

# 新幹線が駅周辺の人口変動に与える因果効果の統計的推論

【2023年度 KR-096】

東京理科大学 創域理工学部 社会基盤工学科 教授  
寺部 慎太郎

## 1. はじめに

高速鉄道は常に、人口移動、経済成長、都市開発に強い影響を及ぼしてきた。今後も、高速鉄道に対する世界的な需要は増加の一途をたどるだろう。そのため、高速鉄道建設計画を持ち、高速鉄道を建設している多くの国々で、高速鉄道の建設とその影響が政策立案者の関心事となっている。

高速鉄道の影響をさまざまな角度から分析した研究は多い。例えば、高速鉄道はインバウンド観光客にとって魅力的であり、インバウンド観光収入に大きな影響を与える<sup>1)</sup>。研究の中には、高速鉄道が航空交通にマイナスの影響を与えることを指摘し、高速鉄道が観光にマイナスの間接効果とプラスの直接効果があると主張するものもある<sup>2)</sup>。

高速鉄道が与える影響について、地域経済成長への波及効果や集積効果が示されている<sup>3)</sup>。高速鉄道が生産性にプラスの影響を与えること<sup>4)</sup>や、アクセス向上が地域のイノベーションにプラスの効果をもたらすことも指摘されている<sup>5)</sup>。

高速鉄道が地域経済に与える影響については、上記のような分析に加え、高速鉄道の空間的分布が地域経済発展に与える影響に着目し、よりマクロな視点から出発した研究も多い<sup>6)</sup>。

上記の研究の分析対象は、観光産業の観光経済、マクロ経済から見た地域経済発展、あるいは住宅価格、生産性、経済成長、イノベーションなどの観点から地域経済に焦点を当てるにせよ、基本的には異なる視点から高速鉄道の影響を探っている。しかし、経済成長も、住宅価格の上昇も、観光収入の増加も、人間を基盤とした経済行動に基づいている。人がいるからこそ、生産活動や消費活動が行われ、経済成長に寄与するのである。したがって、高速鉄道の影

響も人口変動の観点から分析することができる。

そこで本研究の目的は、日本における高速鉄道の開業と高速鉄道駅周辺人口の変化との因果関係を探り、その効果を計量経済学的手法によって定量的に分析・算出することである。

## 2. データの特徴

### (1) 研究範囲

日本の高速鉄道には、東海道新幹線、山陽新幹線、九州新幹線、上越新幹線、北陸新幹線、東北新幹線、山形新幹線、秋田新幹線がある。本研究では、1995年から2015年までの営業距離2,848kmの新幹線96駅の周辺地域を分析した。図1は分析における調査グリッドの処置群と対照群を示している。図中の緑色のグリッドは対照群、赤色のグリッドは処置群、青色のグリッドは分析対象外のグリッド、白色のグリッドは人口のいないグリッドで、合計501,600グリッドである。これらの各路線の新幹線駅を中心とする半径15km以内のグリッドを処置群とした。一方、新幹線駅から15km以上離れたグリッドを対照群の候補とした。

### (2) 人口調査とデータ分析

結果変数として使用されたデータは、e-Statポータルサイトから国勢調査(1995年、2000年、2005年、2010年、2015年)三次グリッドの人口数である。傾向スコアの算出に用いた共変量データは、国土交通省の土地利用メッシュデータ(1997年、2006年、2009年、2016年)と、地形に関連する標高と傾斜角に関する三次メッシュデータ(2009年)である。

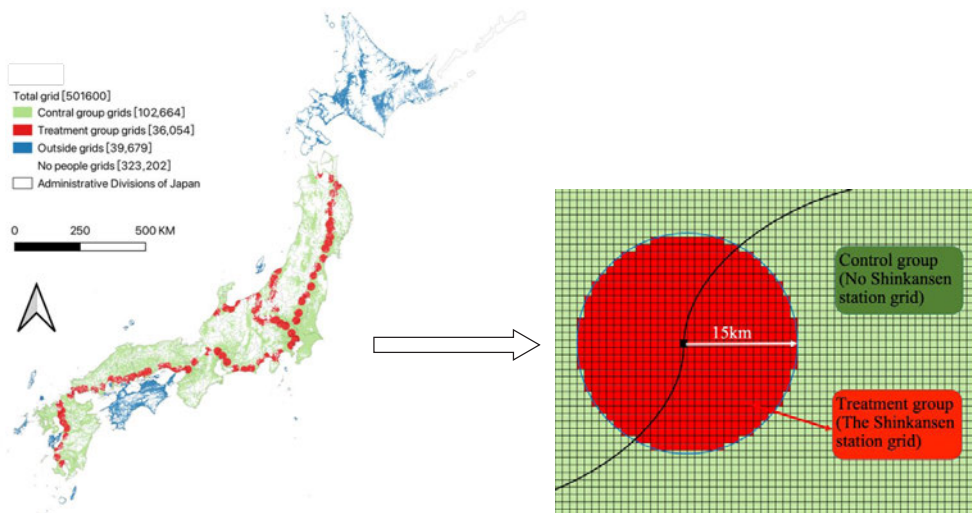


図1 研究対象のグリッド (処置群と対照群)

### 3. 研究の方法

PSM-DID<sup>1),3),5-7)</sup> は、傾向スコアマッチングと差の差分法 (Difference-in-Differences) を組み合わせた手法で、政策や介入の平均処置効果を評価するために用いられる。この基本的な考え方は、傾向スコアマッチング法を用いて処置群と共通の傾向を持つ対照群を構築することである。つまり、処置群と同じか類似の傾向スコアを持つサンプルが、処置群に用いられる実際の対照群として全対照群から選択される。そして、この2つのマッチング群に対して DID 分析を行い、政策や介入の平均的な処置効果を求める。

#### (1) 傾向スコアマッチング

傾向スコアは、観察された共変量のベクトルが与えられた場合の、特定の処置への割当ての条件付き確率である<sup>8)</sup>。個人  $i$  の傾向スコアは、 $X_i$  が与えられたとき、個人  $i$  が処置群に入る条件付き確率として定義される。

$$e_i(X_i) = P_r(D_i = 1|X_i) \quad (1)$$

ここで、ダミー変数  $D_i = \{0,1\}$  は、個人  $i$  が処置群に参加したかどうか、つまり 1 が参加、0 が不参加であることを示す。

サンプルデータを用いて  $P_r(D_i = 1|X_i)$  を推定する場合、パラメトリック推定 (例：プロビットまたはロジスティック) を用いることができ、最も一般的な方法はロジスティック回帰 (本研究で用いた推定方法) である。

$$D_i \sim \text{Bernoulli}(\theta_i) \quad (2)$$

$$\text{Logit}(\theta_i) = a_0 + a_1X_{1i} + \dots + a_kX_{ki} \quad (3)$$

$$\theta_i = \text{logit}^{-1}(a_0 + a_1X_{1i} + \dots + a_kX_{ki}) \quad (4)$$

ここで  $\theta_i$  はベルヌーイ検定の成功確率である、 $X_i$  は使用される共変量で  $a_k$  は共変量の係数である。通常のロジスティック回帰では  $a_k$  に興味がある。しかし傾向スコアでは  $a_k$  に興味がなく、知りたいのは  $\theta_i$  である。処置は、新幹線駅が 15km 以内に存在するか ( $D=1$ )、存在しないか ( $D=0$ ) で指定され、高速道路 IC からの距離、土地利用、地理が共変量  $X$  として推定された。

傾向スコアマッチング<sup>9-10)</sup> とは、傾向スコア値が近い処置グリッドと対照グリッドのマッチングを意味する。傾向スコアマッチングにはさまざまな方法があるが、本研究では最も一般的なキャリパー内の最近傍マッチングを用いる。

#### (2) DID 分析と TWFE モデル

DID 分析 (差の差分法) は政策効果を評価するための計量経済学的手法である<sup>2),4)</sup>。パネルデータを用いて、政策実施前後での処置群と対照群の差の変化を比較することで、処置群に対する政策の正味効果を推定する。その古典的な形式は、以下のように表される。

$$Y_{it} = \alpha + \delta D_i + \lambda T_t + \beta(D_i \times T_t) + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

ここで  $Y_{it}$  は結果変数、 $D_i$  は政策グループダミー変数、 $T_t$  は政策時期ダミー変数、 $D_i \times T_t$  は両者の交互作用項、 $\alpha$ 、 $\lambda$ 、 $\beta$  は各項の係数、そして  $\varepsilon_{it}$  は誤差項である。

本研究では、さらに二元固定効果 (TWFE) モデ

ルを導入して DID 分析を実施している。したがって、TWFE モデルを用いた DID 法の式は以下のようになる：

$$Y_{it} = \alpha + \beta(D_i \times T_t) + \mu_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

$\mu_i$ 、 $\gamma_t$  はそれぞれ個人固定効果と時間固定効果、そして  $\varepsilon_{it}$  は誤差項である。 $\mu_i \gamma_t$  は、元のモデルの政策時間ダミー変数  $D_i$  (グループレベルの統制) と政策時期ダミー変数  $T_t$  (処置期間前後の効果の統制) より多くの情報を含んでいる。

### (3) イベントスタディ法

DID の基本原理は、「政策介入がない場合に、処置群と対照群のアウトカム変数のトレンドが同じであれば、政策介入後の両群間の差は政策効果に帰することができる」というものである。この仮定は、並行トレンドの仮定と呼ばれ、DID モデルの中核的な仮定であり、また、テストと検証が必要な仮定でもある<sup>11)</sup>。

一般的な並行傾向の検定方法は、処置群と対照群の説明変数を直接プロットし、それらが並行傾向の仮定を満たすかどうかを比較する。しかし、この方法の欠点は、多期間 DID では、政策が異なる時点で実施されるため、異なる期間のトレンドを描くことが困難であること、時間トレンドグラフ自体が比較的大雑把なテストであり、分析対象数が多い場合、その精度が低いことである。したがって、このテスト方法は本研究には適さないため、イベントスタディ法を用いて並行トレンドの仮定と政策効果の動的分析を検証<sup>11)</sup>する。

イベントスタディ法は、主に金融分野で適用され、特定のイベントが企業の株価に与える影響を測定するために主に使用されていた<sup>12-13)</sup>。DID を適用するイベントスタディ法には、二つの目的がある。第一は、回帰法を用いた DID アプローチで最も重要な並行トレンド仮説を検証することであり、第二は、変化の時間次元における政策効果をより明確に把握することである。

## 4. 結果

### (1) 傾向スコアマッチングと DID の組み合わせと

#### 傾向スコアマッチング法の選択

傾向スコアマッチングの場合、各処置群サンプルは同じ時点の対照群サンプルとマッチングされるた

め、傾向スコアマッチングはクロスセクションデータを用いる。しかし DID の場合、DID は時間次元とクロスセクション次元の両方から差分をとるので、DID 自体はパネルデータに適している。したがって、傾向スコアマッチングと DID を組み合わせる場合、より重大な問題がある。それは、傾向スコアマッチングによってマッチングされたサンプルは、本来 DID 分析には適さないということである。適用可能なデータ型が異なるという問題に対処するため、文献的には主に 2 つの方法がある：1 つはパネルデータをクロスセクションデータとして扱い、マッチングを行う方法、もう 1 つはパネルデータの各期間についてクロスセクションデータを使用し、期間ごとにマッチングを行う方法である<sup>14)</sup>。

マッチング量の問題については、不正確なマッチングの場合、1 対 1 マッチングの方がバイアスは小さくなるが分散は大きくなる。一般に、1 対 4 マッチングは平均二乗誤差 (MSE) の最小化を達成できる<sup>15)</sup>。そこで、1 対 4 マッチング法を選択した。そして、キャリパー距離を 0.01 に設定し、抽出を復元した。クロスセクションマッチング法と年別マッチング法を用いてマッチングを行い、マッチング結果を比較した。

マッチング後、ほとんどの共変量の係数値は年々減少し、ただ 1 つの共変量だけが共線性のために省略され、その係数はほとんど重要でない。すべての回帰の擬似 R2 乗は有意に減少しており、各年において 2 つのグループ間に系統的な偏りがないことを示している。年ごとのマッチングのバランスは良好である。したがって、本研究では、傾向スコアマッチングは、よりマッチング効果の高い年ごとのマッチング方法を選択する。

### (2) 傾向スコアマッチング-DID の分析結果

さらに DID 分析には TWFE モデルを用い、時間固定効果を制御するために TWFE モデルに年ダミー変数を加えた。個人固定効果については、地域レベル、都道府県レベル、市町村レベルでそれぞれ統制した。地域レベルは次のように分けられる：地域レベルは、東北地方から九州地方の 6 つの地域固定効果、都道府県レベルは、日本の 47 行政区分のうち、新幹線のある 41 道県の固定効果；都市レベルは、日本の 1724 市 (792 市、743 町、189 村) から分析対象を除いた 1518 市と東京 23 区の固定効果である。

表1 4つのモデルの3レベルの分析結果の比較

レベル		オンサポート モデル	オールマッチ モデル	頻度 モデル	固定効果 モデル
地域 レベル	係数	357.8466**	314.6672**	328.9649**	364.1659**
	S.E.	-3.1856	-3.4644	-4.0039	-3.1792
	N	579322	384567	707303	601710
	R <sup>2</sup>	0.6325	0.6308	0.6607	0.6323
都道府県 レベル	係数	430.3447**	419.6324**	430.3890**	432.1747**
	S.E.	-3.2301	-3.4149	-3.7349	-3.2636
	N	579322	384567	707303	601710
	R <sup>2</sup>	0.7000	0.6987	0.7278	0.6997
市町村 レベル	係数	117.5069**	121.2648**	139.4543**	117.7928**
	S.E.	-3.4351	-3.4867	-3.9406	-3.3642
	N	579322	384567	707303	601710
	R <sup>2</sup>	0.8126	0.8019	0.8183	0.8122

傾向スコアマッチング-DID分析では、処置群サンプルには2つの状態がある。1つはマッチングが成功した状態、もう1つはマッチングに参加しない(つまり共通支持仮説を満たさない)状態、またはマッチングには参加するが、キャリアの範囲内で当面对照群サンプルとマッチングしない状態である。対照群サンプルに関しても、2つの状態がある。一つは、マッチングが成功した状態であり、もう一つは、共通支持仮説を満たさないか、キャリアの範囲内でマッチングが成功しなかった状態である。共通支持の仮説を満たすサンプルをDID回帰モデルに入れることに加えて、マッチングに参加したすべてのサンプルをパラメータ推定のためにDID回帰モデルに入れ、ベースライン回帰に存在する選択バイアスの問題をある程度緩和し、さらにその頑健性を検証するためにベースライン回帰の結果と比較することができる。

しかし、すべての一致サンプルを用いた回帰も、共通支持仮説を満たすサンプルを用いた回帰も、一致した対照群サンプルが複数の処置群サンプルと一致する可能性があるという基本的な事実を無視している。したがって、重みの異なる対照群サンプルは、対照群サンプル全体における重要度が異なる。重みが大きければ大きいほど、マッチする回数が多くなり、回帰に参加するときに、より注意を払うべきである。したがって、実行可能なアプローチは、重みによって対照群でマッチしたサンプルを複製することであり、いわゆる度数重み付き回帰である。結果の頑健性を向上させるために、3つの水準で4つのモデルを分析し、最終的に得られた回帰結果を比較した。

式(5)の $\beta$ の回帰結果が表1に表示されている：1

列目が共通支持の仮説を満たすサンプルを用いた回帰(オンサポートモデル)、2列目がすべてのマッチサンプルを用いた回帰(オールマッチモデル)、3列目がサンプルの重要性を考慮した度数重み付き回帰(頻度モデル)、4列目が固定効果モデルを用いたベースライン回帰(固定効果モデル)である。

## 5. まとめ

本研究では、すべての結果を日本における実証的ケーススタディから得た。傾向スコアマッチング-DID法を用いて、最長20年間のパネルデータを分析し、新幹線が駅周辺地域の人口動態の変化に与える影響を実証した。

まず、クロスセクションデータを用いた傾向スコアマッチング法とパネルデータを用いたDID法の組み合わせについて、マッチング方法を検討し、最終的に最も頑健性が高く、マッチング効果の高い1対4置換年単位のマッチング方法を選択した。また、このマッチング法について共通支持区間検定とバランス検定を実施するとともに、異なる年のマッチング前後のロジスティック回帰結果を比較し、異なる年の2群の共変量に系統的な偏りがないことを示し、研究結果の頑健性を高めた。

次に、傾向スコアマッチング法を用いて、観測可能変数に起因する自己選択バイアスを緩和し、処置群と対照群の比較可能性を向上させる。そして、DID法と組み合わせることで多期間データを用いることで、観察不能変数に起因する内生性の問題を排除し、推定結果の頑健性を向上させる。そしてDID法では、時間固定効果と個人固定効果を制御するために、二元固定効果モデルを導入する。このうち、個人固定

効果は、地域、都道府県、市町村の3つのレベルで制御されている。共通支持の仮定を満たすサンプルを用いたモデル、マッチングにすべてのサンプルを用いたモデル、サンプルの重要度を考慮したモデル、固定効果モデルを比較した。最終的に、新幹線駅から半径15km以内では、地域レベルの各グリッドの人口が約315人、都道府県レベルの各グリッドの人口が約420人、市町村レベルの各グリッドの人口が約121人増加することがわかった。

新幹線開業が人口変動に及ぼす因果的効果を示したが、この研究はいくつかの方法で拡張することができる。DID分析で得られた結果は、基本的には全国の新幹線駅の平均的な効果である。しかし、日本の新幹線駅は、その規模、乗降客数、運行本数などが大きく異なり、新幹線駅自体に異質性があることを意味する。新幹線駅の違いが周辺地域の人口変化に与える影響をより詳細に分析するためには、こうした駅の異質性を考慮に入れたさらなる研究が必要である。□

## 謝辞

本研究は、オウセイゲン君（本学大学院修士課程）から多大な貢献を受けた。ここに謝意を表す。

## 参考文献・引用文献

- 1) Z. Yang, and T. Li : Does High-Speed Rail Boost Urban Tourism Economy in China? *Current Issues in Tourism*, Vol.23, No.16, pp.1973-1989, 2020
- 2) D. Albalade, and X. Fageda : High Speed Rail and Tourism: Empirical Evidence from Spain, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol.85, pp.174-185, 2016
- 3) Y. Liang, K. Zhou, X. Li, Z. Zhou, W. Sun, and J. Zeng: Effectiveness of High-Speed Railway on Regional Economic Growth for Less Developed Areas, *Journal of Transport Geography*, Vol.82, 2020
- 4) J. Wetwitoo, and H. Kato: High-Speed Rail and Regional Economic Productivity through Agglomeration and Network Externality: A Case Study of Inter-Regional Transportation in Japan, *Case Studies on Transport Policy*, Vol.5, No.4, pp.549-559, 2017
- 5) N. Miwa, A. Bhatt, and H. Kato: High-Speed Rail Development and Regional Inequalities: Evidence from Japan, In *Transportation Research Record*, SAGE Publications Ltd, Vol.2676, No.7, pp.363-378, 2022.2
- 6) S. Jia, C. Zhou, and C. Qin: No Difference in Effect of High-Speed Rail on Regional Economic Growth Based on Match Effect Perspective? *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 06, pp.144-157, 2017
- 7) P. Böckerman, P. Ilmakunnas: Unemployment and self-assessed health: evidence from panel data, *Health Econ.* Feb. 18(2):161-179, 2009
- 8) 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, 1983.4
- 9) Elizabeth A Stuart: Matching methods for causal inference: A review and a look forward, *Stat Sci.*, 2010 Feb 1;25(1):pp.1-21
- 10) M. Caliendo, S. Kopeinig: Some practical guidance for the implementation of propensity score matching, *Journal of economic surveys*, 22(1), pp.31-72, 2008
- 11) T. Beck, R. Levine, & A. Levkov: Big Bad Banks? The Winners and Losers from Bank Deregulation in the United States. *The Journal of Finance*, 65(5), pp.1637-1667, 2010
- 12) R. Ball, and B. Philip: An Empirical Evaluation of Accounting Income Numbers, *Journal of Accounting Research*, Vol.6, No.2, pp.159-78, 1968
- 13) E. F. Fama, F. Lawrence, C. J. Michael, and R. Richard: The Adjustment of Stock Prices to New Information, *International Economic Review*, Vol.10, No. 1, pp.1-21, 1969
- 14) S. Xie, P. Fan, and Y. Wan: Improvement and Application of Classical PSM-DID Model, *Statistical Research* 38(2): pp.146-160, 2021
- 15) A. Abadie, D. Drukker, J. L. Herr, and G. W. Imbens: Implementing matching estimators for average treatment effects in Stata, *The Stata journal* 4(3), pp.290-311, 2004