

統計的因果推論のフレームに基づく ゾーン 30 導入の効果計測

吉田 一貴¹・瀬谷 創²

¹ 非会員 神戸大学 大学院工学研究科 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1)
E-mail: 180t140t@stu.kobe-u.ac.jp

² 正会員 神戸大学 大学院工学研究科 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1)
E-mail: hseya@people.kobe-u.ac.jp

本研究では、平成 24 年から 26 年の神戸市における未就園児～高校生の交通事故データを用いて、平成 23 年から我が国でも導入が進んでいるゾーン 30 施策の効果を統計的因果推論のフレームで定量的に把握することを試みた。具体的には、クロスセクションデータを用いた傾向スコア (PS) 法、前後比較による差分の差 (DID) 法、DID+PS 法、経験ベイズ法を適用し、結果の比較・考察を行った。分析の結果、ゾーン 30 の影響は手法によって大きく異なることが示唆された。このことは、交通事故研究の文脈において複数手法を用いた頑健性の検証が重要であることを示唆するものである。

Key Words: zone30, traffic accidents, child, propensity score matching, cross section, before-after

1. はじめに

警察庁交通局によれば、平成 22 年（「ゾーン 30」の開始前年）までの 10 年間に於いて、車道幅員 5.5m 以上の道路における交通事故発生件数は 29.2%減少したのに対し、車道幅員 5.5m 未満の道路においては 8.0%の減少にとどまっていた。このような中、生活道路での交通事故対策を強化することの重要性に対する認識が高まっている。

生活道路におけるゾーン対策推進調査研究検討委員会 (2011)¹⁾、および交通工学研究会 (2017)²⁾によれば、我が国では生活道路での交通事故を防ぐ目的での面的交通規制施策として、スクール・ゾーン (昭和 47 年～)、生活ゾーン (昭和 49 年～)、シルバー・ゾーン (昭和 63 年～)、コミュニティ・ゾーン (平成 8 年～) といった交通施策が講じられてきた。コミュニティ・ゾーン施策は、日常生活圏や小学校区等、地区としてまとまりのある概ね 25ha～50ha の範囲において、交通規制 (最高速度 30km/h の区域規制、通行禁止規制等) と道路整備 (ハンプ、狭さく、歩道等の整備) を組み合わせた対策を推進するものであったが、平成 23 年度より、ヨーロッパの施策を参考にしながら、歩行者等の通行が優先され通過交通が可能な限り抑制されるべき地区を面積に

かわりなくより柔軟に「ゾーン 30」として設定するゾーン 30 施策が開始された。ゾーン 30 施策は、「生活道路における歩行者等の安全な通行を確保することを目的として、区域 (ゾーン) を定めて最高速度 30 キロメートル毎時の速度規制を実施し、併せて、その他の安全対策を必要に応じて組み合わせ、ゾーン内における速度抑制、ゾーン内を抜け道として通行する車の抑制等を図る生活道路対策」である。ここで、30km/h という速度設定は自動車と歩行者が衝突した場合、自動車の速度が 30km/h を超えると歩行者の致死率が急上昇することによる³⁾。ゾーン 30 は平成 28 年までに全国に約 3000 ヶ所整備されている。

このように、ゾーン 30 の導入が進む中、その評価が急務となっている。交通工学研究会は平成 29 年 6 月に「改訂 生活道路のゾーン対策マニュアル」を作成し²⁾、ゾーン対策の基本的考え方と進め方、及び具体的な手法に関する情報を提供している。当該マニュアル中では、ゾーン対策が 1) 課題把握、2) 対策案を考える、3) 実施、4) 解決確認という 4 ステップで提示されている。この中で、評価に関連する解決確認のための指標としては、例えば走行速度、交通量、事故件数、住民の意識が挙げられているが、中でも最も重要な効果は交通事故の削減であろう。ゾーン 30 の評価に関して、当該マニュアルに

おける事例紹介では、交通量調査やアンケートによる住民の意識調査は行われているものの、ゾーン 30 が導入されて間もないこともあり、事故減少効果に関する分析はほとんどされていない。

一方、2017 年 12 月時点で、警察庁はゾーン 30 の効果を次のように報告している⁴⁾。

「平成 27 年度末までに全国で整備した「ゾーン 30」(2,490 か所)において、整備前年度の 1 年間と整備翌年度の 1 年間における交通事故発生件数を比較したところ、交通事故発生件数及び対歩行者・自転車事故(内数)はいずれも減少(それぞれ 23.5%減、18.6%減)した」

この検証は、ゾーン 30 内の事前事後の件数を比較することにどまっているという点で問題がある。すなわち、冒頭で述べたように現状交通事故件数は減少する傾向にあるため、ゾーン 30 内で事故が減少したとしても、それが全体的なトレンドによるものなのか、ゾーン 30 の効果であるのかが識別できない。また、交通事故は稀な事象であるため、件数自体がリスク指標として適当ではないことが長年の交通工学研究で指摘されている(例えば、Hauer, 1997⁵⁾)。

米国では交通事故対策の評価は、長年経験ベイズ法(Empirical Bayes (EB))によって行われてきた(Hauer, 1997⁶⁾; Persaud and Lyon, 2007⁶⁾)。EB法は、事前・事後比較の枠組みで実施される。筆者らのレビューした範囲では、日本では唯一大蔵ら(2000)⁷⁾が、EB法を用いた交通事故対策の評価を行っている。一方、近年、Li and Graham (2016)⁸⁾は、EB法の実用上の限界を指摘し、ロンドンにおける混雑課金政策が交通事故リスクに与えた影響を、統計的因果推論の手法の一つである、差分の差法(difference-in-differences (DID))法を用いて評価している。交通事故対策が実施された時点が分からない場合は、クロスセクションデータによる必要があり、この場合近年多くの研究が傾向スコア法(propensity score (PS))法を採用している(Wood et al., 2015⁹⁾)。クロスセクションデータで、事前事後分析と同じような信頼できる結果が得られるかどうかは、同じような結果が得られたという比較分析結果(Wood et al., 2015⁹⁾)と、クロスセクション分析は不安定であるという反対意見があり(Hauer, 2010¹⁰⁾)、いまだ結論は出ていない。

そこで本研究では、クロスセクションデータを用いた傾向スコア(PS)法、前後比較による差分の差(DID)法、DID+PS法、EB法を横断的に比較することによってゾーン 30 の導入による事故減少効果の評価を行う。このような手法の横断的な比較分析は、既往研究では行われていない新たな試みである。すなわち、ゾーン 30 の導入効果の分析自体が本研究の主眼であるが、評価結果が分析手法にどの程度依存するかの検証もまた、本研究の目的となっている。

2. 交通事故対策の評価手法

(1) 交通事故データの特性

交通事故は、その稀発性・ランダム性により、発生件数が期待値方向に収斂してゆく傾向(いわゆる平均への回帰、RTM (Regression To the Mean))が存在する。すなわち、RTMにより、一般にある年相対的に事故が多かった地点群は、翌年以降発生事故件数が減少傾向になりやすく、逆に事故が少なかった地点群は翌年以降増加傾向になりやすい。仮に、交通事故対策が事故多発点に行われた場合、RTM現象を考慮しないとその対策の効果を過大評価してしまう危険性がある。

RTM現象を考慮するためにEB法が交通事故対策の評価手法として提案され、特に米国で長年用いられてきた^{5,6)}。EB法では、各交通事故対策地点(処置群)における報告交通事故件数と対策前のデータから予測した期待交通事故件数の重み付き和をリスクと定義して用いることで、RTM現象を回避することを試みる。ここで、予測に用いるモデル(関数)は、安全性能関数(Safety Performance Function (SPF))と呼ばれる。EB法では、SPFを推計するためにどのような参照群を定義するかという点が重要となる。また重要な前提として、参照群と処置群では、モデルの説明変数以外の非観測要因が同一のトレンドを示す必要がある。すなわち、参照群と処置群が類似していないとSPF推計においてバイアスが発生する⁸⁾。そこで近年では、統計的因果推論のフレームワークで客観的に参照群(コントロール群)と処置群の類似性を担保する研究が試みられてきており、本研究でもこのようなアプローチを採用する。

なお、前述のとおり、交通事故対策の評価手法は大きく分けると、クロスセクション分析に基づく方法と前後(before-after)比較に基づく方法に分類できる。そこで以下、まず(2)ではクロスセクション分析に基づく方法を、(3)ではbefore-after比較に基づく方法を導入する。

(2) クロスセクション分析に基づく手法

a) カウントデータモデル

事故件数は、カウントデータであるため、正規分布に基づく通常の回帰モデルを適用することは通常避け、カウントデータモデルを適用する。カウントデータの代表的な分布は、ポアソン分布と負の二項分布であるが、前者は平均=分散という強い仮定が置かれているため、通常この制約を緩和した負の二項回帰(negative binomial regression (NBR))モデルが用いられる(Hauer, 1997⁶⁾)。事故件数が負の二項分布に従うことを前提とした場合、SPFは次のように定式化できる。

$$\log(\lambda_i) = \alpha + \beta x_i + \gamma' z_i, \quad (1)$$

ここで、 i は小学校区、 λ_i は2016年の事故件数の期待値、

x_i はゾーン 30 内ならば 1, そうでなければ 0 とするダミー変数, z_i は共変量 (コントロール変数) ベクトル, α は切片, γ' は回帰係数ベクトルである. β が, 最も関心のあるパラメータであり, ゾーン 30 の効果を表す. したがって, 事故削減効果があるならば, 負の値が期待される.

b) 傾向スコアマッチング (Propensity Score Matching (PSM))

PSM 法は, 対策 (すなわち, ゾーン 30 施策) が施された処置群と施されていないコントロール群の間で対策が施される確率 (=傾向スコア, 0 から 1 で表現) が同等な主体をマッチングさせ, 事故件数を比較する手法である. 一定の仮定の下では, 複数の共変量を 1 つの値 (傾向スコア) に落とし込み, 傾向スコアをバランスさせることを通じて, 複数の共変量がバランスされることが証明されている (すなわち, 説明変数が似通った群同士を比較できる). 傾向スコアを求めるため, 本研究ではロジットモデルを用いる. 前述の通り NBR モデルも, z_i を導入することで共変量をコントロールしているが, 2 つの群間で z_i の分布が大きく異なると, z_i のコントロールの効果が, 事故件数や z_i に与える関数形に強く依存してしまうという問題が起きる. 特に, z_i の分布がゾーン 30 の内・外で大きく異なる場合, このような問題が顕著になる. したがって, PSM 法は回帰分析より関数形の誤設定に強い.

PSM 法が有効に作用する前提条件は, 傾向スコア算出にかかわる全ての交絡因子が測定されてデータとして手元にあり, モデルには全ての交絡因子が含まれている条件と, どちらの群に割り付けられるかは観測された共変量の値に依存し被説明変数の値の高低には依存しないといった条件がある.

以下, PSM 法の手順を示す.

- ① ゾーン 30 の有無を被説明変数とし, 共変量 z_i と, 対策が施されることによって変化することが想定される効果のデータ (事前, 2012 年の事故件数) を説明変数とし二項ロジットモデルの推定を行う.
- ② ロジットモデルの推定結果に基づき, 予測値 (傾向スコア) を計算する.
- ③ 処置群とコントロール群で傾向スコアが同じまたは近いものをマッチングさせる. マッチングに際して, 傾向スコアはロジット変換する (Imbens and Rubin, 2015)¹¹⁾. ここで, ①において過去の事故件数を導入するのは, 「事故が多い地域ほどゾーン 30 が導入されやすい」という傾向をコントロールするためである. これにより, 事前の事故件数が似ている地域を比較することができる. ②では, プロビットモデルを用いても良いが, 本研

究では 2 つのアプローチで大きな差異は見出せなかったため, ロジットモデルを用いることとした.

- ④ マッチングを行う. マッチングの方法としては複数のアプローチが存在する. 最近隣マッチング (nearest neighbor matching) は, 処置群の各個体に (ロジット変換した) 傾向スコアが最も近いコントロール群の個体を 1 対 1 でマッチングさせる方法である. 一方, キャリパー・マッチング (caliper matching) は, 処置群の各個体に, 傾向スコアが閾値以内にある複数のコントロール群内の個体を 1 対複数でマッチングさせる方法である. Rosenbaum and Rubin (1985)¹²⁾は, 傾向スコアをロジット変換し, 傾向スコアの標準偏差の 4 分の 1 (0.25 倍) (caliper 係数) までを用いることで, よい性能が得られることを示している. 本研究では, この caliper 係数を 0.025, 0.05, 0.1, 0.25, 0.5 と動かしてみたが, 結果は大きく変わらなかったため, 多くの既往研究同様, 0.25 を用いることとする.
- ⑤ マッチングを行った後は, 処置群とコントロール群のどの個体がマッチングされたかという情報は無視してもよく (Stuart, 2010)¹³⁾, マッチングされたサンプルのみを用いて NBR モデルを推定すればよい. 本研究では, 最近隣マッチング (nearest) とキャリパー・マッチング (caliper) の両者を用いて, 結果を比較する.

c) 傾向スコア+階層化 (Propensity Score Sub-classification (PSS))

この方法は, ステップ①, ②までは PSM 法と同じである. PSM 法では, ステップ③でマッチングを行い, マッチングされなかったコントロール群のサンプルは捨象するが, PSS 法では処置群とコントロール群全体を適当な数 (5 つが用いられることが多い) に分割するので, すべてのデータを用いることができる. 5 つのグループに分割後, 各グループを示すダミー変数を導入 (本研究は “factor lindner” として格納) し, NBR モデルを推定する. PSS 法は, 例えば高速道路の事故件数を分析した Sasidharan and Donnell (2014)¹⁴⁾によって用いられている.

d) 傾向スコア+重み付け (Inverse probability weighting (IPW))

IPW 法は, 傾向スコアの逆数でデータを重み付け, NBR モデルを推定する方法である. ただし, 重みが大きくなりすぎるのを防ぐために, 通常傾向スコアが 0.99 以上 (0.01 未満) のサンプルは捨象する. PSS 法同様, 全サンプルを分析に用いることができるのが長所である. また, 重みをつけるだけなので, 多項ロジットモデルや

順序ロジットモデルを用いて重みを構築すれば、複数の種類の処置がある場合にも容易に拡張できる。例えば、ゾーン 30 において物理デバイスが有る、無しの場合などに対応可能である。

(2) before-after 比較に基づく手法

a) 経験ベイズ (EB) 法

EB 法は、報告交通事故件数と対策前のデータから予測した期待交通事故件数の和をリスクとして定義することで RTM 現象を考慮する方法である。具体的な手順は次のようになる。

- ① 処置群の事前と事後をプールしたサンプルを用いて、NBR モデル等を使用することによって SPF を推定する。

$$\log(\lambda_i) = \alpha + \beta x_i + \delta g_i + \gamma' z_i, \quad (2)$$

ここで、 g_i は、指定後 1、指定前 0 とするダミー変数であり、 δ はパラメータである。その他の変数の定義は、式(1)の通りである。

- ② SPF を使用することによって、各ゾーン 30 の制定前の交通事故件数の期待値 $\hat{\lambda}_{i,before}$ と、制定後の期待値 $\hat{\lambda}_{i,after}$ を推定する。
- ③ 実際に報告された事故件数 $y_{i,before}$ と期待事故件数の重みつき和として、制定前の各ゾーン 30 内における事故リスクを推定する。

$$M_i = w_i \hat{\lambda}_{i,before} + (1 - w_i) y_{i,before}, \quad (3)$$

ただし、 $w_i = \frac{1}{1 + \alpha \hat{\lambda}_{i,before}}$; $\text{Var}(M_i) = (1 - w_i) M_i$.

ここで、 M_i : 制定前の各ゾーン 30 内における事故リスク、 w_i : 重み、 α : NBR モデルから求められる過分散パラメータ、 $\text{Var}(M_i)$: M_i の分散。

実際の報告交通事故件数は、稀な現象の実現値なので、その値自体は信用できない。そこで、期待交通事故件数との重みつき平均として、実現値を補正して事故リスクを計算するのが経験ベイズの考え方である。

- ④ 各処置群 (ゾーン 30) の事後の期待交通事故件数を推定する。具体的には、それぞれの指定前後の期待事故件数の比をとる。

$$C_i = \frac{\hat{\lambda}_{i,after}}{\hat{\lambda}_{i,before}}. \quad (4)$$

- ⑤ 仮にゾーン 30 が指定されなかった場合の指定後の事故件数を計算する。

$$N_{expected,after} = \sum_i^m C_i M_i, \quad (5)$$

$$\text{VAR}(N_{expected,after}) = \sum_i^m C_i^2 \text{Var}(M_i), \quad (6)$$

ここで、 $N_{expected,after}$: 制定後の期待交通事故件数の合計、 $\text{VAR}(N_{expected,after})$:

$N_{expected,after}$ の分散である。

- ⑥ 処置効果を推定する。

$$\theta = \frac{\frac{N_{reported,after}}{N_{expected,after}}}{1 + \frac{\text{VAR}(N_{expected,after})}{(N_{expected,after})^2}}, \quad (7)$$

ただし、

$$\text{VAR}(\theta) = (\theta)^2 \frac{\left(\frac{1}{N_{reported,after}} + \frac{\text{VAR}(N_{expected,after})}{(N_{expected,after})^2} \right)}{\left(1 + \frac{\text{VAR}(N_{expected,after})}{(N_{expected,after})^2} \right)^2},$$

ここで、 θ : 処置効果、 $\text{VAR}(\theta)$: θ の分散。

b) DID 法

DID 法は、2 つのグループにおける before-after の「差の差」を効果とみなす方法である。

対策が施されたグループ内でのゾーン 30 に指定されてからの事故減少 (1 つ目の「差」) が存在する、これと同時に対策が施されていないグループでの事故減少 (トレンド効果、2 つ目の「差」) が存在する。この 2 つの差 (つまり差の差) が DID 法で推定される処置効果である。

トレンドによる効果を考慮できているので、これによって、例えば自動ブレーキなどの自動車性能向上によっての事故減少効果を排除できるといった利点が存在する。しかし、DID 法においては、トレンドによる変化の傾きが処置群とコントロール群で同じである (並行トレンドの仮定) ことと指定前後で結果に影響を及ぼすようなイベントが発生しない、又は発生しても両群に同じように作用すること (共通ショック仮定) が前提条件となっている。DID 法は、次式のように定式化できる。

$$\log(\lambda_i) = \alpha + \beta x_i + \delta g_i + \gamma(x_i \cdot g_i) + \gamma' z_i. \quad (8)$$

DID 法では、交差項の係数 γ に関心が持たれる。

c) DID+PSM (DID matching) 法

本 DID+PSM 法は、PSM 法でマッチングされたサンプルに対して、DID 法を実行する方法である。DID+PSM 法を用いることによって、並行トレンドの仮定が満たされやすくなるため、近年実証分析の手法として多く用いられている。

3. データ整備

(1) 交通事故データの整備

本研究で使用する交通事故のデータは、2012 年から 2016 年の神戸市における未就園児～高校生の交通事故のデータである。交通事故件数は、計 2124 件 (第 1, 第 2 当事者に限る) である。事故の発生場所 (緯度・経度)、発生年、発生月、発生時間、当事者の種別 (小学校高学年、高校生等) のデータが含まれているが、事故類型や当事者種別は不明である。また、プライバシーの



図1 ゾーン30の図化例
(東灘区, 灘区, 中央区, 兵庫区)

観点から、発生日が特定できないため、天気等の影響をコントロールすることはできない。

(2) ゾーン30データの整備

ゾーン30の位置は、兵庫県警がHPで公開している (<https://www.police.pref.hyogo.lg.jp/traffic/regulation/zone30/index.htm>)。本研究では、GIS上でデジタル道路地図の道路に沿わせながら、手動でゾーン30の図化を行った。ゾーン30の指定日は、当該HP上では公開されていないため、兵庫県警に問い合わせ、入手した。分析時点で、神戸市内には36ヶ所の指定ゾーンがあり、平均13.23haの広さを持っている。ゾーン30は基本的に幹線道路に面した区域となっている。図1に、図化したゾーン30の例を示す。

また、ほとんどのゾーン30の入り口にはゾーン30であることを運転者に認知させるために「ゾーン30」と書かれた路面標示と30km/h制限を示す標識が設置されている(図2)。さらに、場所によっては狭窄部の設置といった物理的デバイスが設置されており、調査によって36ヶ所のゾーンに対して11のゾーン内で物理的デバイスの存在が確認された(図3)。

(3) 分析単位

本研究では、「小学校区」を分析単位とする。小学校区より狭い、例えば町丁目を対象地域とすることも可能であるが、事故件数ゼロのゾーンが多数を占めるようになり、負の二項分布への適合が悪くなると予想されたためである。ただし、サンプルサイズが少なくなるという問題もはらむため、将来的な比較検討の余地は残っている。

小学校区のポリゴンデータは、国土交通省国土政策局国土情報課の国土数値情報より取得し、ゾーン30有無の情報を格納した(図4)。なお、神戸市には現在162の小学校があるが、事故のデータが2012年~2016年のデータであるため、2012年以前にゾーン30に指定されていた小学校区(2ヶ所)は省いた。



図2 「ゾーン30」路面標示と30km/h制限を示す標識
(灘区成徳小学校付近 平成29年5月筆者撮影)



図3 ゾーン30内の物理的デバイス(狭窄部)
(Goole mapより, 中央区北野町 平成29年7月)



図4 神戸市内の小学校区
(緑: ゾーン30無し, 青: ゾーン30有り, ピンク: ゾーン30+物理的デバイス有り)

(4) 各種説明変数の整備

本研究で使用する説明変数のリストを表1に示す。道路データはデジタル道路地図(日本デジタル道路地図協会)、人口データは国勢調査(総務省)、傾斜は基盤地図情報(10m)(国土地理院)、その他のデータは国土数値情報より収集した。

表 1：説明変数リスト

| 変数名 | 概要 |
|----------------------|---|
| name | 小学校名 |
| address | 小学校の所在地 |
| acc_12 | 2012年の事故件数 (件) |
| acc_13 | 2013年の事故件数 (件) |
| acc_14 | 2014年の事故件数 (件) |
| acc_15 | 2015年の事故件数 (件) |
| acc_16 | 2016年の事故件数 (件) |
| acc_sum | 2012年～2016年の事故件数の合計 |
| zone30 | ゾーン 30の有無 |
| device | 物理的デバイスの有無 |
| zone30×add | ゾーン 30×物理的デバイスの有無 |
| area | 面積 (km ²) |
| pop | 総人口 (人) |
| pop0_15 | 0～15歳の人口 (人) |
| emp | 従業員者数 (人) |
| pop_over65 | 65歳以上の人口 (人) |
| road_dens | 道路密度 (総道路延長 (m) ÷面積 (km ²)) |
| slope_mean | 平均傾斜 (度) |
| width_5_13 | 5～13mの道路の割合 |
| width_13_ | 13m以上の道路の割合 |
| train_count | 鉄道駅の個所数 (駅) |
| nosetting | 用途地域が設定されていない場所の割合 |
| c1_low_build_resi | 第一種低層住居専用地域の割合 |
| c2_low_build_resi | 第二種低層住居専用地域の割合 |
| c1_high_build_resi | 第一種中高層住居専用地域の割合 |
| c2_high_build_resi | 第二種中高層住居専用地域 |
| c1_resi | 第一種住居地域の割合 |
| c2_resi | 第二種住居地域の割合 |
| semi_resi | 準住居地域の割合 |
| neibor_commercial | 近隣商業地域の割合 |
| commercial | 商業地域の割合 |
| semi_industrial | 準工業地域の割合 |
| industrial | 工業地域の割合 |
| exclusive_industrial | 工業専用地域の割合 |
| road_length | 総道路延長 (m) |
| width_3_5 | 3～5mの道路の割合 |
| year | ゾーン 30が指定された年 (年) |

4. 実証分析

(1) 基礎集計

本研究では、第 3 章で述べた手法を用いて、ゾーン 30 導入の効果を検証し、各手法による結果を比較・考察する。まず、基礎集計として、単純な件数の前後比較を行うと、ゾーン 30 外では 2012 年から 2016 年にかけて事故が 30.0% 減少 (380 件⇒266 件) している一方、ゾーン 30 内では 31.4% 減少 (105 件⇒72 件) していることが確認された。したがって件数を見てみるとゾーン 30 の有無による顕著な差は見られなかった。ただし、ゾーン 30 の導入は比較的事故がおきやすい都心部に集中しているため、事故件数の少ない地方部を含む「それ以外の地区」との単純比較に大きな意味はないと考えられる。

(2) 分析結果

160 の小学校区毎に第 3 章で説明した方法で傾向スコアを計算した。処置群が 24 ヶ所、コントロール群は 136 ヶ所である。結果は省略するが、各種マッチングにおいては、両群の全説明変数の平均値が統計的に一致したことを *t* 検定で確認した (5% 水準)。

図 5 に、PSM (nearest), PSM (caliper), PSS, IPW (Multi), EB, DID, DID Matching (DID+PSM) の検証結果をそれぞれ示す。なお、第 2 章で述べたとおり、IPW は多項選択モデルにも適用することができ、IPW (Multi) は多項ロジットモデルを用いた場合におけるゾーン 30 自体の効果を示している (付録において factor(zone30_o)1 の項はゾーン 30 の有無を表しており、factor(zone30_o)2 が物理的デバイスの有無を表している)。

事故削減効果は、クロスセクション分析では 17～36% となり、前後比較分析では、1.2～38.5% となった。ただし、サンプルサイズが比較的少ないこともあり図 5 に示す各効果の 95% 信頼区間はかなり広がっている。ゾーン 30 の効果が統計学的に有意とされたのは、PSM (nearest) : 10% 水準, PSM (caliper) : 5% 水準, DID Matching : 10% 水準である (パラメータ推定結果については、付録に掲載 : 表 2～8)。



図 5 ゾーン 30 の交通事故減少効果(%) (実線は効果の 95% 信頼区間を示す)

5. 考察とまとめ

警察庁はゾーン 30 の効果を、23.5%減少と見積もっているが⁴⁾、ゾーン 30 内の事前事後の件数を比較するとどまっているという点で問題がある。すなわち、現状交通事故件数は減少する傾向にあるため、ゾーン 30 内で事故が減少したとしても、それが全体的なトレンドによるものなのか、ゾーン 30 の効果であるのかが識別できない。一方、前述のように単純な件数の前後比較を行うと、ゾーン 30 がいないところ全体では 2012 年から 2016 年にかけて事故が 30.0%減少 (380 件⇒266 件) しており、ゾーン 30 があるところ全体では 31.4%減少 (105 件⇒72 件) していたため、件数を見てみるとゾーン 30 の有無で大きな差は見られなかった。ただし、ゾーン 30 の導入は比較的事故がおきやすい都心部に集中しているため、単純比較はできない。

前後比較の代表的な手法である DID 法や経験ベイズ法によると、それぞれ 3.36%、5.26%という事故減少効果が得られた。これは、Li and Graham (2016)⁹⁾が、ロンドンにある 20mph ゾーンの設定による道路負傷者の減少効果を、KSI (死亡または重傷者の数) が 24%減少、歩行者がかかわった事故による負傷者の数が 21%減少としたのに比べると、少ない。

前後比較の方法は、(1) 事前の事故減数が似ている地域を比較していない、(2) 共変量が似ている地域を比較していない、という点で限界があると考えられる。特に、神戸は地域特性の差が大きく、ゾーン 30 の導入可能性 (確率) も大きく異なるので、並行トレンドの仮定が満たされていない可能性がある。したがって、共変量をバランスさせた傾向スコアの結果が、相対的に信頼できると考えられる。

傾向スコア法に基づく結果は、どの手法でも、おおよそ 30%~40%の事故減少効果が検出された。DID 法と組み合わせた事前事後の比較の場合でも 38.5%という結果が得られた。

しかしながら、本研究は分析に用いたサンプルの数が少ないため、よりサイズの大きなサンプルでの検証が必要である。また、Grundy et al. (2009)¹⁵⁾はロンドンを例に、ゾーン施策の効果が長期的には無くなると指摘しており、今回のような短期の影響ではなく、中長期的な影響を分析することも重要である。

謝辞

本研究について、神戸大学土木計画学研究グループの教員各位から貴重なご意見を賜った。また、研究の実施に当たっては、神戸市都市問題研究所 (当時)・兵庫県警の協力を得た。ここに記して感謝を申し上げます。なお、本研究は、JSPS 科研費 17K14738 の助成を得たもの

である。

参考文献

- 生活道路におけるゾーン対策推進調査研究検討委員会：生活道路におけるゾーン対策推進調査研究報告書，2011
(<https://www.npa.go.jp/bureau/traffic/seibi2/kisei/zone30/pdf/houkokusyo.pdf>, 2018/4/26 アクセス)
- 交通工学研究会：改訂 生活道路のゾーン対策マニュアル，2017，交通工学研究会。
- 警察庁交通局：ゾーン 30 の概要，2018
(<https://www.npa.go.jp/bureau/traffic/seibi2/kisei/zone30/pdf/zone30.pdf>, 2018/4/26 アクセス)
- 警察庁交通局：「ゾーン 30」の推進状況について，2017
(<https://www.npa.go.jp/bureau/traffic/seibi2/kisei/zone30/zone30suishin.html>，2018/4/26 アクセス)
- Hauer, E.: *Observational Before-after Studies in Road Safety*, Emerald, Bingley, 1997.
- Persaud, B., and Lyon, C.: Empirical Bayes before-after safety studies: Lessons learned from two decades of experience and future directions, *Accident Analysis & Prevention*, Vol.39, No.3, pp.546-555, 2007.
- 大蔵泉，平田恭介，中村文彦：交通事故対策事業の効果評価方法に関する実証的研究，国際交通安全学会誌，Vol.26, No.1, pp.4-11, 2000.
- Li, H., and Graham, D.J.: Quantifying the causal effects of 20 mph zones on road casualties in London via doubly robust estimation, *Accident Analysis & Prevention*, Vol.93, pp.65-74, 2016.
- Wood, J.S., Donnell, E.T., and Porter, R.J.: Comparison of safety effect estimates obtained from empirical Bayes before-after study, propensity scores-potential outcomes framework, and regression model with cross-sectional data, *Accident Analysis & Prevention*, Vol.75, pp.144-154, 2015.
- Hauer, E.: Cause, effect and regression in road safety: A case study, *Accident Analysis & Prevention*, Vol.42, No.4, pp.1128-1135, 2010.
- Imbens, G.W., and Rubin, D.B.: *Causal Inference in Statistics, Social, and Biomedical Sciences*, Cambridge University Press, Cambridge.
- Rosenbaum, P.R., and Rubin, D.B.: Constructing a control group using multivariate matched sampling methods that incorporate the propensity score, *The American Statistician*, Vol.39, No.1, pp.33-38, 1985.
- Stuart, E.A.: Matching methods for causal inference: A review and a look forward, *Statistical Science*, Vol.25, No.1, pp.1-21, 2010.
- Sasidharan, L., and Donnell, E.T.: Propensity scores-potential outcomes framework to incorporate severity probabilities in the Highway Safety Manual crash prediction algorithm, *Accident Analysis & Prevention*, Vol.71, pp.183-193, 2014.
- Grundy, C., Steinbach, R., Edwards, P., Green, J., Armstrong, B., and Wilkinson, P.: Effect of 20 mph traffic speed zones on road injuries in London, 1986-2006: Controlled interrupted time series analysis, *BMJ*, Vol.339, b4469, 2009 (online).

(2018. 4. 27 受付)

ON THE CAUSAL EFFECTS OF 30 KPH ZONES ON ROAD ACCIDENTS
IN JAPAN

Kazuki YOSHIDA and Hajime SEYA

付録：

表 2 パラメータ推定結：PSM (nearest)
PS nearest neighbor matching

| | Estimate | z.value | Pr(z) | sig.code |
|----------------------|------------|---------|--------|----------|
| (Intercept) | 1.87 | 1.82 | 0.0684 | . |
| zone30 | -0.342 | -1.84 | 0.0652 | . |
| emp | 0.00000646 | 1.12 | 0.263 | |
| area | 0.0162 | 0.468 | 0.64 | |
| pop | 0.0000252 | 0.998 | 0.319 | |
| pop0_15 | 0.000212 | 1.27 | 0.204 | |
| road_dens | -0.0000115 | -0.54 | 0.589 | |
| slope_mean | -0.0479 | -2.05 | 0.0406 | * |
| width_5_13 | -1.2 | -0.952 | 0.341 | |
| c1_low_build_resi | -0.713 | -1.02 | 0.307 | |
| c1_high_build_resi | -0.436 | -0.626 | 0.531 | |
| c1_res | -0.779 | -0.834 | 0.404 | |
| c2_res | -0.647 | -0.606 | 0.544 | |
| neibor_commercial | -0.836 | -0.563 | 0.573 | |
| semi_industrial | -1.7 | -2.05 | 0.0401 | * |
| exclusive_industrial | -1.16 | -1.42 | 0.156 | |
| AIC | | 207.78 | | |

sig.code:*** p < 0.001, ** p < 0.01, * p < 0.05, . p < 0.1

表 3 パラメータ推定結：PSM (caliper)
PS caliper matching

| | Estimate | z.value | Pr(z) | sig.code |
|--------------------|-------------|---------|-------------|----------|
| (Intercept) | 0.487 | 0.282 | 0.778 | |
| zone30 | -0.436 | -1.99 | 0.0463 | * |
| emp | 0.00000658 | 0.382 | 0.702 | |
| area | 0.0297 | 0.647 | 0.517 | |
| pop | -0.00000659 | -0.159 | 0.874 | |
| pop0_15 | 0.000548 | 1.95 | 0.0507 | . |
| road_dens | -0.00000264 | -0.104 | 0.917 | |
| slope_mean | -0.0348 | -1.18 | 0.237 | |
| width_5_13 | 0.739 | 0.363 | 0.717 | |
| c1_low_build_resi | -0.184 | -0.183 | 0.855 | |
| c1_high_build_resi | -0.428 | -0.59 | 0.556 | |
| c1_resi | 0.385 | 0.283 | 0.777 | |
| neibor_commercial | -0.0452 | -0.0229 | 0.982 | |
| semi_industrial | -1.97 | -2.28 | 0.022737322 | * |
| AIC | | 170.18 | | |

sig.code:*** p < 0.001, ** p < 0.01, * p < 0.05, . p < 0.1

表 4 パラメータ推定結：PSS
Propensity Score Sub-classification

| | Estimate | z.value | Pr(z) | sig.code |
|----------------------|-------------|---------|---------|----------|
| (Intercept) | 0.368 | 0.718 | 0.473 | |
| zone30 | -0.275 | -1.53 | 0.127 | |
| emp | 0.00000216 | 0.387 | 0.699 | |
| area | -0.00212 | -0.11 | 0.912 | |
| pop | 0.0000567 | 2.5 | 0.0125 | * |
| pop0_15 | 0.000299 | 1.44 | 0.149 | |
| road_dens | -0.00000112 | -0.0922 | 0.927 | |
| slope_mean | -0.032 | -2.47 | 0.0134 | * |
| width_5_13 | 0.23 | 0.28 | 0.779 | |
| c1_low_build_resi | -0.754 | -2.06 | 0.0398 | * |
| c1_high_build_resi | -0.379 | -0.961 | 0.336 | |
| c1_resi | -0.843 | -1.41 | 0.158 | |
| c2_resi | -1.34 | -1.31 | 0.191 | |
| neibor_commercial | -1.09 | -0.817 | 0.414 | |
| semi_industrial | -1.65 | -2.66 | 0.00771 | ** |
| exclusive_industrial | -1.13 | -1.46 | 0.144 | |
| factor(lindner.s)2 | 0.14 | 0.584 | 0.559 | |
| factor(lindner.s)3 | 0.0622 | 0.23 | 0.818 | |
| factor(lindner.s)4 | -0.0488 | -0.151 | 0.88 | |
| factor(lindner.s)5 | -0.0234 | -0.0542 | 0.957 | |
| AIC | | 596.57 | | |

sig.code:*** p < 0.001, ** p < 0.01, * p < 0.05, . p < 0.1

表 5 パラメータ推定結：IPW
Inverse probability weighting (IPW)

| | Estimate | t.value | Pr(t) | sig.code |
|----------------------|-------------|---------|------------|----------|
| (Intercept) | 0.702 | 1.16 | 0.246 | |
| zone30 | -0.217 | -1.09 | 0.276 | |
| emp | -0.00000462 | -0.453 | 0.651 | |
| area | -0.0128 | -0.659 | 0.511 | |
| pop | 0.0000861 | 1.87 | 0.0635 | . |
| pop0_15 | 0.000128 | 0.469 | 0.64 | |
| road_dens | -0.00000538 | -0.371 | 0.711 | |
| slope_mean | -0.0388 | -2.48 | 0.0144 | * |
| width_5_13 | -0.167 | -0.264 | 0.792 | |
| c1_low_build_resi | -0.652 | -1.39 | 0.166 | |
| c1_high_build_resi | -0.785 | -1.8 | 0.074 | . |
| c1_resi | -1.05 | -1.41 | 0.161 | |
| c2_resi | -2.77 | -2.14 | 0.0338 | * |
| neibor_commercial | -1.16 | -1.01 | 0.316 | |
| semi_industrial | -1.62 | -4.66 | 0.00000729 | *** |
| exclusive_industrial | -1.23 | -3.97 | 0.000113 | *** |

sig.code:*** p < 0.001, ** p < 0.01, * p < 0.05, . p < 0.1

表 6 パラメータ推定結：IPW (Multi)
ipw Multinomial selection model

| | Estimate | t.value | Pr(t) | sig.code |
|----------------------|-------------|---------|-----------|----------|
| (Intercept) | 0.665 | 1.05 | 0.294 | |
| factor(zone30_o)1 | -0.197 | -0.789 | 0.431 | |
| factor(zone30_o)2 | -0.286 | -1.13 | 0.262 | |
| emp | -0.0000112 | -0.77 | 0.442 | |
| area | -0.0141 | -0.68 | 0.498 | |
| pop | 0.000106 | 1.94 | 0.0549 | . |
| pop0_15 | 0.000000874 | 0.00268 | 0.998 | |
| road_dens | -0.0000067 | -0.444 | 0.658 | |
| slope_mean | -0.0399 | -2.59 | 0.0106 | * |
| width_5_13 | 0.0179 | 0.0274 | 0.978 | |
| c1_low_build_resi | -0.683 | -1.33 | 0.187 | |
| c1_high_build_resi | -0.706 | -1.54 | 0.127 | |
| c1_resi | -0.986 | -1.2 | 0.234 | |
| c2_resi | -3.07 | -2.28 | 0.0239 | * |
| neibor_commercial | -1.51 | -1.11 | 0.267 | |
| semi_industrial | -1.63 | -4.26 | 0.0000373 | *** |
| exclusive_industrial | -1.2 | -3.68 | 0.000333 | *** |

sig.code:*** p < 0.001, ** p < 0.01, * p < 0.05, . p < 0.1

表 7 パラメータ推定結：DID
DID

| | Estimate | z.value | Pr(z) | sig.code |
|-----------------------|-------------|---------|----------|----------|
| (Intercept) | 1.14 | 3.09 | 0.00203 | ** |
| factor(zone30)1 | -0.0512 | -0.278 | 0.781 | |
| after | -0.342 | -3.28 | 0.00104 | ** |
| emp | -0.00000451 | -0.874 | 0.382 | |
| area | -0.0138 | -0.879 | 0.379 | |
| pop | 0.0000636 | 3.24 | 0.00121 | ** |
| pop0_15 | 0.000274 | 2.19 | 0.0285 | * |
| road_dens | 0.00000523 | 0.542 | 0.588 | |
| slope_mean | -0.0404 | -3.86 | 0.000111 | *** |
| width_5_13 | -0.694 | -1.5 | 0.135 | |
| c1_low_build_resi | -1.1 | -3.67 | 0.000238 | *** |
| c1_high_build_resi | -0.627 | -1.99 | 0.0463 | * |
| c1_resi | -1.16 | -2.4 | 0.0163 | * |
| c2_resi | -1.32 | -2.03 | 0.0426 | * |
| neibor_commercial | -1.51 | -1.66 | 0.0964 | . |
| semi_industrial | -1.69 | -3.55 | 0.000382 | *** |
| exclusive_industrial | -1.39 | -2.37 | 0.0179 | * |
| factor(zone30)1:after | -0.0342 | -0.142 | 0.887 | |
| AIC | | 1207.7 | | |

sig.code:*** p < 0.001, ** p < 0.01, * p < 0.05, . p < 0.1

表 8 パラメータ推定結：DID Matching

| DID Matching | | | | |
|----------------------|------------|--------------|---------|----------|
| | Estimate | z.value | Pr(z) | sig.code |
| (Intercept) | 1.43 | 1.04 | 0.298 | |
| factor(zone30)1 | 0.108 | 0.509 | 0.611 | |
| after | -0.00978 | -0.0493 | 0.961 | |
| emp | -0.0000186 | -1.29 | 0.197 | |
| area | 0.014 | 0.372 | 0.71 | |
| pop | 0.0000546 | 1.64 | 0.102 | |
| pop0_15 | 0.000282 | 1.29 | 0.198 | |
| road_dens | 0.00000343 | 0.175 | 0.861 | |
| slope_mean | -0.0521 | -2.31 | 0.021 | * |
| width_5_13 | -1.07 | -0.662 | 0.508 | |
| c1_low_build_resi | -0.974 | -1.18 | 0.238 | |
| c1_high_build_resi | -0.575 | -1.03 | 0.303 | |
| c1_resi | -1.61 | -1.46 | 0.145 | |
| neibor_commercial | -0.877 | -0.587 | 0.557 | |
| semi_industrial | -2.22 | -2.69 | 0.00706 | ** |
| factor(zone30)1after | -0.486 | -1.681440968 | 0.0927 | • |
| AIC | | 339.83 | | |

sig.code:*** p < 0.001, ** p < 0.01, * p < 0.05, • p < 0.1