

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

宮崎 耕輔¹・柳原 奨²・桑野 将司³・伊藤 昌毅⁴・谷本 圭志⁵

¹正会員 香川高等専門学校 准教授 建設環境工学科 (〒761-8058 香川県高松市勅使町 355)
E-mail: miyazaki@t.kagawa-nct.ac.jp

²学生会員 香川高等専門学校 創造工学専攻 (〒761-8058 香川県高松市勅使町 355)

³正会員 鳥取大学大学院 准教授 (〒680-8552 鳥取県鳥取市湖山町南 4 丁目 101)

⁴正会員 東京大学生産技術研究所 助教 (〒153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1)

⁵正会員 鳥取大学大学院 教授 (〒680-8552 鳥取県鳥取市湖山町南 4 丁目 101)

本研究は、スマートカードの利用履歴データを用いて、統計的因果推論を援用することによって、公共交通の施策実施評価を行った。具体的には、香川県高松市における高松琴平電気鉄道の鉄道とバスとの乗継ぎ割引拡大の施策実施を対象として、乗継ぎ割引の拡大が利用者の乗継ぎ利用回数の増加に寄与したかという観点に着目して分析を行った。

その結果、乗継ぎ割引の拡大によって、施策実施後に乗継ぎ利用回数が増加したという結果が得られた。なお、本研究では乗継ぎ回数に着目した分析を行ったが、効果があった人がどのような人かなど、さらなる効果把握が研究課題として残った。

Key Words: public transport, smartcard data, transfer, multimodal public transport trips
propensity score, causal inference

1. はじめに

地方都市においては、利便性の高い自家用車の普及や人口減少などによって、地域公共交通システムが衰退している地域が少なくない。しかしながら、高齢社会の進展については、地方都市の方が深刻な社会問題となっており、地域公共交通を活用した高齢者のモビリティの確保などが課題となっている。そのため、地方都市における地域公共交通システムの確保はもちろん、どのように維持していくかについては、非常に重要な社会問題となっている。

さて、本研究でとりあげる地方都市である香川県高松市においては、地域公共交通である鉄道やバスに対して、利便性向上のための施策を数多く実施しており、最近では利用者数の減少に歯止めがかかっていると言われていいる。本稿では、2014年3月1日に実施した「乗継ぎ割引の拡大」に焦点をあてる。この「乗継ぎ割引の拡大」とは、高松琴平電気鉄道（以下、「ことでん」と記す）の鉄道とバスとの乗継ぎにおいて、従来の20円の乗継ぎ割引を100円に拡大した施策である。この施策の効果検証に着目し、統計的因果推論の手法を援用することによ

って、施策実施に対する評価を行うことを目的とする。

2. 本研究で用いる統計的因果推論

(1) 統計的因果推論の概要

自然科学の検証対象とされる研究仮説は、原因Aが結果Bに影響するという因果効果として表現される場合がある。研究仮説は原因Aを設定した「処置群」とそれを設定しない「対照群」の標本を収集する実験を行い、原因Aによる結果Bへの影響を観察または統計的に検定することによって検証される。ただし、一連の手順において、検証の対象としない特性Nは、両群で同一でなくてはならない。しかしながら、土木計画学における研究対象となる観察研究については、Nを完全に統制することができない。このようなデータは調査観察データと呼ばれ、統計アプローチによる相関研究の中でも、特別な注意が必要なデータといえる。

一般に観察研究によって、独立変数の従属変数（結果変数）に対する影響を調べる際には、従属変数に影響を与える共変量（剰余変数、または交絡変数、交絡要因と

もいう)の分布が独立変数の値によって異なる(=交絡する)可能性がある¹⁾といわれている。共変量の影響を除去する方法としては、様々な手法が挙げられるが、Rosenbaum & Rubin²⁾が提案した傾向スコア (Propensity score) を利用した共変量調整法が応用研究に利用されてきている¹⁾。このモデルは、観察データから因果関係を推定するための手法として、観察データに隠れた影響を与える共変量を求め、この共変量によって及ぼされる影響を調整した因果効果を推定することができるものである。

傾向スコアは、標本の特性に関する無作為割当てが不可能な相関研究において、結果変数に対する因果効果を推定する方法である。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、すなわち処置効果である。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、式(1)のように表される。

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

調査観察実験では、処置群と対照群において、統制できない回答者属性等の分布は、特に小標本では同一とみなせないため、式(1)を用いて T を求めることは難しい。

そこで、バランシングスコアを用いた比較法が提案されている。バランシングスコア $b(x)$ は、共変量ベクトル x の条件付き分布が処置群と対照群に対して等しくなるような関数である。すなわち、関数 $b(x)$ は、処置の有無を表す指標(割当て変数) z と共変量ベクトル x の直交性条件として、式(2)のように表される。

$$x \perp\!\!\!\perp z(x) \quad (2)$$

傾向スコアは、観測された共変量 x の分布が、処置群に割当てられる傾向を示す条件付き確率であり、最も粗いバランシングスコアと呼ばれる。傾向スコア $e(x)$ は、式(3)のように表せる。

$$e(x) = p(z = 1|x) \quad (3)$$

さて、統計的因果推論を用いる最大の目的は、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。これを因果効果、あるいは平均処置効果 (Average Treatment Effect; ATE) と呼んでいる³⁾。

傾向スコアを用いた解析手法は、潜在的な交絡要因となる様々な共変量をロジスティック回帰分析やプロビット回帰分析などで推計した予測確率を傾向スコアという一つの合成変数に一次元化し、その傾向スコアを基準として、交絡因子の影響を除去するものである。すべて二段階推定法であり、以下の2つのステップを踏む必要がある³⁾。

1) 傾向スコアの推定

割付変数を共変量によって説明するモデルを設定し、そのモデルの母数の推定を行う。母数の推定値を用いて、対照群に割付けられる予測確率を計算し、これを傾向スコアの推定値とする。

2) 推定された傾向スコアを用いた調整

上記で推定された傾向スコアを用いて、具体的な調整を行う。

傾向スコアを利用した交絡因子の影響を除去する方法としては、傾向スコアマッチング (Propensity Score Matching), 層別化 (Subclassification), 傾向スコアを回帰分析に共変量として用いる方法、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⁵⁾⁶⁾。

IPW はそれぞれの標本に、処置群の場合は傾向スコアの逆数、対照群の場合は1から傾向スコアを引いた値の逆数によって、重み付けをして、ATEを補正したものである。一方のDRはそれぞれの標本に対して共変量による回帰モデルを構築することにより、目的変数の予測値を求め、これと目的変数とによって、傾向スコアの逆数によって、加重平均させてATEを補正したものである。IPWの定義式は式(4a)ならびに式(4b)に、DRの定義式は式(5a)ならびに式(5b)に表される。

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

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

$$\hat{E}^{DR}(y_1)$$

$$= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(y_{i1} + \frac{z_i - e(x_i, \hat{\alpha})}{e(x_i, \hat{\alpha})} \right) \left(y_{i1} - g(x_i, \hat{\beta}_1) \right) \quad (5a)$$

$$\hat{E}^{DR}(y_0)$$

$$= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{(1-z_i) y_{i0}}{1-e(x_i, \hat{\alpha})} + \left(1 - \frac{1-z_i}{1-e(x_i, \hat{\alpha})} \right) g(x_i, \hat{\beta}_0) \right) \quad (5b)$$

(2) 本研究における統計的因果推論の適用方法

本研究における統計的因果推論を適用した平均処置効果の推定に際しては、以下の方法を採用した。まず、傾向スコアをバイナリーロジットモデルによって推計する。そして、①傾向スコアを回帰分析に共変量として用いる方法、ならびに②IPWによる方法の2つの方法を用いて求めることとした。そして、回帰分析によって得られた平均処置効果とIPWによって得られた平均処置効果とを比較して、平均処置効果の妥当性を考察するとともに、得られた平均処置効果をもとに、施策実施効果について検討を行うこととした。

3. 分析に用いたデータの概要

(1) 本研究で使用するデータの概要

本研究における分析対象データは、ことடன்において導入されているスマートカードの利用履歴データである。本研究では「乗継ぎ割引の拡大」施策の効果分析を行うため、検討対象期間を施策実施前後の1年間と考えた。しかし、「乗継ぎ割引の拡大」施策実施の概ね半年後の2014年10月1日より実施した高松市在住の高齢者を対象とした料金割引施策による影響が大きいことから、検討対象期間を施策実施前後の3月～9月の7ヶ月間とした。具体的には、2013年3月1日～2013年9月30日を施策実施前（以下、「事前」と記す）、2014年3月1日～2014年9月30日を施策実施後（以下、「事後」と記す）とした。

なお、本研究においては、以下の要件を満たすデータを有効データとした。

- ・ 鉄道、バスともに、乗車ならびに降車の利用履歴が記録されたデータ
- ・ 鉄道、バスともに、乗車ならびに降車のデータを1セットとして、利用回数を1回と定義した。

また、本研究の主題である鉄道とバスを組合せた利用については、「乗継ぎ割引」が適用される乗継ぎの条件に準じて、以下のように設定した。

- ・ 同一日の利用に限定。
- ・ 「鉄道→バス」の順番もしくは、「バス→鉄道」の順番の利用を対象。
- ・ 乗継ぎ時間の制限なし。

以上より、本研究において対象とした鉄道とバスの利用の組合せ別による利用状況の概要を表-1ならびに表-2に整理した。表-1は事前の状況、表-2は事後の状況である。全体のデータ件数は、事前で5,208,154件、事後で5,312,273件であった。本研究において着目している鉄道とバスとを組み合わせ合わせた利用については、「鉄道→バス」は、事前で85,890件、事後で110,912件となった。一方、「バス→鉄道」は、事前で90,157件、事後で107,052件となった。どちらも事後の利用が増加していることがわかる。なお、この増加分については、乗継ぎ割引の拡大によるものか、それとも単に交通行動が変わって、事後から利用が増えたものであるかについてはわからない。

(2) 検討対象

一般に、ビッグデータと呼ばれるデータについては、さまざまなバイアスがあるとされているため、施策実施効果を定量的に把握するためには、検討対象を絞り込む必要がある。そこで、まず券種別に利用回数を整理した

表-1 事前における利用状況の概要

	利用回数 (回)	利用者数 (人)	1人あたりの利用回数 (回/人)	備考
鉄道→鉄道	1,834,247	56,256	32.6	
鉄道→バス	85,890	14,795	5.8	
バス→鉄道	90,157	15,520	5.8	
バス→バス	322,259	24,386	13.2	
none→鉄道	2,306,288	67,383	34.2	注1)
none→バス	569,313	35,432	16.1	注1)
計	5,208,154			

※ 2013年3月1日～2013年9月30日
注1) 当該利用日初回の利用

表-2 事後における利用状況の概要

	利用回数 (回)	利用者数 (人)	1人あたりの利用回数 (回/人)	備考
鉄道→鉄道	1,840,337	57,923	31.8	
鉄道→バス	110,912	16,354	6.8	
バス→鉄道	107,052	16,749	6.4	
バス→バス	334,150	25,566	13.1	
none→鉄道	2,337,443	69,884	33.4	注1)
none→バス	582,379	37,405	15.6	注1)
計	5,312,273			

※ 2014年3月1日～2014年9月30日
注1) 当該利用日初回の利用

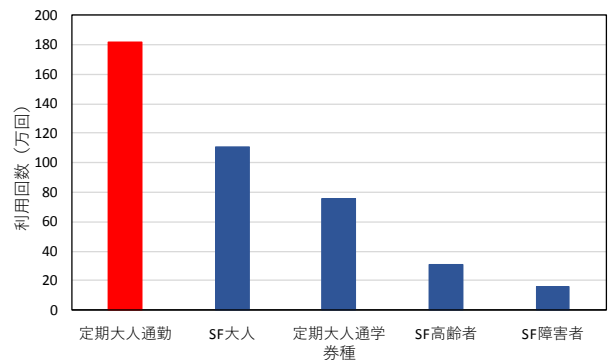


図-1 券種別の事前の利用回数

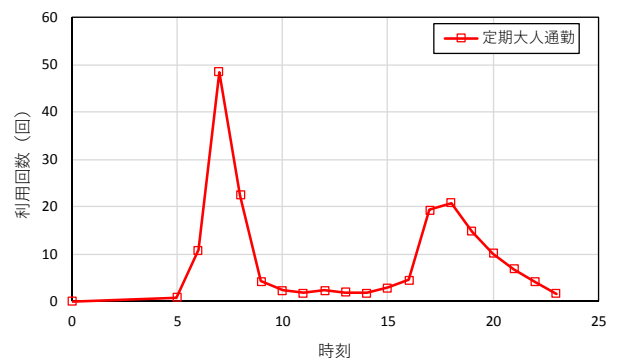


図-2 「定期大人通勤」の時間帯別みた事前の利用回数

(図-1) . これによると、「定期大人通勤」の利用が最も多いことがわかる。さらに、「定期大人通勤」に限定して、利用時間帯を整理したものが図-2 である。これによると、利用が最も多い時間帯は、7 時台となっており、ついで 18 時台となった。そこで、それぞれの時間帯の前後 1 時間、すなわち 6~8 時台、17~19 時台に着目することとした。

以上を踏まえ、本研究における施策実施効果の検証対象として、「定期大人通勤」の利用者で、かつ事前の期間における平日の 6~8 時台、ならびに 17~19 時台の両時間帯に、鉄道もしくはバスの利用があった人を検討対象者とした。

なお、本研究では、便宜的に、6~8 時台を「出勤の時間帯」、17~19 時台を「帰宅の時間帯」と定義した。

4. 本研究における統計的な因果推論の適用結果

(1) 傾向スコアの推計

2 章で整理した方法にしたがい、まずバイナリロジットモデルによる傾向スコアモデルを構築し、このモデルによって推計された傾向スコアを用いて、回帰分析による方法と、IPW による方法の 2 種類の方法で、平均処置効果の推定を行った。

傾向スコアモデルを構築するに際しては、処置群あるいは対照群の割付は従属変数の測定より時間的に先行しているため、従属変数の値によって割付が決まるということとはありえない³⁾ことから、事前の期間、すなわち 2013 年 3 月 1 日~2013 年 9 月 30 日において測定されたデータを用いてモデルの構築を行った。

本研究の目的は、「乗継ぎ割引の拡大」による施策実施の効果検証である。そのため、事前に鉄道もしくはバスを利用し、「乗継ぎ」をしていなかった人を処置群、事前に鉄道もしくはバスを利用し、「乗継ぎ」をしていた人を対照群とした。これにより、「乗継ぎ割引の拡大」施策によって、事前に乗継ぎ利用をしていなかった人が、事前に乗継ぎ利用をしていた人と比較して、事後の乗継ぎ利用が増加したか否かという観点で評価をするものである。

具体的には、処置群ダミー（処置群ならば 1、対照群ならば 0 を示すダミー変数）を被説明変数とするバイナリロジットモデルを傾向スコアモデルとして構築した。説明変数については、説明変数間の多重共線性が生じていないことを確認した上で、論理的に矛盾のない変数をいくつか準備し、赤池の情報量基準（Akaike's Information Criterion, AIC）を参考に最適なモデルを抽出した。その結果、以下の変数を説明変数とする傾向スコアモデルが抽出された。

出勤利用駅の駅勢圏人口：

各利用者の 6 時台~8 時台における乗車駅で、最も利用回数の多い駅の駅勢圏人口（駅から半径 500m）。

帰宅利用駅の周辺のバス停数：

各利用者の 17 時台~19 時台における乗車駅で、最も利用回数の多い駅周辺のバス停数（駅から半径 200m）。

表-3 に傾向スコアモデルの推定結果を示す。このモデルは、傾向スコアを求めるために構築したものであるため、簡単にこのモデルの概要を確認することと定める。

説明変数の符号は定数項を除いてすべて負となった。また、「出勤利用駅の駅勢圏人口」が 0.1%以下の確率で有意となった。この解釈は以下になる。出勤の時間帯に乗車する駅の駅勢圏人口が多いほど、対照群となる傾向がある。すなわち、乗り継ぎ利用をしていた人であるという傾向を示す。一方、「帰宅利用駅の駅周辺のバス停数」については、5%以下の確率で有意となった。これについては、帰宅の時間帯に乗車する駅周辺のバス停数が多いほど対照群となる傾向があることを示す。

(2) 平均処置効果の推定

つぎに、傾向スコアモデルにより推計された傾向スコアを用いて、回帰分析による方法と IPW による方法の 2 種類の方法で、平均処置効果の推定を行った。なお、本研究では、鉄道とバスとの「乗継ぎ割引拡大」による施策実施効果のうち、乗継ぎ利用回数に着目して分析を行った。

まず、傾向スコアモデルにより推計された傾向スコアを説明変数とする重回帰モデルの構築を行った。なお、効果検証の対象となる「事後の乗継ぎ利用回数」を被説

表-3 傾向スコアモデルによる推定結果

	パラメータ
定数項	2.24694 ***
出勤利用駅の駅勢圏人口	-0.00011 ***
帰宅利用駅の駅周辺のバス停数	-0.07738 *
サンプル数	6509
初期尤度	-2837.74681
最終尤度	-2818.00044
AI C	5642.00089

※ 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 '' 1

表4 重回帰モデルによるパラメータ推定結果

	パラメータ
定数項	-190.330 ***
処置群ダミー	62.215 ***
傾向スコア	298.040 ***
サンプル数	6509
決定係数	0.068
調整済み決定係数	0.068

明変数とした。説明変数には、傾向スコアに加えて、処置群ダミーを用いた。

推計結果を表4に示す。これによると、調整済み決定係数は 0.068 と、モデルの適合度はよくない。しかしながら、傾向スコアを用いた回帰分析によって、平均処置効果を求める際には、モデルの適合度はあまり問題にならないといわれている。そこで、本研究ではこのモデルによって求められた平均処置効果を採用する。さて、平均処置効果として表されるのは、処置群ダミーのパラメータである。本モデルの結果によると、処置群ダミーは 0.1%以下の確率で統計的に有意となり、パラメータは 62.215 と推定された。すなわち、平均処置効果が 62.215 回であるとの結論が得られた。

さて、本研究では、もう一つの方法として、IPWによる推定値を求めた。式(4a)ならびに式(4b)より、処置群と判定された人の平均乗継ぎ回数、対照群と判定された人の平均乗継ぎ回数を求めた。その結果、処置群の事後の乗継ぎ利用回数は 122.9011 回、対照群の事後の乗継ぎ利用回数は 60.9527 回となった。以上より、IPWによる平均処置効果は、61.948 回 (= 122.9011 - 60.9527) となった。

以上より、本研究における平均処置効果の推計結果は、回帰分析による方法において約 62 回、IPWによる方法において約 62 回となり、どちらの推定方法も同じ推定結果となった。これより、事前に乗継ぎ利用をしていなかった利用者は、乗継ぎ利用をしていた利用者よりも、「乗継ぎ割引の拡大」によって、乗継ぎ利用回数が 62 回程度増加したとの結論を得た。

5. まとめ

本研究では、スマートカードの利用履歴データを用いて、統計的因果推論の手法を援用することによって、政策の効果検証を行うことを目的とした。具体的には、鉄

道とバスの乗継ぎ割引の拡大施策の実施を対象に、利用者の乗継ぎ利用回数に着目して分析を行った。

その結果、今回検討対象とした「定期大人通勤」においては、「乗継ぎ割引の拡大」施策により、鉄道とバスの乗継ぎ利用回数が約 62 回増加した。

さて、本研究では乗継ぎ回数に着目した分析を行ったが、効果があった人がどのような人かなど、さらなる効果把握が研究課題として残った。

謝辞：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る。本研究は JSPS 科研費 JP16K06548 の助成を受けたものである。

参考文献

- 1) 星野崇宏, 岡田謙介: 傾向スコアを用いた共変量調整による因果効果の推定と臨床医学・疫学・薬学・公衆衛生分野での応用について, 保健医療科学 55(3), pp.230-243, 2006.
- 2) 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.
- 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年.
- 4) 山下和哉, 塚井誠人, 桑野将司, 増田裕元: 過疎地域整備に関する認知喚起型調査手法の提案, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.68, No.5 (土木計画学研究・論文集第 29 巻), pp.I_207-I_221, 2012.
- 5) 大林 準: ロジスティック回帰分析と傾向スコア (propensity score) 解析, 天理医学紀要 19(2), pp.71-79, 2016.

(2009.7.1 受付)