

再帰型ロジットモデルによる 東京圏都市鉄道の分布交通量推計の可能性

池田 玲緒菜¹・岩倉 成志²

¹学生会員 芝浦工業大学大学院 理工学研究科 (〒135-8548 東京都江東区豊洲 3-7-5)
E-mail: me20015@sic.shibaura-it.ac.jp

²正会員 芝浦工業大学 教授 工学部土木工学科 (〒135-8548 東京都江東区豊洲 3-7-5)
E-mail: iwakura@sic.shibaura-it.ac.jp

コロナ禍により東京圏の鉄道需要が大きく減少した。東京圏の都市鉄道の中長期需要予測は四段階推定法で行われており、分布交通量推計は伝統的なトリップベースのモデルが用いられてきた。しかし、テレワークのように、通勤トリップが在宅オンラインに代替されることで、通勤後の業務交通や私事交通も行われなくなり、都区部や核都市での顕著な需要減となったと考える。トリップチェーンが考慮できるアクティビティベースの需要予測モデルへ転換することが望まれるが、都市鉄道整備計画のための精度保証には未だ研究蓄積が必要に思われる。本研究では日ベースの分布交通量をグラビティモデルからトリップチェーンを反映できる再帰型ロジットモデルで推計する方法を検討し、議論したい。

Key Words: コロナ禍, 都市鉄道, 分布交通量モデル, トリップチェーン

1. はじめに

コロナウイルス感染拡大に伴う緊急事態宣言が発令され、東京圏の鉄道需要が大きく減少した。Agoop 社の報告¹⁾によれば都心は滞在人口が減少し、郊外では滞在人口が増加した。これは、テレワークの増進や活動自粛、県外移動の自粛などが主たる要因であり、東京都心や業務核都市などの業務集積地への集中交通量が大きく減少したと考えられる。交通行動の大きな変容であるテレワークの増進によって、これまで通勤後に行われていた業務や私事トリップも同時に激減したことである。

これまで国土交通省や東京都などの東京圏都市鉄道の中長期需要予測²⁾は路線整備の評価に最も力点が置かれてきたため、日交通需要を精度よく予測できる四段階推定法で行われてきた。このためトリップベースで各種モデルが構築されてきた。特に分布交通量モデルは、大規模な都市開発や交通整備が行われる地域ではグラビティモデル、それ以外の大半の地域ではフレーター法が用いられてきた。

ここで、 t_{ij} を現在の分布交通量、 g_i を現在の発生交通量、 a_j を現在の集中交通量、 T_{ij} を将来の分布交通量、 G_i を将来の発生交通量、 A_j を将来の集中交通量、 d_{ij} をゾーン間の距離、 α 、 β 、 k 、 γ をパラメータとする。こ

のとき、フレーター法は式(1)で表され、グラビティモデルは(2)で表される。

$$T_{ij} = t_{ij} \frac{G_i A_j}{g_i a_j} \frac{1}{2} \left(\frac{g_i}{\sum_j t_{ij} A_j / a_j} + \frac{a_j}{\sum_i t_{ij} G_i / g_i} \right) \quad (1)$$

$$T_{ij} = k \frac{G_i^\alpha A_j^\beta}{d_{ij}^\gamma} \quad (2)$$

フレーター法では発生量 G と集中量 A の将来の変化率によって OD 量が変化するだけで、現在のゾーン間交通パターン³⁾の比率が保存される。すなわち、分布パターンは現在 (コロナ前) のパターンに依存する式構造になっており、将来にわたってコロナ前の OD パターンが保存される。また、フレーター法もグラビティモデルも、テレワークのように、通勤トリップが在宅オンラインに代替され、通勤後の業務交通や私事交通も行われなくなるトリップ連鎖の減少が顕著な状態ではモデルの予測精度は大きく減じられると考える。

中長期予測でパンデミックの影響をどこまで考慮すべきかは議論があるところだが、少なくとも2年近くに及んだテレワークの浸透、リモートワーク技術が進展する状況は将来の想定を外生できる予測手法が必要と考え

る。

パーソントリップ調査データや国勢調査データは特定時点のデータであり、感染状況やテレワークの浸透状況の異なる調査時期によって OD パターンが大きく変化することから、そのデータのみを利用して将来交通量を推定することは難しいと考えられる。対応策の一つは多時点で調査おこなうこと、もう一つは、テレワーク浸透率や感染状況を変数として組み込んだトリップチェーンが考慮できる需要予測モデルへ転換することである。アクティビティモデルの実務適用が望まれるが、現状は都市鉄道整備計画のための日交通量の精度保証には未だ研究蓄積が必要なように思われる。

本研究では、コロナウイルス感染拡大によって多くの影響を受け、生活様式が変化した鉄道利用者を対象にし、1 日の交通活動に着目したトリップチェーンで分布交通量を推計する方法を検討する。

トリップチェーンモデルは、1960 年代から 70 年代に吸収マルコフ連鎖を適用した米谷³⁾、佐々木^{3)、5)}、近藤⁴⁾、北村、西井^{5)~7)}らの研究によって大きく展開してきたことは周知のとおりである。その後、トリップチェーンをランダム効用モデルで表現する研究も進展し、Kitamura(1984)⁸⁾による将来効用を組み込んだトリップチェーンを表現できる再帰型の目的地選択モデルによって都市環境や交通サービス条件が変化した際のトリップチェーンの変化を表現することが可能となる画期的な成果であった。ただ、複数の目的地の選択の連鎖を表現しようとすると選択肢集合が莫大となり、演算の困難が生じる。その後、Fosgerau(2013)⁹⁾は、吸収マルコフ連鎖によって価値関数(将来効用)を演算する方法によって無限に存在する選択肢集合をアприオリに与えずに推計できるリンクベースの再帰型経路選択モデルを構築した。

本研究は、Fosgerau⁹⁾の演算方法を Kitamura⁸⁾の目的地選択モデルに応用して、東京圏都市鉄道利用者のトリップチェーンと、それを集計して得られる OD 交通量を精度よく推定する方法を開発することを狙いとしている。なお、未だアイデアベースで、課題も多いことを付記しておく。

2. は東京圏パーソントリップ調査マスターデータを使用して、鉄道利用者のアクティビティパターンの基礎集計結果を考察する。3. はトリップチェーンを考慮した分布交通量モデルを検討するにあたり Fosgerau が開発したリンクベース再帰型ロジットモデルの概要とともに利点を簡単にまとめる。4. は Kitamura の再帰型目的地選択モデルにリンクベース再帰型ロジットモデルを応用した分布交通量モデルのコンセプトについて説明する。最後に 5. では本研究のまとめと現時点で考え得る今後の課題を述べる。

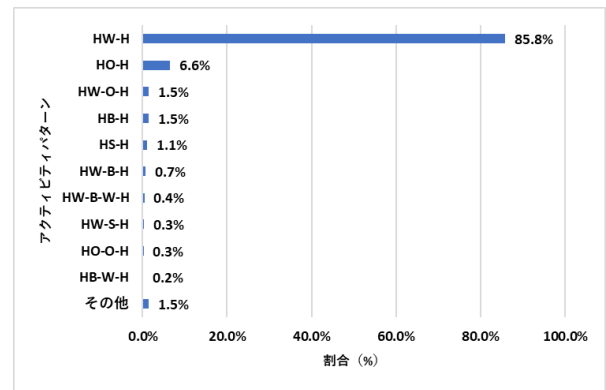


図-1 鉄道利用者のアクティビティパターンの分布

表-1 HW から始まるアクティビティパターン

アクティビティパターン	パターン数	HW-H以外
HW-H	7,017,968	-
HW-O-H	122,947	287,914
HW-B-H	57,765	
HW-B-W-H	35,624	
HW-S-H	27,569	
その他	44,009	
計	7,305,882	287,914

2. 鉄道利用者のアクティビティパターンの集計

2018 年に実施された第 6 回東京都市圏パーソントリップ調査マスターデータ(以下、東京 PT マスターデータ)を用いてトリップチェーンの全トリップで鉄道を利用したユーザー(以下、鉄道利用者)を対象に、アクティビティパターンについて基礎集計を行った。分析対象のアクティビティの目的種類として自宅(H)、自宅-勤務・通学(HW)、自宅-業務(HB)、自宅-買い物(HS)、自宅-私事(HO)、勤務・通学(W)、業務(B)、買い物(S)、私事(O)の9つを設定し、1日のアクティビティの目的について集計を行った。

(1) 鉄道利用者のアクティビティパターン

東京 PT マスターデータでの鉄道利用者のアクティビティパターンの分布を図-1に示す。HW-Hが全体の約86%と高い割合を占めており、鉄道利用者の多くが勤務・通学目的で利用していることが分かる。このことから、コロナウイルス感染拡大で通勤・通学トリップが在宅オンラインに代替されることで東京圏の鉄道需要が大きく減少したと解釈できる。

(2) HW-型のアクティビティパターン

勤務地到着後のアクティビティパターンを確認するた

めにHWから始まるアクティビティパターンの集計を行った。上位 5 つのパターンの結果を表-1 に示す。他のパターンはその他で扱っている。ここで重要なのが、HW-O-H や HW-B-H などの勤務後に私事トリップや業務トリップを行うアクティビティパターンが約 29 万トリップあることである。したがって、HW トリップが在宅オンラインに代替されたと考えると、勤務中や勤務後に行われていた私事トリップや業務トリップなどの約 29 万ものトリップも失われてしまうことになる。

しかし、従来のトリップベースのモデルではパンデミック下の PT データが存在しない限りこのトリップチェーンを考慮した分布交通量を推計できない。

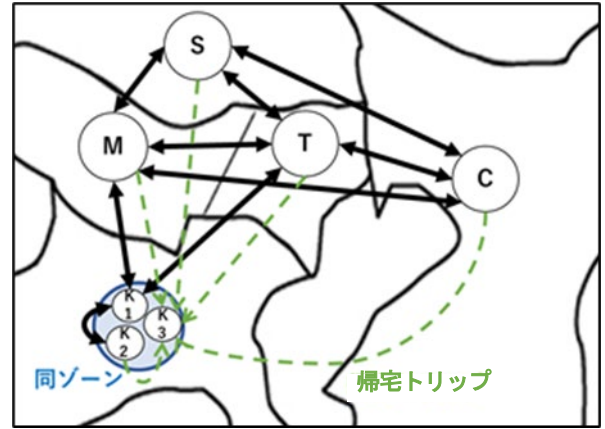


図-2 神奈川発の再帰型目的地選択モデルのネットワーク

3. リンクベース再帰型ロジットモデルの適用

Fosgerau et al.⁸⁾ が提案したリンクベース再帰型経路選択モデル (link based recursive logit モデル) の計算方法や利点について簡単に説明する。このモデルの利点は、ノード毎に逐次選択を繰り返すモデルであるため無数に存在する経路の選択肢を列挙せずに選択したパス (経路) や選択可能性のあるリンクの情報のみでパラメータ推定を行える点や、直前の選択経路の効用とその先の帰宅までのすべての経路選択の総効用を価値関数で考慮できるモデルという特長がある。

現時点でのリンク k_i から次のリンク k_{i+1} を選択する時の効用 $U(k_{i+1}|k_i)$ の式は以下となる。

$$U(k_{i+1}|k_i) = v(k_{i+1}|k_i) + V(k_{i+1}) + \varepsilon(k_{i+1}) \quad (3)$$

- $v(k_{i+1}|k_i)$: リンク k_{i+1} の効用
- $V(k_{i+1})$: 価値関数
- $\varepsilon(k_{i+1})$: ガンベル分布に従う確率的な効用

価値関数 $V(k_{i+1})$ は、リンク k_{i+1} から終点 d へのログサムで表され次式となる。 $\delta(k_{i+1}|k_i)$ は現在リンク k_i とリンク k_{i+1} の接続を表すダミー変数である。

$$V(k_i) = \begin{cases} \mu \ln \sum_{k_{i+1} \in A(k_i)} \delta(k_{i+1}|k_i) e^{\frac{1}{\mu}(v(k_{i+1}|k_i) + V(k_{i+1}))} & k_i \neq d \\ 0 & k_i = d \end{cases} \quad (4)$$

リンク k_i から次のリンク k_{i+1} を選択する選択確率 $P(k_{i+1}|k_i)$ は以下の式となる。

$$P(k_{i+1}|k_i) = \frac{e^{\frac{1}{\mu}(v(k_{i+1}|k_i) + V(k_{i+1}))}}{\sum_{k'_{i+1} \in A(k_i)} e^{\frac{1}{\mu}(v(k'_{i+1}|k_i) + V(k'_{i+1}))}} \quad (5)$$

経路 $\sigma = \{k_i\}_{i=0}^l = \{k_0, k_1, \dots, k_i, \dots, k_l\}$ は起点 k_0 から終点 $d = k_l$ の状態遷移である。選択された経路 σ の選択確率 $P(\sigma)$ は以下の式となる。

$$P(\sigma) = e^{-\frac{1}{\mu}V(k_0)} \prod_{i=0}^{l-1} e^{\frac{1}{\mu}v(k_{i+1}|k_i)} \quad (6)$$

4. 再帰型トリップチェーンモデルの試案

(1) モデルの検討

人々の 1 日の交通行動を考慮するため、分布交通量をトリップチェーンアプローチにより推計するモデルの構築を試みる。すなわち、グラビティモデルタイプを元にトリップチェーンを反映できる再帰型ロジットモデルで日ベースの分布交通量モデルを構築する。

ここで、 $t(\sigma)$ をトリップチェーン σ の分布交通量、 G_i を外出行動のある居住人口、 $P(\sigma)$ をトリップチェーンの選択確率とする。式(2)を元に、日ベースの分布交通量を推計するトリップチェーンを反映できる再帰型ロジットモデルは以下の式で表現できる。

$$t(\sigma) = G_i P(\sigma) = G_i e^{-\frac{1}{\mu}V(k_0)} \prod_{i=0}^{l-1} e^{\frac{1}{\mu}(v(k_{i+1}|k_i))} \quad (7)$$

式(7)は、居住人口のうち外出者数にトリップチェーンの選択確率を掛け合わせることで、分布交通量を推計することができる。

(2) 再帰型トリップチェーンのネットワーク設定

ごくごく簡単なゾーン設定で LOS 設定のイメージを記す、東京都 (区部 T, 多摩 M), 神奈川県 K, 埼玉県 S, 千葉県 C を 5 つのゾーンと仮定し、それぞれ発地

(自宅), 内々, 着地(自宅)とノードを計 15 設定し, 図-2 のようにネットワークを構築する。ただし, 全ゾーンの各ノードを図に示すと複雑になるため図-2 では神奈川県がトリップチェーンの発着地の場合のネットワークを示している。

K1 が発地(自宅), K2 がゾーン内々, K3 が着地(自宅)である。ここでの強い仮定は一日のトリップの中で自宅発で必ず帰宅することである。リンクを OD 間 LOS, ノードを集中交通量で表すことで, 1 日の一連のトリップチェーンを表現できる。パラメータを外生した簡単な計算では, 例えば HWBBB+H などのトリップ連鎖パターンを選択確率が推計できている。

効用関数の変数には, 一般的な目的地選択モデルで扱われる目的地の集中交通量, 所要時間, 費用, 混雑率(感染リスク)などが考えられる。

5. おわりに

コロナウイルス感染拡大により人々の生活様式が変化したことで, 東京都心で集中量が大きく減少したことをきっかけに, トリップチェーンアプローチで将来の分布交通量を推計する新しい技術の必要性が増したと考え, 東京圏の鉄道利用者のアクティビティパターンの分析や日ベースの再帰型目的地選択モデルでの分布交通量モデルの検討を始めている。

本稿ではトリップチェーンを考慮することの重要さと, 再帰型目的地選択モデルを用いた分布交通量推計の可能性があるということを示すだけであったが, 講演時には研究を進展させた上で, 本推計手法の課題も整理し, 意見交換をおこないたい。

現時点で想定している課題を以下に記載しておく。

- 1) 吸収マルコフ連鎖の基本行列を解く際の Hawkins-Simon 条件をみたす着ゾーンのアトラクション変数の設定方法の検討。
- 2) 本稿の記載は鉄道トリップのみ対象としており, 従来の四段階推定法と全交通機関分布モデルとは異なるが, これは単一リンクではなく, マルチモーダルネットワークとして, 全交通機関を対象とした分布交通量推計とすることで対処できる可能性はある。ただし, トリップ間の交通機関選択の慣性項の配慮が必要と思われる。

3) トリップごとのトリップ目的の推定方法についても本稿では触れていない。トリップ目的によって時間価値が異なることは既知であり, これを配慮する課題もあるだろう。

4) 日分布交通量の再現精度と予測精度が事後検証されていて, 精度が担保されていると考えられるフレーター法やグラビティモデルの現行技術に対して, 本方法の推計精度を検証する必要がある。

5) コロナ禍の日々の交通量の把握方法として携帯位置データや自動改札機データ, 常時観測データなどがあるが, こうしたデータと平日一日かつ東京圏居住者のみを対象とした PT データの交通量とは, 差が大きい。本研究は, 発地ゾーンの東京圏の居住人口を利用し交通量を推計する方法を提案しており, 東京圏居住者のトリップチェーンを表現することはできるが訪日外国人を含む東京圏外の来訪者の東京圏内のトリップチェーンを考慮することができない。上述の断面交通量データと本方法との接続性の検討も課題としたい。

参考文献

- 1) 株式会社 Agoop : 新型コロナウイルス拡散における感染症流行時の人流変化の解析, 2021.
- 2) 国土交通省 : 鉄道需要分析手法に関するテクニカルレポート, 交通政策審議会鉄道部会, 東京圏における今後の都市鉄道のあり方に関する小委員会, 2016.
- 3) 米谷栄二, 佐佐木綱, 西藤立雄 : マルコフ連鎖による OD 交通量の推定, 土木学会論文集, No.129, pp.15-22, 1966.
- 4) 近藤勝直 : トリップ目的間遷移確率行列の将来予測法, 土木学会論文報告集, 第 278 号, 1978.
- 5) 佐佐木綱・西井和夫 : トリップチェーン手法を用いた都市内業務交通の発生集中量の分析, 土木学会論文報告集 No.327, pp.129~138, 1982
- 6) 西井和夫, 古屋秀樹, 坂井努: トリップチェーンアプローチによる観光周遊行動の時空間特性, 土木計画学研究・講演集, No.16 (1), pp.173-178, 1993.
- 7) 西井和夫 : トリップチェーンによる交通需要分析, 京都大学, 博士論文, 1985.
- 8) Kitamura, R. : Incorporating trip chaining into analysis of destination choice Transportation Research B, 18B (4), pp. 67-81, 1984.
- 9) Fosgerau, M., Frejinger, E., and Karlstrom, A. : A link based network route choice model with unrestricted choice set, Transportation Research Part B, Vol56, 2013

A method for estimating origin-destination matrices using recursive logit model: Trip chaining pattern of urban rail passengers in Tokyo metropolitan area after COVID-19 pandemic

Reona IKEDA and Seiji IWAKURA