

## 都区内タクシープローブデータを利用した交通機関選択モデルの構築

芝浦工業大学大学院 学生会員 ○樋野 匠海  
芝浦工業大学 正会員 岩倉 成志

### 1. 背景・目的

AMoD (autonomous mobility-on-demand systems) の交通需要予測研究は MIT など複数機関でアクティビティベースのモデル構築が進められている。シェアライド型タクシーの交通機関選択モデリングは SP データによって構築されることが一般的だが、予測精度の向上のためには RP モデルと SP モデルの統合がより望ましい。

よって本研究では、現在のタクシーを選択肢に組み込んだ MNL 型の RP モデルの構築をおこなう。AMoD を対象とした交通機関選択モデルでは価格弾力性評価と AMoD の供給量によって変動する利用者の待ち時間の評価が可能であることが要件と考える。タクシーは乗車人数によって異なる移動費用を把握すること、待ち時間は乗車地点のタクシー供給量を把握することが必要となる。

このため、本研究では日本交通と日立製作所の協力を得て東京都区内の 4000 台の実空車情報付きのタクシープローブデータと 4 名のタクシー車両の 1 ヶ月間の個別 OD の料金と乗車人数データを入手し、移動費用と待ち時間の説明変数の精緻化をおこない、交通機関選択モデルの構築を試みた。

### 2. データ概要

#### 2. 1. 対象エリア

タクシーの走行密度が高い都心 5 区（千代田区、中央区、港区、新宿区、渋谷区）を出発するトリップを対象とする。図 2 に 2018 年 10 月 1 日の空車タクシーの空間密度分布を示した。

#### 2. 2. タクシープローブデータと営業明細情報

日本交通の 2018 年 10 月 1 日から 10 月 31 日までの平日の実車空車別のタクシー 4000 台の移動軌跡データで、利用者の乗車位置と降車位置が詳細に特定できる。4 名の乗務員の営業明細情報から正

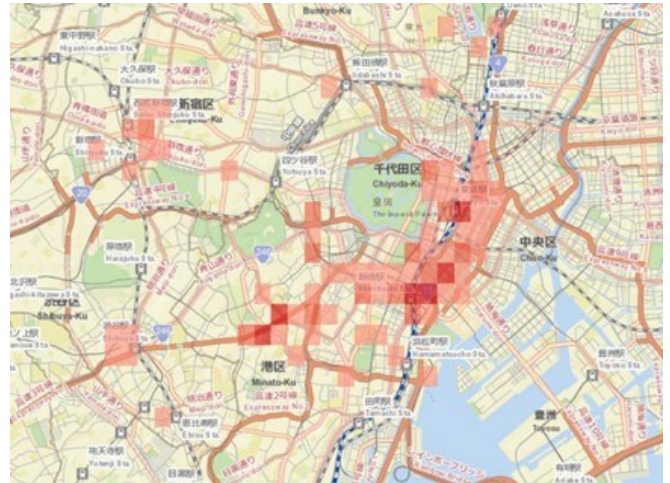


図 1 2018/10/1 の空車のタクシーの密度分布

確な運賃と乗車人数が分かり、タクシープローブデータを結びつけることができる。

#### 2. 3. 鉄道および路線バスの OD データ

独自調査によって被験者の詳細な起点と終点を特定すべきであるが、本研究では H20PT 調査データを利用して、鉄道と路線バスの非集計モデル用の OD データを得た。

#### 2. 4. 各交通機関の LOS データ

LOS データは、タクシーの選択実績は、2.1 のデータを適用し、タクシーが代替選択肢の場合は、鉄道、バス利用者の移動時刻データをもとに Google の経路検索データの所要時間と費用データで作成した。タクシーの待ち時間は、全選択肢（タクシー、鉄道、路線バス）とも次章の方法で推計した。

#### 3. タクシー待ち時間の推計

タクシーは実績の空車到着分布に従い、利用者はランダム到着すると仮定して、乗客の平均待ち時間の推計を行った。図 2 はある空車タクシーが実車となる区間を表している。星は乗客がタクシーに乗車した地点、矢印はその後のタクシーの移動

キーワード：タクシー需要、交通機関選択モデル、AMoD、ロボタクシー

連絡先：〒135-8548 東京都江東区豊洲 3-7-5 09C32 芝浦工業大学 交通計画研究室 TEL : 03-5859-8354

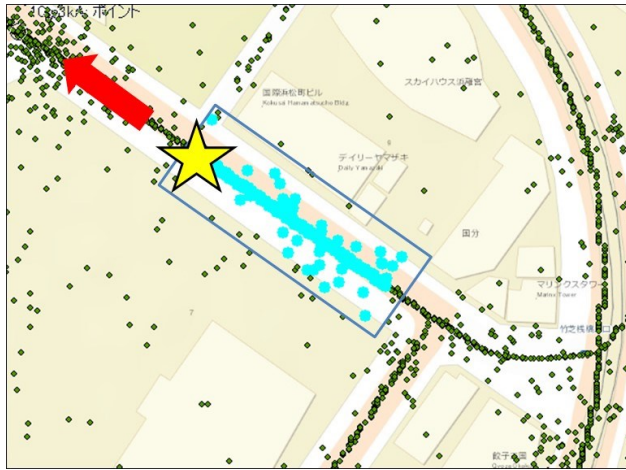


図2 乗客がタクシーに乗車する区間

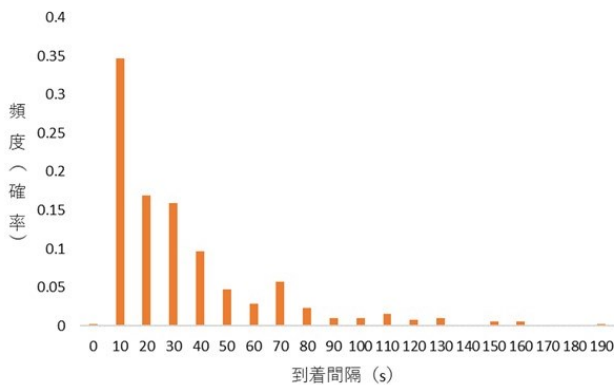


図3 ある区間でのタクシー到着分布

方向を表している。また、四角で囲まれた区間は乗客が乗車した箇所の100m前手前であり、本研究では、この区間内を走行し、かつ平日同時刻の空車タクシープローブデータを抽出し、非集計モデル作成用の被験者の乗車地点での待ち時間を推定した。待ち時間の推定に用いた式は以下となり、 $g(x)$ は乗客が入るタクシーの到着間隔の長さの確率（図3を例示）密度関数、 $E\{X\}$ はタクシーの平均到着間隔、 $V(X)$ はタクシーの到着間隔の分散である。さらに、以下の式から推計した乗客の待ち時間は4000台のタクシーのみで、東京都は現在44430台のタクシーが存在しており、待ち時間を1/10.1として算出する。

$$E\{W\} = \int_0^{\infty} \frac{x}{2} g(x) dx = \frac{V(X) + \{E\{X\}\}^2}{2E\{X\}}$$

#### 4. 交通機関選択モデル

MNLを用いて、交通機関選択モデルを構築する。選択肢はタクシー、鉄道、バスであり、サンプル数はそれぞれ31、47、46である。サンプル数は不十分であるが、今後の課題としたい。

説明変数はアクセス時間とイグレス時間、所要時間、費用、待ち時間、乗り換え回数で、以下の効用関数とする。

$$V_{taxi} = \beta_1 T + \beta_2 \left(\frac{C}{N}\right) + \beta_3 W + c_1$$

$$V_{train} = \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_3 W + \beta_4 AC + \beta_5 EG + \beta_6 TR + c_2$$

$$V_{bus} = \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_3 W + \beta_4 AC + \beta_5 EG + \beta_6 TR$$

パラメータの推定結果を表1に示す。尤度比は一定の精度を確保している。なお、アクセス時間とイグレス時間のパラメータは有意とならなかったが、鉄道、バスの選択実績にPT調査を利用しており、起終点がゾーン中心としている影響が考えられる。

表1 パラメータ推定結果

説明変数	パラメータ	t値
$\beta_1 T$ (所要時間：分)	-0.0482	-2.74 **
$\beta_2 C$ (費用：円)	-0.00195	-4.70 **
$\beta_3 W$ (待ち時間：分)	-0.0644	-2.30 **
$\beta_4 TR$ (乗換回数)	-0.973	-2.09 **
定数項 (タクシー)	1.05	1.97 **
定数項 (鉄道)	-1.62	-4.08 **
サンプル数	124	
初期尤度	-122.04	
最終尤度	-84.72	
修正済み尤度比	0.257	
タクシー的中率	45.2% 14/31	
鉄道的中率	76.6% 36/47	
バスの中率	80.4% 37/46	

\*\*：5%有意

#### 5. おわりに

AMoDの需要予測を念頭に、RPデータに基づく交通機関選択モデルの基礎的な検討をおこなった。本稿では示していないが、PT調査データのみのモデルに比べれば、モデルの精度、パラメータ感度は著しく改善された。用意できたサンプル数の少なさや、選択実績データやLOS作成の年次の整合がとれていない問題もある。また、現状利用シェアが極めて少ないタクシーの定数項推定結果をAMoD需要予測の際にどのようにリバイスさせるのかといった課題を抱えているが、これらの問題は発表時までには改善したい。