

# 統計的因果推論に基づくゾーン30導入による 事故抑制効果の計測

吉田 一貴<sup>1</sup>・瀬谷 創<sup>2</sup>・井上 悟<sup>3</sup>

<sup>1</sup>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

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

<sup>3</sup>非会員 神戸大学 工学部市民工学科 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1)  
E-mail: 1514206t@stu.kobe-u.ac.jp.

我が国では幹線道路に比べて生活道路の死傷交通事故件数の減少割合が小さい。そのため、このような生活道路では「ゾーン 30」と呼ばれる交通安全対策を講じている。設置開始から数年が経過したが、ゾーン 30 の因果効果を定量的に評価した研究は未だ少ない。本研究では、兵庫県における交通事故データを用いて、我が国で導入されているゾーン 30 施策の事故抑制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。そして、ゾーン 30 とハンプや狭窄部などの物理的デバイスの組み合わせによる事故抑制効果についても分析を行った。その結果、ゾーン 30 のあり物理的デバイスありの区域において死亡事故や学生の事故等が減少傾向にあった一方で、軽傷事故はゾーン 30 の区域内の方が増加傾向にあったことが分かった。

**Key Words :** zone30, traffic accident, generalized propensity score, propensity score matching,

## 1. はじめに

我が国の交通事故発生件数は2000年代前半をピークに減少傾向にあるが、道路幅が比較的狭い生活道路における交通事故の全体に対する割合は増加傾向にある<sup>1)</sup>。したがって、生活道路における交通事故に対する施策を強化することが求められている。我が国では、平成23年から「ゾーン30」と呼ばれる交通安全施策が行われている<sup>2)</sup>。ゾーン30とは、警視庁交通局<sup>3)</sup>によれば、「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するとともに、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や、ゾーン内を抜け道として通行する行為の抑制等を図る生活道路対策」である。ゾーン30内には、狭窄部やクランク等の物理的デバイスが設置されることもある。物理的デバイスを設置することで、より自動車の速度抑制を促すことができ、交通事故を減少することが出来ると考えられる。ゾーン30は平成30年末までに3649カ所整備されている<sup>3)</sup>。このように、ゾーン30の普及が進む中、施策の効果に対する評価が急務となっている。しかし、

ゾーン30の定量的な評価はなかなか進んでいない。

上記の背景の下、本研究では兵庫県警よりご提供いただいた2012年から2017年の兵庫県における交通事故原票データを用いてゾーン30導入による交通事故抑制効果を定量的に推定することを目的とする。既往研究との差異は以下のとおりである。

- ①対象地域を兵庫県全域とする。
- ②分析単位をより詳細な町丁目とする。
- ③物理的デバイスの有無による効果の差異を考慮する。
- ④全対象者を扱い、死亡・重症・軽傷を区別する。

なお、このうち③については、近年提案された多項のための「一般化傾向スコア法」<sup>4)</sup>を用いることで対処が可能になる。一般化傾向スコア法は用いる点は、本研究の新規性のひとつである。

## 2. 既往研究

### (1) 面的交通施策に関する研究

Li and Graham (2016)<sup>5)</sup>は、ロンドンの20mphゾーンの設置における負傷者の減少効果について、回帰モデルと傾

向スコアモデルを組み合わせた二重ロバスト推定法 (Doubly Robust estimation(DR)) を用いて検証を行った。2002年から2007年に設置された20mphゾーンをtreated group, 20mphゾーンから150m以上離れた、20mphゾーンに指定される可能性がある区域をcontrol groupとして、1999年から2010年に発生した事故のデータを用いて分析を行った。分析した結果、20mphゾーンの指定に影響を与える要因は、死傷者数、貧困、土地利用や人口といった社会経済的特徴や道路ネットワークであることが明らかになった。また、KSI (死亡重傷者数) が24%減少し、歩行者が関係する交通事故による負傷者の数が21%減少したことが示された。当該論文では、20mphゾーンは高い交通事故抑制効果を持つと結論付けている。

また、吉田・瀬谷 (2018)<sup>9</sup> では、神戸市内の未就園児～高校生の交通事故において、ゾーン30による事故抑制効果についてDID法、経験ベイズ法、傾向スコアによるマッチング(2群)を用いて推定した。しかし、分析単位とした小学校区は、ゾーン30の典型的な指定面積と比べて広いと、交絡因子が紛れ込む可能性があったことや物理的デバイスについて考慮がされていなかった点で課題が残っている。

## (2) 交通事故対策の効果に対する評価手法に関する研究

交通事故対策の効果に対する評価手法は、交通事故対策の事前・事後調査が主である。この手法は、対策が施されていないければ交通事故対策の事前と事後では発生事故に影響はないという仮定を基にしている。しかし、その仮定は必ずしも成立するとは限らない。その要因として最も問題となるのは、「平均への回帰」(Regression TO Mean, RTM)だ。平均への回帰とは、事故発生のランダム性により発生事故数が、ある期待値周辺で変動する傾向のことである。つまり、ある年における発生交通事故が多かった地点は、翌年以降の発生交通事故が減少傾向になっていると見えてしまうということであり、その逆も同じことが言える。特に、交通事故対策は、交通事故件数の多い場所に施されることが多いため、平均への回帰を考慮しなければ、対策の効果を正しく観測できない危険性がある。

平均への回帰を解決するために、米国では経験ベイズ法(Empirical Bayes Method)が主に用いられてきた。経験ベイズ法とは、全対策点を発生事故件数毎にランク分けし、事前の事故件数から各々のランクの平均事故件数の期待値を推定するという方法である。

しかし、これらの前後比較の枠組みは、施策が行われた「時点」が不明な場合適用できないという適用上の限界がある。筆者が分析対象とするゾーン30は、「箇所」

については各都道府県警のHP等で把握することが出来る場合が多いが、それが設置された「時点」については、公開されている例はほとんどない。このような場合、一時点のクロスセクションデータを用いざるを得ない。

ただし、近年の統計的因果推論技術の進展により、クロスセクションデータにおいても、精緻に因果効果を取り出すことが可能になりつつある。代表的な手法の一つが、傾向スコア法である。Wood et al. (2015)<sup>7</sup> は、前後比較に基づく経験ベイズ法、クロスセクションに基づく負の二項回帰モデルと傾向スコア法によるcrash modification factors (CMF) の推定結果を比較した。その結果、これらの手法は似通った推定結果をもたらすことを示唆している。

## 3. 分析に用いるデータと手法

### (1) 分析に用いるデータの概要

#### a) 交通事故データ

本研究で用いる交通事故データは、兵庫県警から提供された2012年から2017年の兵庫県における交通事故のデータである。当該データには、発生年月日時分、事故内容、発生場所、天候、道路形状(交差点、単路等)、事故類型、当事者の年齢、当事者種別、通行目的などのデータが含まれている。したがって、兵庫県の交通事故を様々な事故区分に抽出することが出来る。

#### b) ゾーン30データ

ゾーン30のデータは兵庫県警のホームページに公開されている。公開データに基づき本研究では、GIS上でデジタル道路地図の道路に沿うように手動でゾーン30の図化を行った。本研究の分析時点で、兵庫県内には155区域にゾーン30が指定されている。ゾーン30の実施日時は当該ホームページに公開されていないため把握できていない。また、ゾーン30の入り口には、当該区域がゾーン30であることを運転者に認知させるために30km/h制限を示す標識やゾーン30と書かれた路面表示が設置してある。また、区域によってゾーン30内に狭窄部やクランク等の物理的デバイスが設置されている。

#### c) 分析単位

本研究では、「町丁目」を分析単位とする。町丁目を分析単位とした理由は、ゾーン30の当該区域について正確に分析することが可能であるから、さらに、より多様な説明変数を用意できたからだ。また、加古川市のように小学校区が番地ごとに指定されている地域では、GIS上に小学校区を表現できないためである。町丁目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から入手した。当該データは、各町丁目の

面積、人口、世帯数等を含んでいる。

#### d) 道路データ

道路データは「ESRI 道路網\_2015」<sup>8)</sup>を使用した。そして、兵庫県内の道路リンクを GIS 上に抽出した。

#### e) 階層別人口データ

階層別人口データは、2015 年度国勢調査<sup>9)</sup>より得られたデータを基に兵庫県内の町丁目毎に集計したものを使用した。ここで、個人情報保護のため階層別人口を秘匿している町丁目が存在した。秘匿されたデータは、近隣の町丁目と人口を合計することで公開されていた。そこで、本研究では、面積按分することで、階層別人口を算出した。

#### f) その他のデータ

その他のデータとして、傾斜データや社会的地理状況<sup>10)</sup>を把握するため、鉄道駅の数(平成 29 年)、ニュータウンの有無(平成 25 年)、各町丁目への通学者数を把握するためパーソントリップ集中量(平成 25 年)を国土数値情報より入手し GIS 上に表現した。

そして、上記に述べたデータを GIS 上で統合させることでデータセットを作成した。

## (2) 分析手法

本研究では、兵庫県におけるゾーン 30 の導入時期が不明であり、2017 年の交通事故のクロスセクションデータを対象とするため、前後比較を前提とする経験ベイズ法や差の差法を用いることはできない。

クロスセクションデータを用いた分析手法として、本研究では代表的なアプローチであるカウントデータモデルと傾向スコア法を用いることとする。

また、吉田、瀬谷 (2018)<sup>9)</sup>では、物理的デバイスの有無を考慮した分析が行えなかったことから、ゾーン 30 のない区域、ゾーン 30 はあるが物理的デバイスがない区域、ゾーン 30 がありかつ物理的デバイスのある区域という 3 群の処置について、一般化傾向スコア法を用いて、兵庫県内の交通事故について分析する。

#### a) カウントデータモデル

交通事故件数はカウントデータであることから、正規分布に基づく回帰モデルを用いることは通常避ける。そこで用いられるのが、カウントデータモデルである。そもそもカウントデータとは、ある事象(本研究では交通事故件数)が決まった時間内に起こった回数を数えて集めた統計のことである。そして、カウントデータモデルとは、カウントデータ上の事象の発生頻度を調べ、分布関数を特定し、それに基づいて回帰分析を行うことである<sup>11)</sup>。

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。しかしポアソン分布は、標本平均=

標本分散という強い仮定を置くため、その仮定を緩和(標本平均<標本分散)した負の二項回帰(Negative Binominal Regression)が用いられる<sup>12)</sup>。

また、交通事故件数の回帰関数は、安全性能関数(Safety Performance function)<sup>13)</sup>と呼ばれ、負の二項回帰によって以下のように定義できる。

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

式 3.1 において、 $i$  は任意の町丁目、 $\lambda_i$  は 2017 年の交通事故件数の期待値、 $t_i$  はゾーン 30 内であれば 1、そうでなければ 0 とする処置変数、 $x_i$  は共変量ベクトル、 $\alpha$  は切片、 $\gamma'$  は回帰係数ベクトルである。そして、 $t_i$  の係数である  $\beta$  がゾーン 30 の効果を示すパラメータである。 $\beta$  が正であれば交通事故の増加、負であれば交通事故の減少を示す。なお、 $\beta$  は事故件数に対して対数で表現されているため、事故抑制効果を定量的に表現したい時は、指数をとる必要がある。

#### b) 傾向スコア(Propensity Score)による推定手法

本研究では、傾向スコアを用いる分析手法の中でも、マッチング、層別解析そして逆確率重み付けの 3 種類を採用した。ここでは、それらの手法について順を追って説明する。

まず、傾向スコアマッチング(Propensity Score Matching(PSM))とは、統計的因果効果の推定において用いられる手法である。傾向スコアマッチングでは、共変量をそのまま利用せず傾向スコア(Propensity Score)と呼ばれる共変量を用いて算出される 1 次元の確率値を利用する。

$$\text{傾向スコア } e(x_i) = \Pr(T_i|X_i) \quad (2)$$

傾向スコアは、0 から 1 の間で表現される 1 次元の確率値である。また、共変量を用いて因果効果を用いて因果効果を推定するための条件である「強く無視できる割り当て条件」をそのまま傾向スコアに置き換えて適用することができる<sup>20)</sup>。

傾向スコアによって割り付けと共変量をバランスさせることで、バイアスを排除した因果効果の推定を行うことができることとされている。その上、傾向スコアマッチングは回帰モデルと比較してモデルの誤設定に強いという利点を持つ。そして、処置(本研究では、ゾーン 30 施策)が施されたグループ(処置群, treated group)と施されていないグループ(対照群, control group)の間で、傾向スコアが同等の主体同士をマッチングさせることで施策の因果効果を推定する。施策の因果効果として、処置群全体と対照群全体の間、つまり母集団全体における施策の因果効果(平均処置効果, Average Treatment Effect, ATE)や処置群における施策の因果効果(処置群における平均処置効果, Average Treatment effect for Treated(ATT))等を推定することが可能である。傾向スコアを算出するために、本研究ではゾーン 30 の有無(2 群)を被説明変数とする場合は

二項ロジットモデル, ゾーン 30 なし, ゾーン 30 あり物理的デバイスなし, ゾーン 30 あり物理的デバイスありの 3 群を被説明変数とする場合は多項ロジットモデルを用いる。以下, 傾向スコアマッチングの手順を示す。

傾向スコアマッチングの手順(2 群)

①ゾーン 30 の有無(2 群)を被説明変数とし, 共変量と処置が施されることで変化することが予想されるデータ(事故件数, 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。

②二項ロジットモデルの推定結果から, 傾向スコアの推定値を算出する。

③処置群と対照群の間で傾向スコアが近いもの同士でマッチングし, ATE, ATT を算出する。

また, 傾向スコアを用いたマッチングには様々な手法がある。

最近傍マッチング(Nearest Neighbor Matching)は, 処置群と対照群との間で傾向スコアが最も近いもの同士でマッチングさせ, 処置効果を推定する方法である。また, キャリパーマッチングは任意の処置群に対して, 傾向スコアが任意の値の範囲内にある対照群を複数抽出し, 1 対複数でマッチングする方法である。

### c) 一般化傾向スコア(Generalized Propensity Score(GPS))による推定手法

一般化傾向スコア(Generalized Propensity Score(GPS))とは, 従来の傾向スコアを処置変数が多群の場合に拡張したものであり, これを用いることで物理的デバイスを考慮した分析が可能となる。以下, 一般化傾向スコアの導出について説明する。

いま, 処置変数が  $N$  個の変数( $T = (T_1, T_2, \dots, T_N)$ ), 合計  $P$  個の共変量( $X = (X_1, X_2, \dots, X_P)$ )が観測されているものとし, 任意のサンプル  $i$  の共変量は  $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iP})'$  と表現するものとする。また, サンプルサイズは  $M$  とする。さらに, 被説明変数は  $Y$  が観測されているものとし, 任意の対象  $i$  の被説明変数  $Y_i$  は処置変数が  $N$  個存在することから,  $N$  個の潜在的結果(potential outcome)が存在すると考えられる。したがって, 任意の処置変数の値を  $\mathbf{t} = (t_1, t_2, \dots, t_N)'$  とすると,  $Y_i$  は  $\mathbf{t}$  の関数  $Y_i(\mathbf{t})$  と表現することができる。

これらのことを踏まえて, Imai and Van Dyk(2004)では以下の 2 つの仮定を置いている。

仮定 1:潜在的な結果の安定性に関する仮定(Stable Unit Treatment Value Assumption)

仮定 1 は, 任意のサンプル  $i$  の潜在的結果が共変量を条件付けた時, 他のサンプルの処置変数の値からは独立していることを示している。

仮定 2:強く無視できる割り当て条件(Strong Ignorability of Treatment Assignment)

仮定 2 は, 処置変数の分布が共変量を条件付けたとき, 潜在的な結果変数から独立していることを示している。これにより, 処置変数  $T$  は共変量  $X$  からのみ影響を受けていることとなる。

この時, 処置変数が  $t_1$  の潜在的結果の期待値と処置変数が  $t_2$  の潜在的結果の期待値の差, つまり因果効果は,

$$\begin{aligned} & E[Y(t_1)] - E[Y(t_2)] \\ &= E[Y(t_1) - Y(t_2)] \\ &= E_X[E[Y(t_1) - Y(t_2)|X]] \\ &= E_X[E[Y(t_1)|X] - E[Y(t_2)|X]] \\ &= E_X[E[Y(t_1)|t_1, X] - E[Y(t_2)|t_2, X]] \end{aligned} \quad (5)$$

となる。

式 3.5 のように仮定 1, 2 が成立している時, 処置変数と共変量を条件付けて被説明変数の期待値を算出することで, バイアスを除去した因果効果を推定することが可能となる。

しかし, 共変量の次元が多い場合, サポート問題や次元問題が生じる恐れがあるため, 共変量をそのまま用いてマッチングを行うことは限界がある。そこで, 一般化傾向スコアという概念を導入する。

一般化傾向スコアとは, 共変量で条件付けた時, 処置変数が任意の  $t$  をとる確率のことである。

定義 1

$$e(t) = \Pr(T_i = t | X_i) \quad (6)$$

また, 一般化傾向スコアは以下の特性を持つ。

$$0 < e(t) < 1, \sum_{t=1}^T e(t) = 1$$

さらに, Rosenbaum and Rubin(1983)<sup>20</sup>では, 以下の定義が置かれている。

$$T_i \perp (Y_i(1), \dots, Y_i(T)) | X_i \quad (7)$$

式 7 では, 共変量を条件付けているが, 一般化傾向スコアに置き換えると以下の式のように書き換えることができる。

$$T_i \perp (Y_i(1), \dots, Y_i(N) | e(1), \dots, e(N-1))' \quad (8)$$

これらを踏まえて, 任意の処置変数  $t_1, t_2$  における ATT の推定は以下の式で表現することができる。

$$\tau_{ATT} = E\{E[Y(t_1) - Y(t_2) | (e(1), \dots, e(N-1))']\}; t_1, t_2 \in T \quad (9)$$

ところで, 従来の傾向スコアによる因果効果の推定は, スカラー量の傾向スコアによる条件付けによって行われていた。しかし, 式 9 から, 条件付けしている一般化傾向スコアが  $N-1$  次元のベクトル量になっていることが分かる。このように,  $N-1$  次元のベクトルで条件付けする仮定を Strong Unconfoundedness という。また, この仮定の下だと,  $N-1$  個の傾向スコアが総合的に似通ったマッチングが行われるため, 2 つの処置間で因果効果を知りたい時, 適切なマッチングが行われていない可能性がある。

したがって、条件付けしている一般化傾向スコアが N-1 次元のベクトル量になっていることで、従来のマッチングの手法に適用できなくなり因果効果の推定が困難になってしまった。

そこで、Yang et al.(2016)<sup>4)</sup>は、ベクトル量になった一般化傾向スコアによる条件付けをスカラー量にするための新たな定義を提案した。

定義 2 Weak Unconfoundedness

いま、ダミー係数  $D_i(t)$  を以下のように設定する。

$$D_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } T_i = t, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

この時、Weak Unconfoundedness の条件下における独立関係を以下のように定義する。

$$D_i(t) \perp Y_i(t) | X_i \quad (11)$$

Weak Unconfoundedness を仮定することで、任意の処置変数  $t$  に対して  $p(t|X_i)$  のみを考慮するだけで、潜在的結果の期待値  $E$  を算出することができる。

そして、Weak Unconfoundedness の下、任意の処置変数  $t_1, t_2$  における ATT は以下のように表現できる。

$$\tau_{ATT} =$$

$$E \left[ E[Y_i | T_i = t_1, e(t_1)] \right] - E \left[ E[Y_i | T_i = t_2, e(t_2)] \right] \quad (12)$$

このように、各処置変数に対してそれに対応する傾向スコアを条件付けるだけでスカラー量で別々に潜在的結果の期待値を算出することが可能となり、従来の因果効果の推定手法を適用することができる。また、従来推定することが出来なかった、処置を受けた群同士(本研究ではゾーン 30 あり物理的デバイスなしの群とゾーン 30 あり物理的デバイスありの群)の因果効果も推定することが出来るようになる。そして、一般化傾向スコアを用いた分析手法として本研究では、マッチングと層別解析を採用した。

最初に、一般化傾向スコアによるマッチング(Matching on the Generalized Propensity Score(GPSM))<sup>5)</sup>について説明する。まず、処置変数が 2 群におけるマッチングは以下の式で表現される。

$$m_{ps}^{binary}(t, e) = arg \min_{j:T_j=t} \|e(1) - e\| \quad (13)$$

そして、処置変数が多群におけるマッチングは以下の式で表現される。

$$m_{ps}^{multival}(t, e_1, \dots, e_{N-1}) =$$

$$arg \min_{j:T_j=t} \left\| \begin{pmatrix} e(1) - p_1 \\ \vdots \\ e(N-1) - e_{N-1} \end{pmatrix} \right\| \quad (14)$$

ここで、処置変数が多群であっても従来の因果効果の推定手法に適用できるように、先程の Weak Unconfoundedness を導入する。Weak Unconfoundedness によって、各

潜在的結果の期待値を別々の算出することが可能となる。そして、一般化傾向スコアによるマッチングを以下のように定義する。

$$m_{GPS}(t, e) = arg \min_{j:T_j=t} \|e(t) - e\| \quad (15)$$

ここで重要な点は、処置変数によってマッチングする相手が異なる点である。各処置変数によって、マッチングする相手が変わることによって潜在的結果の期待値を別々に算出することが可能となる。

そして、式 15 を用いて任意のサンプル  $i$  における潜在的結果の期待値の推定値  $\hat{Y}_i(t)$  を以下のように定義する。

$$\hat{Y}_i(t) = Y_{m_{GPS}(t, e(t))} \quad (16)$$

したがって、平均処置効果の推定値は以下のように算出できる。

$$\hat{\tau}_{GPS}(t_1, t_2) = M^{-1} \sum_{i=1}^M (Y_{m_{GPS}(t_1, e(t_1))} - Y_{m_{GPS}(t_2, e(t_2))}) \quad (17)$$

次に、一般化傾向スコアによる層別解析(Subclassification on the Generalized Propensity Score(GPSS))<sup>6)</sup>について説明する。

まず、2 群における層別解析について説明する。傾向スコアによる層別解析は、傾向スコアをいくつかの層に分割し、各層ごとでマッチングさせ層別の平均処置効果を算出する。Cochran(1968)<sup>7)</sup>によって、5 層に分割することがバイアスを除去することができるとされている。ここでは、それに倣って層別解析を行うこととする。

いま、 $q_j^{e(1)}$  を  $j$  番目( $j=1, \dots, 4$ )の 5 分位点とし、 $q_0^{e(1)} =$

$0, q_5^{e(1)} = 1$  と定義する。そして、 $q_{j-1}^{e(1)}$  と  $q_j^{e(1)}$  の間で層別解析を行う。

例：処置変数  $T$  が 1, 2 間における因果効果の推定

$$\tau_j(1, 2) = \frac{1}{M_{j2}} \sum_{i: q_{j-1}^{e(1)} < e(1) \leq q_j^{e(1)}, T_i=2} Y_i - \frac{1}{M_{j1}} \sum_{i: q_{j-1}^{e(1)} < e(1) \leq q_j^{e(1)}, T_i=1} Y_i \quad (18)$$

最後に、各層ごとに算出した平均処置効果を統合し、全体の平均処置効果を推定するという手法である。

$$\hat{\tau}(1, 2) = \sum_{j=1}^5 \frac{M_{j1} + M_{j2}}{M} \cdot \hat{\tau}_j(1, 2) \quad (19)$$

これを基に、処置変数が多群の場合を考える。任意の処置変数  $t$  における  $j$  層の潜在的結果の期待値の平均推定値は、

$$\hat{\mu}_{jt} = \frac{1}{M_{jt}} \sum_{i: q_{j-1}^{e(t)} < p(t|X) \leq q_j^{e(t)}, T_i=t} Y_i \quad (20)$$

となる。

そして、各層ごとに算出した潜在的結果の期待値の平

均推定値を統合することで全体の潜在的結果の期待値の平均推定値 $\hat{E}$ を算出する。

$$\hat{E}[Y_i(t)] = \sum_{j=1}^5 \frac{M_t}{M} \cdot \hat{\mu}_{jt} \quad (21)$$

このように、興味のある処置変数に対してのみ潜在的結果の期待値の推定値を算出することが可能となり、結果的にスカラー量による傾向スコアの条件付けによって計算することが可能となる。

#### 4. 実証分析

本研究では、3章で説明した負の二項回帰、傾向スコア、一般化傾向スコアを用いてゾーン 30 施策の事故抑制効果を検証する。

##### (1) 基礎研究

先ず、基礎研究として、単純な交通事故件数の前後比較を行う。ゾーン 30 がない箇所では、2012 年から 2017 年にかけて事故が 22.0%減少(30896 件→24099 件)、ゾーン 30 が有りデバイスが無い箇所では、22.6%減少(3157 件→2442 件)、ゾーン 30 が有りデバイスもある箇所では、18.2%減少(462 件→378 件)していた。このように単純に件数を見ると、ゾーン 30 による事故抑制はできていないように見える。しかし、ゾーン 30 の導入区域は比較的事故が起きやすい区域に集中しているため、単純に件数だけを見て評価することに殆ど意味はない。

以下、兵庫県内の全交通事故に対するゾーン 30 の交通事故抑制効果を負の二項回帰、傾向スコア、一般化傾向スコアを用いて推定する。

##### (2) 負の二項回帰(Negative Binominal Regression(NBR))

3章で説明した方法に基づき、負の二項回帰を用いて処置効果を推定した結果、表-1 のようになった。表-1 中の「Estimate」が各説明変数の回帰係数を示している。これらの回帰係数は事故件数に対して対数をとっているため、交通事故減少効果を定量的に評価するためには指数をとる必要がある。

$$E = (-1) * \{1 - \exp(\beta)\} * 100 \quad (22)$$

(E:交通事故減少効果(%),  $\beta$ :回帰係数)

表-1 から、zone30 の回帰係数は 0.104 となっていることから、式 22 に代入すると、約 11.0%であることが分かり、その上回帰係数が正であることから、交通事故増加に影響を与えていることを示している。この要因として、ゾーン 30 の設置区域が元々交通事故の多い区域が多数であることが挙げられる。また、有意水準 5%で有意を示していることが分かった。

表-1 負の二項回帰の推定結果

Negative Binomial Regression

	Estimate	z.value	Pr...z.	sig.code
(Intercept)	-0.294	-7.24	4.44E-13	***
zone30	0.104	2.22	0.0268	*
area_km	0.0208	2.64	0.00823	**
pop	0.000792	9.32	1.19E-20	***
pop0_15	-0.00184	-5.31	0.0000011	***
over65	-0.00085	-4.31	0.000016	***
pop_dens	-0.0000156	-7.02	2.21E-12	***
road_dens	2.58E-08	0.809	0.418	
slope_mean	-0.00027	-21.6	3.4E-103	***
parking_dens	0.227	2.75	0.00603	**
cross	0.007	25.4	1.65E-142	***
school_commuting	0.0000425	17	3.65E-65	***
emp	0.000354	18.4	1.79E-75	***
width_under5.5	0.756	7.89	3.08E-15	***
width_5.5_13	1.28	22.6	6.72E-113	***
station_count	0.252	5.03	0.00000494	***
newtown	0.0989	0.968	0.333	
AIC		35959		

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

またその他の説明変数を見てみると、pop.school\_commuting.cross 等の回帰係数は正であり、交通事故増加に影響を与えていることが分かる。これらの推定結果は予想通りだった。一方、pop\_dens の回帰係数は負であり、人口密度が低い区域の方が交通事故が多いことを示し、予想と反した。この原因として、地方の自治体は交通事故抑制政策が都市部と比べて遅れていることが考えられる。

##### (3) 傾向スコア(Propensity Score)によるゾーン 30 の交通事故抑制効果の推定

###### a) 傾向スコアの算出

二項ロジットモデルを用いて、町丁目毎に傾向スコアを算出した。図-1 は傾向スコアを二項ロジットモデルによりロジット変換したのを用いて図示したものである。ロジット変換とは式 23 の通りである。

$$\text{logit}(e) = \log\left(\frac{e}{1-e}\right) \quad (23)$$

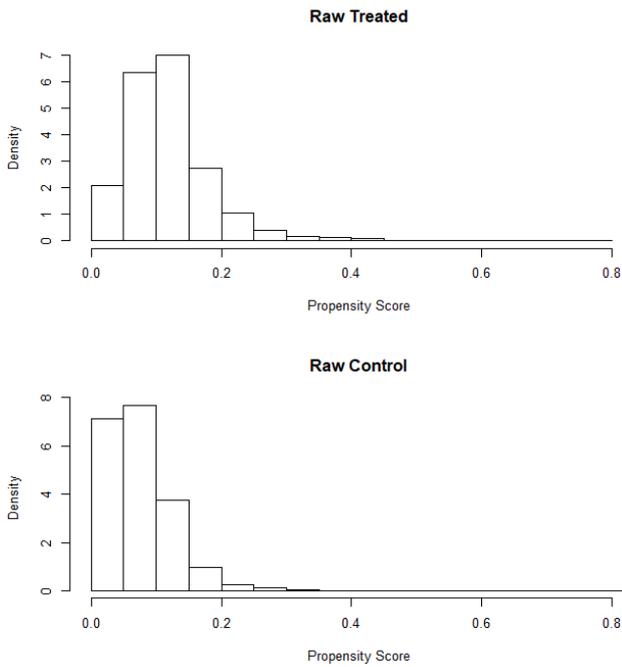


図-1 算出した傾向スコアの分布

(上がゾーン 30 有の町丁目, 下がゾーン 30 無の町丁目)

こうして算出された傾向スコアを基に, 様々な手法を用いてゾーン 30 の交通事故抑制効果の推定を行う。

b) 最近傍マッチング (Nearest Neighbor Matching (NNM))

図-2 で示しているように最近傍マッチングした傾向スコアの分布はほぼ処置群と対照群で一致しているためマッチングがうまく行われていることがわかる。NNM における zone30 の回帰係数の推定値は 0.0547 であり, 式 22 に代入すると, 約 5.61%交通事故増加に影響を与えていることが分かった。また, zone30 の回帰係数は統計的に有意ではないことが分かった。

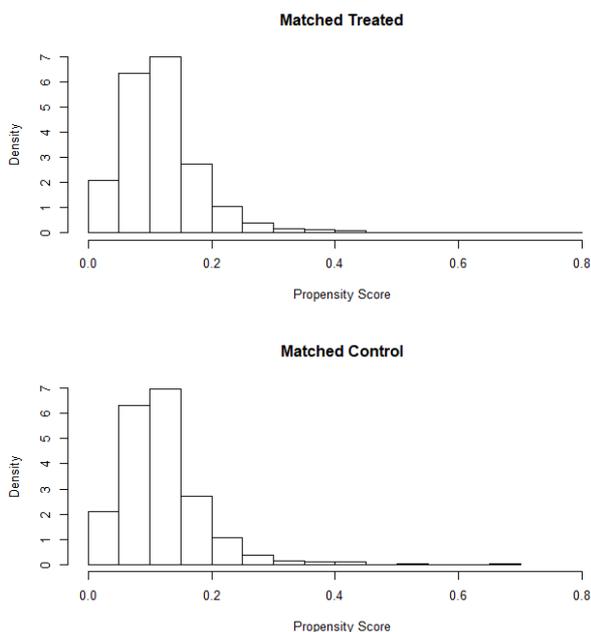


図-2 最近傍マッチングした傾向スコアの分布

(上がゾーン 30 有の町丁目, 下がゾーン 30 無の町丁目)

表-1 最近傍マッチングの推定結果

Nearest Neighbor Matching				
	Estimate	z-value	Pr(z)	sig_code
(Intercept)	0.0116	0.112	0.911	
zone30	0.0547	0.948	0.343	
area_km	0.0914	1.96	0.0502	*
pop	0.000703	5.04	0.00000465	***
pop0_15	-0.00187	-3.36	0.000766	***
over65	-0.00079	-2.24	0.0249	*
pop_dens	-0.0000134	-3.55	0.000383	***
road_dens	0.0000305	2.89	0.00383	**
slope_mean	-0.00023	-5.68	1.32E-08	***
parking_dens	0.00914	0.0489	0.961	
cross	0.00599	6.84	8.09E-12	***
school_commuting	0.0000251	4.4	0.0000111	***
emp	0.000587	10.7	6.58E-27	***
width_under5.5	0.638	2.41	0.0158	*
width_5.5_13	0.674	5.7	1.17E-08	***
station_count	0.0724	0.794	0.427	
newtown	-0.654	-1.27	0.203	
AIC	6281.7			

sig\_code:\*\*\* p < 0.001, \*\* p < 0.01, \* p < 0.05, · p < 0.1

(3) 一般化傾向スコア (Propensity Score) によるゾーン 30 の交通事故抑制効果の推定

次に多群に対しても適応できる一般化傾向スコアを用いて, ゾーン 30 の交通事故抑制効果とゾーン 30 と物理的デバイスとの組み合わせ効果の推定を行う。ここでは, ゾーン 30 無しかつ物理的デバイス無しを第 1 群 (①), ゾーン 30 有で物理的デバイス無しを第 2 群 (②), ゾーン 30 有かつ物理的デバイス有を第 3 群 (③) として分析を行った。

a) 一般化傾向スコアによるマッチング (Matching on the Generalized Propensity Score (GPSM))

表-2 GPSM の推定結果

GPSMでの推定結果

	②-①	③-①	③-②
処置効果	0.434	0.381	-0.054
t値	6.584	0.967	-0.118

単位: 件

第 2 群と第 1 群の差を見ると, 一つの町丁目につき 0.434 件の差があることがわかる。これはゾーン 30 有で物理的デバイス無しの方がゾーン 30 無しかつ物理的デバイス無しと比べて 0.434 件多いということである。また, t 値を計算すると有意水準 5% で有意である。

また, 第 3 群と第 2 群の差を見ると, 有意水準 5% で有意ではないが, 第 3 群の方が第 2 群より 0.054 件少なくなっている。これはゾーン 30 有で物理的デバイス有の方がゾーン 30 有かつ物理的デバイス無しと比べて 0.054 件少ないということである。つまり, 物理的デバ

イスによって事故が抑制されている可能性を示していることになる。

## b) 一般化傾向スコアによる層別解析 (Subclassification on the Generalized Propensity Score (GPSS))

表-3GPSS の推定結果

GPSSでの推定結果

	②-①	③-①	③-②
処置効果	0.173	0.838	0.665
t値	5.584	2.082	2.086

単位：件

第2群と第1群の差を見ると、一つの町丁目につき0.173件の差があることがわかる。これはゾーン30有で物理的デバイス無しの方がゾーン30無しかつ物理的デバイス無しと比べて0.173件多いということである。また、t値を計算すると有意水準5%で有意である。

### (2) 考察

どの推定手法においてもゾーン30は交通事故の増加に影響を与えるという結果になった。この要因として、ゾーン30が指定される区域は元来事故件数が多いことやゾーン30が指定されてから数年しか経過していないことでゾーン30の効果が十分発揮されていないことが考えられる。

一方、pop, cross, school\_commuting, width\_under5.5, station\_count等の回帰係数の結果はいずれも正になった。このことは、直感的感覚と一致したことから一定の成果はあったと言える。また、pop\_densの回帰係数はいずれも負の値を示した。人口密度が高い方が交通事故は発生する確率が高いと考えていたため予想外な結果だった。

この要因は、地方の自治体の方が都市部と比べて交通安全施策が遅れていることや、信号機が比較的少なく、速度が出しやすい環境にあること等が考えられる。

このように、兵庫県内の全交通事故では、ゾーン30による交通事故抑制効果を立証することができなかった。そこで、兵庫県内の交通事故を様々な事故種別毎に抽出して被説明変数にすることで、推定結果、特にゾーン30の推定結果が変わるのか検証していく。

## 5. ケーススタディ

ここでは、兵庫県内の交通事故を様々な場合に分類した時のゾーン30の交通事故抑制効果を推定する。本研究では、兵庫県内の死亡事故、死亡・重傷事故、重傷事故、軽傷事故、学生が被害者の事故、子供が被害者の事故、高齢者が被害者の事故、対人事故についてゾーン30の交通事故抑制効果を推定する。また、推定手法はこれまでに使用した負の二項回帰、NNM、GPSS、

GPSSを使う。

各交通事故区分における推定結果は次ページの表-6、表4-7に示す。

表-6から、ゾーン30あり物理的デバイスなしの区域ではほとんどの種類、手法で分析しても、ゾーン30なしに比べて事故が多いことがわかった。

表-7から、ゾーン30あり物理的デバイスありの区域でのみ、死亡事故、死亡・重傷事故、重傷事故、学生が被害者の事故、高齢者が被害者の事故、対人事故が減少傾向にあることが分かった。一方で、軽傷事故はゾーン30あり物理的デバイスありの区域でも交通事故が増加傾向にあることが分かった。軽傷事故を除く殆どの交通事故区分でゾーン30あり物理的デバイスありの区域で交通事故が減少傾向にあることが分かった。

## 6. まとめ

様々な場合の交通事故におけるゾーン30の交通事故抑制効果について推定してきた。どの事故のケースにおいても各手法においてzone30の回帰係数は正であったことから、ゾーン30は交通事故の増加に影響を与えていることが分かった。

また、ゾーン30に指定されてかつ、物理的デバイスがあれば交通事故減少に影響を与えていることが分かった。逆に、ゾーン30に指定されていても、物理的デバイスが無ければ交通事故減少に貢献しないことが分かった。

さらに、GPSSとGPSSにおいて軽傷事故と学生が被害者の事故を除いて、ゾーン30あり物理的デバイスありの区域における交通事故が減少していることが分かった。

逆に、軽傷事故では、ゾーン30ありの区域の方が交通事故が増加していることが分かった。

したがって、ゾーン30内、特に物理的デバイスありの区域は、死亡事故や学生が被害者の事故等の減少に影響を与えていることが判明した。一方で、ゾーン30は軽傷事故に対して効果的ではないことが分かった。この事実は、一般化傾向スコアを適用することで定量的に評価することができた。GPSS、GPSSにおいてゾーン30が交通事故増加に影響を与えていたという結果が出た要因は、死亡事故の事故の件数に比べて、軽傷事故の件数が多すぎたことで、軽傷事故による影響が大きく反映されたことが考えられる。

表-6 ゾーン 30 が交通事故リスクに与える影響

交通事故区分/分析手法	NBR	NNM
全事故	10.967	5.619
死亡事故	15.957	-0.450
死亡・重傷事故	13.656	27.379
重傷事故	13.266	30.011
軽傷事故	10.350	3.682
学生が被害者の事故	9.786	6.175
高齢者が被害者の事故	18.362	13.750
対人事故	24.102	29.559
子供が被害者の事故	12.382	7.096

単位：%

: 有意水準5%で有意

表-7 3 群間の交通事故抑制効果(GPSM, GPSS)

交通事故区分/分析手法	GPSM(EY(2) - EY(1))	GPSM(EY(3) - EY(1))	GPSM(EY(3) - EY(2))	GPSS(EY(2) - EY(1))	GPSS(EY(3) - EY(1))	GPSS(EY(3) - EY(2))
全事故	0.434	0.381	-0.054	0.173	0.838	0.665
死亡事故	-0.002	-0.011	-0.009	0.010	-0.014	-0.025
死亡・重傷事故	0.027	-0.054	-0.081	0.028	-0.101	-0.129
重傷事故	0.029	-0.043	-0.072	0.018	-0.086	-0.104
軽傷事故	0.407	0.434	0.027	0.145	0.939	0.794
学生が被害者の事故	0.022	0.046	0.024	0.030	0.359	0.328
高齢者が被害者の事故	0.140	0.065	-0.075	0.154	0.326	0.172
対人事故	0.065	-0.083	-0.148	0.109	0.291	0.181
子供が被害者の事故	-0.008	0.153	0.161	0.044	0.393	0.349

単位：件

: 有意水準5%で有意

## 7. 結論と今後の課題

本研究では、クロスセクション分析を用いて、ゾーン 30 の交通事故抑制効果について検証してきた。

本研究で得られた知見は以下の3つが挙げられる。

- (1)兵庫県内の全交通事故を対象として分析を行うと、どの分析手法でもゾーン 30 の区域内の方が交通事故が多い傾向にあることが分かった。
- (2)ケーススタディにより、物理的デバイスありの区域では、死亡事故、重傷事故、学生が被害者の事故等の件数が減少傾向であることが分かった。一方、軽傷事故の件数はゾーン 30 の区域内の方が増加傾向にあることが分かった。
- (3)交通事故を抑制するためには、標識や路面表示だけでは困難であり、物理的デバイスを設置する必要があることが分かった。

今後の課題は、以下の5つが挙げられる。

- ①前後比較に基づく分析を行った場合の推定結果の違い
- ②異なる分析単位にした時の推定結果の違い。
- ③その他の分析手法(例えば genetic matching)を用いた時との推定結果の違い。
- ④ゾーン 30 の区域内で何故軽傷事故が減少しなかったのかという考察。
- ⑤他に投入する必要がある共変量があるのかという考

## 察

謝辞：本研究にあたり、直接の御指導を頂いた神戸大学工学研究科准教授・瀬谷創先生に深謝します。また、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。心より感謝申し上げます。また、本研究は神戸市他による「交通事故リスク情報整備研究会」の研究成果の一部です。

## 参考文献

- 1) 国土交通省 生活道路の交通安全対策に関するポータルサイト  
(<https://www.mlit.go.jp/road/road/traffic/sesaku/torikumi.html>)
- 2) 交通工学研究会『改訂 生活道路のゾーン対策マニュアル』, 交通工学研究会, 2017.
- 3) 警察庁交通局 「ゾーン 30」による生活道路対策について  
(<https://www.npa.go.jp/bureau/traffic/seibi2/kisei/zone30/pdf/zone30seibi.pdf>)
- 4) Yang, S., Imbens, G.W., Cui, Z., Faries, D.E., and Kadziola, Z. (2016) Propensity score matching and subclassification in observational studies with multi-level treatments, *Biometrics*, 72 (4), 1055-1065.
- 5) Li, H., and Graham, D. J. (2016) Quantifying the causal effects of 20 mph zones on road casualties in London via doubly robust estimation, *Accident Analysis & Prevention*, 93
- 6) 吉田一貴, 瀬谷創 (2018) 神戸市におけるゾーン 30

- の事故減少効果に関する研究, 土木計画学研究・講演集, 57, CD-ROM.
- 7) Wood, J.S., Donnell, E.T., and Porter, R.J. (2015) 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*, 75, 144-154.
- 8) esri ジャパン, ESRI 道路網\_2015  
<https://www.esri.com/products/arcgis-data-collection-network/specifications/spec2015/>
- 9) e-Stat, 2015 年度国勢調査, 階層別人口データ  
<https://www.e-stat.go.jp/gis/statmap-search?page=1&type=1&toukeiCode=00200521&toukeiYear=2015&aggregateUnit=A&serveyId=A002005212015&statsId=T000849>
- 10) esri ジャパン, ArcGIS データコレクション 地形  
<https://www.esri.com/products/data-content-geosuite-chikei/>
- 11) 北村行伸 (2008) ミクロ計量経済学(III) 第 11 章 カウンタデータ分析 - 一橋大学経済研究所 (<http://www.ier.hit-u.ac.jp/~kitamura/lecture/Hit/08Statsys11.pdf#search=%27%E3%82%AB%E3%82%A6%E3%83%B3%E3%83%88%E3%83%87%E3%83%BC%E3%82%BF%E3%83%A2%E3%83%87%E3%83%AB%27>)
- 12) Hauer, E. (1997) *Observational before-after Studies in Road Safety*, Emerald Group Publishing Limited.
- 13) Brimley, B., Saito, M., & Schultz, G. (2012). Calibration of Highway Safety Manual safety performance function: development of new models for rural two-lane two-way highways. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2279), 82-89.
- 14) 星野崇宏, 繁榎算男 (2004) 傾向スコア解析法による因果効果の推定と調査データの調整について, 行動計量学, 31 (1), 43-61.

(2019. 受付)

### Estimation of the causal effects of 30kph zones on traffic accidents using causal inference

Yoshida KAZUKI Satoru INOUE and Hajime SEYA

In Japan, number of traffic accidents are decreasing, while the proportion of traffic accidents in relatively narrow urban residential roads are increasing. Hence "zone30" which is 30km/h(kph) is adopted as a traffic safety policy in such residential road. However, there are still few studies that quantitatively analyzed the causal effect of zone30. Furthermore, no study has quantitatively investigated the accident reduction effects of physical devices. To fill this gap, in this study, I analyze the causal effect of zone30 with considering the effects of physical devices for traffic accidents in Hyogo prefecture. I use cross-section approach, and various approaches including the ones based on the generalized propensity score are applied and compared. In addition, as a case study, I analyze the accident suppression effect of zone30 for various accident classifications. The results showed that while the number of traffic accidents was decreasing in death accidents and student victim accident areas with devices, the number of injury accidents was increasing in the zone of zone30.