

# 鉄道とバスの利用に対する 乗継割引制度による効果

山地 夢十<sup>1</sup>・宮崎 耕輔<sup>2</sup>・桑野 将司<sup>3</sup>

<sup>1</sup> 非会員 香川高等専門学校 専攻科・創造工学専攻 (〒761-8053 香川県高松市勅使町 355)

<sup>2</sup> 正会員 香川高等専門学校 教授 (〒761-8053 香川県高松市勅使町 355)

E-mail: miyazaki@kagawa-nct.ac.jp (Corresponding Author)

<sup>3</sup> 正会員 鳥取大学大学院工学研究科 教授 (〒680-8552 鳥取市湖山町南 4-101)

シームレスな公共交通ネットワークの構築は、公共交通の利便性向上に必要な要件であり、ダイヤ、料金、乗継ぎに要する移動距離等（水平移動、垂直移動等）が重要なファクターであると考えられている。本研究では、料金に焦点を当て、鉄道とバスの異なる交通モード間の乗継ぎ利用により発生するターミナルチャージの低減として、乗継ぎ割引運賃に着目する。乗継いだ際の運賃の割引を拡大するという施策をケーススタディとして、乗継ぎ運賃の割引の拡大による効果について、統計的因果推論を用いて、定量的に把握する。具体的には、香川県高松市における鉄道とバスとの乗り継ぎにおいて、20 円の乗継ぎ割引を 100 円に拡大したという事例について、スマートカードデータを活用し、施策の実施前後 1 年間の対象として、駅に着目した効果を推計するものである。

**Key Words:** public transport, statical causal inference, propensity score, smartcard data

## 1. はじめに

シームレスな公共交通ネットワークの構築は、公共交通の利便性向上に必要な要件であり、ダイヤ、料金、乗継ぎに要する移動距離（水平移動、垂直移動等）等が重要なファクターであると考えられている。本研究では、料金に焦点を当て、鉄道とバスの異なる交通モード間の乗継ぎ利用により発生するターミナルチャージの低減として、乗継ぎ割引運賃に着目する。

鉄道とバスによる乗継ぎ割引の実施効果については、高松琴平電気鉄道株式会社（以下、「ことでん」と記す。）の乗継ぎ割引拡大施策を対象とした研究が存在する。当該施策に対して、宮崎ら<sup>1)</sup>は、特定の券種における利用者に着目し、実施効果の把握をおこなった。また、有吉ら<sup>2)</sup>は、特定の路線に着目し、乗継ぎ運賃割引の導入効果について把握をおこなった。しかし、駅などの交通結節点に着目した効果については明らかにされておらず、公共交通の利便性向上を図る施策を立案するための判断材料として、その把握が課題となっている。

本研究では、駅に着目した鉄道とバスとの乗継ぎ割引拡大施策の実施効果を把握することを目的とした。具体的には、統計的因果推論を用いて、ことでんの乗継ぎ割

引拡大施策の施策前後における、駅ごとの利用者一人あたり平均利用回数の変化を推計する。さらに、推計した結果等を用いてクラスター分析などをおこない、駅をグループ化する。そして、分類されたグループの特徴を整理しつつ、効果が発生したグループの特性を見出す。これにより、シームレスな交通を実現する上で必要な交通結節点について、施策実施効果の発現に関係する要素を明らかにできると考えている。

以下では、第 2 章において本研究で用いる統計的因果推論の概要について示す。つぎに、第 3 章では駅に着目した実施効果の把握方法について示す。そして、第 4 章では、ことでんの乗継ぎ割引拡大施策をケーススタディとした把握方法の適用について述べる。

## 2. 本研究で用いる統計的因果推論の概要

医学統計の分野で発展を遂げてきた統計的因果推論を援用し、土木計画の分野に適用する研究が、近年見られるようになってきている。統計的因果推論の特徴は、処置の有無による効果の差を定量的に表現することである。

これは因果効果,あるいは平均処置効果 (Average Treatment Effect, ATE) と呼ばれる<sup>3)</sup>。

無作為割り当てが不可能な相関研究において,因果効果を測定する方法として,Rosenbaum & Rubin<sup>4)</sup>は,傾向スコアという新しい概念を提案した<sup>5)</sup>。因果効果とは,条件統制ができない調査観察実験のいずれにおいても,ある処置を受けた処置群と,その処置を受けなかった対照群との結果の差,つまり処置効果である。処置群と対照群の結果をそれぞれ,  $y_1$ ,  $y_0$  とすると,推定される平均処置効果  $T$  は,母集団における期待値を用いて,以下の式(1)で表される。

$$T = E[y_1] - E[y_0] \quad (1)$$

傾向スコアは,ある対象者  $i$  が処置群 (介入ありの集団) に属する確率である。つまり,対象者  $i$  の属性 (背景情報) を踏まえると,対象者  $i$  が処置群へ属する確率 (処置群への割り当てられやすさ) といえる。仮に対象者  $i$  の傾向スコア  $e_i$  とすれば,以下の式(2)で表すことができる。

$$e_i = P(Z_i = 1 | X = X_i) \quad (2)$$

$Z_i$  は,対象  $i$  の群別を表すダミー変数 ( $Z_i = 1$  なら処置群に属し,  $Z_i = 0$  ならば対象群に属する) であり,  $X_i$  は対象者  $i$  の背景情報 (共変量) を表す。

この傾向スコアは各個体に対する確率値であるため,多次元の  $X$  とは異なり, 0-1 の間の値をとる 1 次元の変数である。仮に「強い意味での無視可能性」の仮定が成立していれば,この 1 次元の傾向スコアを用いて調整を行えば,多次元の交絡因子のすべてについて調整を行ったことと同じになることが知られている。

一般的に,傾向スコアを推定するには以下の式(3)に示すロジスティック回帰モデルが使用される<sup>6)</sup>。

$$e_i(X_i) = \frac{\exp(\beta^T X_i)}{1 + \exp(\beta^T X_i)} \quad (3)$$

観測された交絡因子と処置条件への割り付け結果より,モデルのパラメータ  $\beta$  を最尤推定で求めるのが普通である。また,傾向スコアを利用した交絡因子を調整する方法としては,傾向スコアマッチング (Propensity Score Matching), 層別化 (Stratification), 傾向スコアを回帰分析に交絡因子として用いる方法, 逆確率重み付け法 (Inverse Probability Weighting: IPW), 二重にロバストな推定法 (Doubly Robust: DR) などがある。

その中で, IPW はそれぞれの標本について重み付けをおこない, ATE を補正するという特徴がある。処置群の場合は傾向スコアの逆数, 対照群の場合は 1 から傾向スコアの引いた値の逆数によって, 重み付けされる。IPW の定義式については, 式(4a)ならびに式(4b)に示す。

$$\hat{E}(y_1) = \sum_{i=1}^N \frac{z_i y_i}{e_i} / \sum_{i=1}^N \frac{z_i}{e_i} \quad (4a)$$

$$\hat{E}(y_0) = \sum_{i=1}^N \frac{(1 - z_i) y_i}{1 - e_i} / \sum_{i=1}^N \frac{1 - z_i}{1 - e_i} \quad (4b)$$

### 3. 駅に着目した施策実施効果の把握方法

本研究の目的を達成するため,駅に着目した施策実施効果の把握方法を用いる。その把握方法について,以下の図-1 に示す。まず,駅ごとの平均処置効果にを推計する。その上で,推計した平均処置効果をもとにグループ化を実施する。

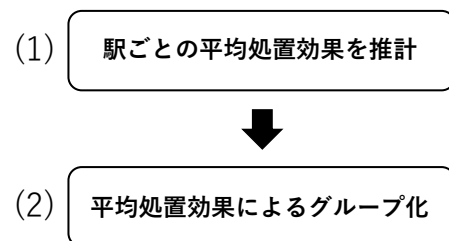


図-1 駅に着目した施策実施効果の把握方法

#### (1) 駅ごとの平均処置効果を推計

統計的因果推論を用いて,駅ごとに利用者一人当たりの平均利用回数の変化(施策実施効果)を推計する。統計的因果推論の適用にあたって,乗継ぎ割引拡大施策の実施以前における乗継ぎ利用の有無を条件として,処置群と対照群に割り付けをおこなう。具体的には,駅ごとに,実施以前に乗継ぎをおこなっていた利用者を対照群として割り付ける。その後, IPW を用いて,両群の利用回数の差分をとることで,平均処置効果を推計する。

#### (2) 平均処置効果によるグループ化

(1)にて推計した平均処置効果(施策実施効果)をもとに,駅のグループ化をおこなう。この際,駅に関係する指標を導入することで,グループごとの特徴について捉えやすくする。

以上の方法によって,本研究の目的である,駅に着目した実施効果の把握が達成できると考えた。

### 4. ことでの乗継割引の拡大施策を対象としたケーススタディ

ケーススタディとして,第3章で示した把握手法を,

ことでんの乗継ぎ割引拡大施策について適用する。分析にあたっては、ことでんのスマートカード利用履歴データを用いる。また、データ期間は、施策実施前後の1年間ずつ、合計2年間のデータを使用する。第3章で示した把握手法を当該施策へ適用した詳細な分析結果については、講演時に示す。

## 5. おわりに

本研究では、駅に着目して鉄道とバスの乗継ぎ割引拡大施策の実施効果を把握することを目的とし、その把握方法と適用する施策について示した。

ケーススタディとしてことでんの乗継ぎ割引拡大施策へ適用した結果を含め、より詳細な内容については講演時に示したいと考えている。

**謝辞**：本研究は、本研究は高松琴平電気鉄道株式会社の多大なるご協力をいただいた。ここに感謝の意を表す。本研究は JSPS 科研費 20H02277 の助成を受けたものである。

## 参考文献

- 1) 宮崎耕輔, 柳原奨, 桑野将司, 伊藤昌毅, 谷本圭志:乗継ぎ割引の拡大が利用者にも与えた効果の定量的把握に関する一考察, 土木計画学研究・講演集, vol.59, p.P202(1-5), 2019.
- 2) 有吉勇人, 青木保親, 土井健司, 葉健人, 伊賀大介, 宮武伸宇, 谷口紗代:Maas を見据えた異種交通モード間の乗継運賃割引制度の導入効果に関する研究, 土木計画学研究・講演集, vol.62, p.18-07(7p), 2020.
- 3) 岩波データサイエンス刊行委員会 編: 岩波データサイエンス Vol.3, 岩波書店, 2016.
- 4) Paul R. Rosenbaum and Donald B. Rubin:The central role of the propensity score in observational studies for causal effects, *Biometrika*, Vol.70, No.1, pp.41-55, 1983.
- 5) 星野崇宏: 調査観察データの統計科学, 岩波書店, 2009.
- 6) 宮川雅己: 統計的因果推論, 朝倉書店, 2004.