$$Lift(X, Y) = \frac{Confidence(X, Y)}{Y \text{ の発生確率}}$$

抽出したパターンの平均値を表-4に示す。使用データに対して抽出パターン数が多いが、これは1つのトリップチェーンに対して複数の訪問パターンが存在するためである。なお、今回の場合、支持度が平均値であれば3~4アドレス程度が同じ移動パターンを有する。支持度と確信度の関係を図-11に示す。確信度が1に近い「ある経路を利用する場合に必ず特定地点へ向かう」パターンが確認できる。しかし、支持度が小さいことからこのパターンで移動する人は少ないと考えられるため、代表的な移動とはいえないパターンも多数含まれる。一方、支持度が0.1以上と比較的大きな点でも確信度が大きな移動パターンも存在することから、代表的な移動パターンが存在することを示唆している。図-12に支持度、確信度、リフト値、移動回数がすべて平均以上かつ支持度が最も大きなトリップチェーンの一例を示す。この移動パターンを有するデータ数は、全体の約0.4%、7アドレスであった。また、平均移動回数は約36回であり、各アドレスが終始全く同じ移動をしているわけではないということを留意する必要がある。この例では、一度清水寺方向へ向かった後に行きとは異なるルートを経由して再び起点に戻る移動パターンを表しており、少なくともは人数の人が単純な往復ではない回遊行動をしていることがわかる。この移動パターンは清水寺や八坂神社などの観測地点における代表的な観光スポットを経由していない一方で経由地点はすべて自動車が通行可能な道路上かつ7番、14番センサ付近に清水坂観光駐車場という大きな駐車場が存在する。Wi-Fiパケットセンサの特性上断定はできないが自動車の移動パターンの可能性がある。今後、他の移動パターンの抽出を進める。

(2) イベント時のバス停車時間に関する分析

訪問者の観光エリアへの集中に伴う交通への支障の程度を計量化するため、モバイル空間データの滞留人口データを用いて、昨年度提案した方法により、京都市域外からの訪問者の滞在状況を抽出した。加えて、京都市交通局のバスプローブ情報を活用し、バス停付近におけるバスの停車時間を推定した。バスの停車判定は、バス停座標から一定範囲のバッファ内にGPSデータが存在する場合、バス停に停車していると考え、バッファ内でデータが観測された最初と最後の時刻の差を停車時間としている。分析例として清水寺を含む3次メッシュの訪問者の滞在状況と清水道バス停の停車時間の関係を示す。図-13は横軸に対数軸として当該時間帯の滞在者数を取り、縦軸にはバスの平均停車時間をとり、散布図を描いている。散布図の色は、13時から22時までの時間帯を表している。ここでは2015年10月、11月、2016年10月、11月の週末・休日の結果を示している。11月は紅葉による繁忙期でもあり、かつ、清水寺のライトアップが実施された期間とも合致している。共にメッシュ内滞在者数と停車時間の間には正の相関があると見受けられ、その傾向は10月時点ではより顕著である。11月時点については、紅葉による集客効果とライトアップのそれを分離することは難しいが、ライトアップ等の実施が無い10月の結果と比較すると、夜間について特徴的な傾向が認められる。10月には夕刻から夜になるに伴い、メッシュ内滞在者数が減少し、バスの平均停車時間も減少する傾向が見受けられる。一方、11月の結果を見ると、夜間にも相当程度の訪問者の滞在が確認できると共に、バス停車時間も10月と比べて長時間化する傾向も見受けられ、ライトアップ時間帯の状況に大きな差異が認められる。今後はライトアップ時間帯の効果を別途抽出するようにデータの取得期間などの点で、工夫をしていく予定である。

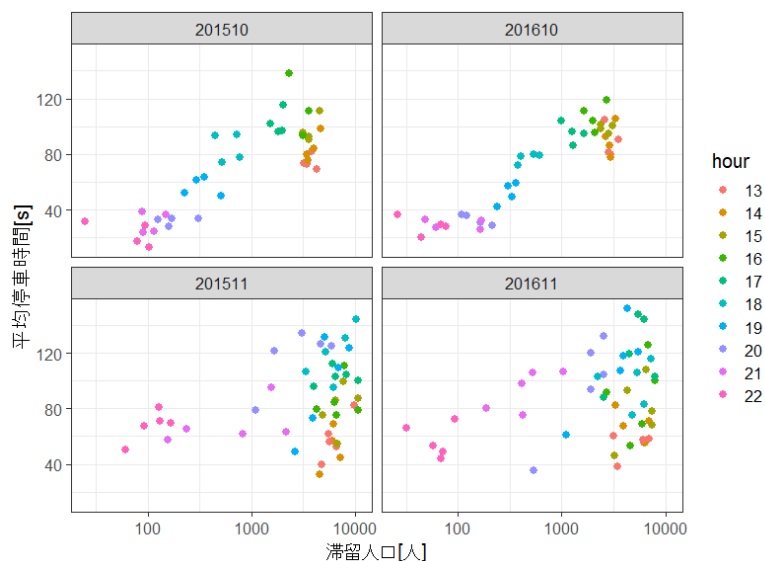


図-13 バス停平均停車時間と訪問者の滞在状況

(3) 本年度の成果

Wi-Fiパケットセンサデータを用いた訪問者の滞留、流動状況変化について分析し、系列パターンマイニング手法を用いた情報抽出により、観光客の代表的なトリップチェーンを抽出した。加えて、訪問者の観光エリアへの集中に伴う交通への支障の程度を計量化するため、空間統計データとバスプローブデータの活用し、繁忙期の滞在者数とバス停での停車時間の関係について分析した。なお、イベント時の影響評価のケーススタディを行うため、今後京都市の観光部局に対してヒアリングを実施する予定である。

⑦研究成果の発表状況

(本研究から得られた研究成果について、学術誌等に発表した論文及び国際会議、学会等における発表等があれば記入。)

本研究から得られた成果については、以下の学会等にて発表を行ってきている。

- 1) 佐竹克仁, 宇野伸宏, 中村俊之: 観光都市における滞在者の時空間的变化と道路混雑への影響分析, 土木計画学研究発表会・講演集, Vol.57, CD-ROM, 2018.
- 2) 平井一成, 嶋本寛: 2段階アプローチによる乗客トリップパターン推定モデルの構築, 土木計画学研究発表会・講演集, Vol.58, CD-ROM, 2018
- 3) 加藤雅仁, 倉内文孝, “ETC2.0データによるOD交通量推定のための入力情報の作成”, 土木計画学研究・講演集, No. 57, CD-ROM, 2018
- 4) 浅井拓登, 杉浦聡志, 倉内文孝, 高木朗義, “OD交通量・移動滞留データを用いた属性・モード別トリップチェーン推定手法の構築”, 土木学会中部支部平成30年度土木学会中部支部研究発表会講演概要集, 刊行予定, 2019.3
- 5) Hoang Qui, 倉内文孝, 御村まゆ, “動的OD交通量推定モデルの大規模ネットワーク適用可能性検証”, 土木学会中部支部平成30年度土木学会中部支部研究発表会講演概要集, 刊行予定, 2019.3
- 6) 伊藤伸, 倉内文孝, 西田純二, “Wi-Fiパケットセンサデータを用いた観光流動把握のための系列パターンマイニング”, 土木学会中部支部平成30年度土木学会中部支部研究発表会講演概要集, 刊行予定, 2019.3

⑧研究成果の活用方策

(本研究から得られた研究成果について、実務への適用に向けた活用方法・手段・今後の展開等を記入。また、研究期間終了後における、研究の継続性や成果活用の展開等をどのように確保するのかについて記述。)

交通流動をODやトリップチェーンベースで推定するモニタリングシステムとしての究極の姿は、データ観測収集システムとの一体運用による常時モニタリングであろう。本研究課題内での成果は、限定した期間、都市内の対象とエリアのみのデータ観測にとどまる可能性もあるが、それらのデータを活用し有意義な交通流動の観測・推定可能性を示すことができれば、今後常時データ収集し交通流動を把握するモニタリングシステム、および、当該システムを活用した交通マネジメント施策の提案への発展も期待できる。実用性を示す意味でも、当面は観光集客イベントの実施時、観光交通マネジメントの実施時の影響評価をオフラインで実施し、交通流動面からの影響評価に関する実績を蓄積することを目指す。なお、本研究は、京都未来交通イノベーション研究機構と連携して実施するものであり、研究終了後の成果活用に向けた体制等もプロジェクト内で議論する。特に京都エリア観光渋滞対策実験協議会(国土交通省)、京都市都市計画局などとタイアップしつつ、交通マネジメント施策の提案・評価などの取り組みに結びつけて行くことを模索する。

加えて、本研究で構築するモデルは、断面交通量やリンク所要時間に誤差を許容できるため、観測技術に大きく依存しない。そのため、高精度な観測技術をもたない途上国でも、限られた観測機器を用いて交通流動モニタリングが可能と考えている。研究期間終了後に本研究成果をパッケージ化できれば、開発途上諸国の交通管理機関への展開も期待できる。研究分担者の西田は発展途上国において、Wi-Fiパケットセンサを用いた交通状況推定を進めており、それらのデータ収集と連携し交通状況推定が可能になると期待できる

⑨特記事項

(本研究から得られた知見、学内外等へのインパクト等、特記すべき事項があれば記入。また、研究の目的・目標からみた、研究成果の見通しや進捗の達成度についての自己評価も記入。)

本研究では、OD交通量推定モデルを核とし、各種の移動体データを活用しつつ、観光流動をはじめとする都市内のトリップパターンおよびトリップチェーンを把握可能な交通流動推定システムの開発を目指している。自動車ならびに乗客のトリップパターン推定モデルについては、モデルの構築および計算アルゴリズムの開発はほぼ完了しており、京都市を模した仮想ネットワークを対象とした精度検証を実施しており、改善の余地はあるものの相当程度の推定精度が確認されている。この結果を受けて、トリップチェーンを推定する方法については、モデルの構築及び精度検証を実施しているところであり、次年度にかけて推定手法としての熟度を上げていく。冒頭に記載の本研究の目的から見た場合、おおむね計画通りに交通流動推定システムについては開発が進んできていると考えられる。

加えて、観測データ（Wi-Fiパケットセンサ、モバイル空間統計データ、バスプローブデータ）を活用し、京都市内の訪問者の流動特性を軽量化、可視化するとともに、訪問者の集中が及ぼす影響の検証なども進めており、観光客を主対象としたマネジメントの必要性を基礎的な分析を通して確認している。次年度は、上記の交通流動推定システムを適用して、季節、天候、イベント及びマネジメント施策等の外部要因が交通流動に及ぼす影響を検証することを通して、交通マネジメント施策の提案に資する示唆を示すことを目指している。

なお、副次的な研究成果ではあるが、ETC2.0データを活用した利用経路分析の結果、所要時間や費用のみでは決まらない実利用経路の多様性が確認されており、利用経路分析の理論と実際の乖離についても示唆している。