

ベイズモデルを活用した 交通取締り活動時間のあり方に関する一考察

倉科 慧大¹・寺奥 淳²・山脇 正嗣³・森本 章倫⁴

¹学生会員 早稲田大学大学院 創造理工学研究科建設工学専攻 (〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1)
E-mail: bsbl.wsd6@fuji.waseda.jp

²正会員 株式会社建設技術研究所 中部支社 (〒460-0003 愛知県名古屋市中区錦 1-5-13)
E-mail: teraoku@ctie.co.jp

³正会員 株式会社建設技術研究所 国土文化研究所 (〒103-0014 東京都中央区日本橋蛸殻町 2-14-5)
E-mail: ms-yamawaki@ctie.co.jp

⁴正会員 早稲田大学 理工学術院 (〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1)
E-mail: akinori@waseda.jp

我が国における交通事故発生件数は単調減少傾向を示しているが、内閣府の第 11 次交通安全基本計画で掲げた目標達成のためには、更なる交通事故の抑止に資する取組みが必要である。事故抑止に向けた取組みの一例としては、警察官による取締り活動が挙げられる。取締り活動は適切な時間実施することで事故抑止効果を高めることが明らかにされている一方で、定量的な評価には不明瞭な点も多く存在する。そこで本稿では、交通事故や取締り実施状況に関するデータを活用し、重回帰ベイズモデルを構築することで、統計的観点から取締り活動が交通事故発生リスクに与える傾向の把握を行った。その結果、効果的な取締り活動の実施時間に関する知見を得た。

Key Words: Traffic Safety, Traffic Enforcement, Multiple regression Bayes, ETC2.0

1. はじめに

(1) 研究の背景・目的

我が国における交通事故の発生状況は改善の傾向を示している。発生件数は最多となった平成 16 年の 952,201 件から減少を続け、令和 3 年には 305,425 件となっている。交通事故による死者数も、令和 3 年には 2,636 人まで減少し、統計を取り始めた昭和 23 年以降最小となった^{注1)}。しかし、令和 3 年に策定された第 11 次交通安全基本計画^{注2)}では、令和 7 年までに交通事故による 24 時間死者数 2,000 人以下を目標としており、さらなる交通事故対策や分析手法が必要とされている。

交通事故対策の 1 つとして、警察による取締り活動が挙げられる。パトカー等による違反検挙活動や、交差点等での街頭活動の実施は、交通事故の抑制につながる事が明らかにされている。しかしながら、取締り活動の実施箇所や実施時間については、調査や研究などを通じた定量的なデータではなく、ベテラン警察官の経験や勘によって判断されている場合が多く、明確な科学的根拠

に基づいた実施はほとんど行われていない。そのため、取締り活動と交通事故の関係を定量的に把握し、根拠に基づいた効果的な活動の実施が望まれている。

その中で既往研究^{注3)}では、近年急速に応用の進む AI やビッグデータを活用して、取締り活動の最適な実施箇所を提案するモデルを構築している。一方で、取締り活動実施時間の効果を評価した研究は限定的である。

そこで本稿では、取締り活動を考慮した交通事故予測モデルの構築や事故データ、取締り活動データの分析を通して、取締り活動時間と交通事故の抑止効果の関係性を定量的に把握する。さらに、適切な取締り活動時間を把握することで、交通事故対策の一助となることを目的とする。

(2) 既存研究の整理

本稿に関する既存研究を「検挙を伴う取締りと交通事故の関係性に関する研究」、「街頭活動と交通事故の関係性に関する研究」、「交通取締りに AI を応用した研究」の 3 つに大別して整理した。

a) 検挙を伴う取締りと交通事故の関係性に関する研究

Oei²⁾は、交通取締り実施頻度と交通事故抑止効果の関係性について、頻度が低い場合には抑止効果が薄れること、頻度が著しく高い場合には飽和点に達し、抑止効果が上昇しないことを示し、適切な頻度で取締りを行うことを提言した。森本ら³⁾は、事故抑制効果と時間的波及効果を分析し、全ての類型における死亡事故削減効果があること、効果は減衰していくものの3週間程度は持続することを明らかにした。さらに船本・森本⁴⁾は、空間的波及効果を分析し、道路線形や交通量などの影響を受けるものの、取締り活動箇所を中心に半径 1~2.5km の範囲で事故削減効果があることを明らかにした。

b) 街頭活動と交通事故の関係性に関する研究

下田・森本⁵⁾は、人×時間という取締り活動量を定義し、検挙を伴わない街頭活動と交通事故の関係性を分析した。その結果、運転手に見せる効果が大きい街頭活動が検挙を伴う取締りよりも事故抑制効果があること、取締り活動量の増加に伴い、事故減少効果も高まることを明らかにした。これらの研究を受けて下田ら⁶⁾は、街頭活動の交通事故抑制効果における空間的・時間的波及式を定義した。その波及式を取り込んだ街頭活動時間を説明変数の一つとした事故リスク予測モデルを構築した。その結果、偏回帰係数から街頭活動が事故リスク削減効果を持つことを明らかにした。

c) 交通取締りに AI を応用した研究

近年、発達が進む AI を交通安全分野へと応用する研究も見られる。中でも、成瀬ら⁷⁾は強化学習の一種である Q 学習を活用し、警察官による交通取締り箇所提案モデルを構築し、長年警察官の経験や勘によって決定されていた取締り箇所を定量的に評価することを可能とした。一方で、対象エリアや使用データについて限定的な範囲での分析であることを課題とした。

そこで島田ら⁸⁾は、Q 学習に Deep-Learning を導入した Deep Q-Network を用いた取締り箇所提案モデルを構築した(以下、DQN モデル)。Q 値を深層ニューラルネットワークにより近似的に求めることで、対象エリアや使用データの拡大にも対応しうるモデルを構築し、取締り箇所提案が可能になった。一方で、活動時間に関する定量的な評価はなされていない。

(3) 本稿の位置づけ

既存研究より、警察官が行う事故対策である取締り活動や街頭活動に着目した分析は多く見られる。しかし、その多くは取締り活動の交通事故削減効果およびその波及効果に着目した研究である。また、交通事故防止対策への AI 応用研究が近年増加しており、最適な取締り箇所を提案するモデル構築も行われている。その一方で、最適な取締り活動頻度・時間に関する研究については、

限定的であり、不明瞭な点も存在する。

そこで、取締り活動時間の適切な範囲に着目する点が本稿の位置づけである。限られた資源の中で最適な取締り活動を実施し、更なる交通安全に貢献することを目指す。さらには、既往の DQN モデルを実用化に向け、インプットデータの指標となる、効果的な取締り活動実施時間に関する知見を得ることを目的とする。

2. 研究の概要

(2) 研究の流れ

本稿では既往研究から、取締り活動時間の知見を獲得すること、で、第 11 次交通安全基本計画で策定された目標達成に向けた新たな取締り活動の在り方の一存となることを目指す。詳細な流れは以下に示す。

a) 対象エリアにおける特徴把握

対象エリアの交通事故の発生状況や、取締り活動の実施状況を整理し、対象エリアの特徴を把握する。

b) 取締り活動時間と交通事故削減効果の関係分析

対象エリアの交通事故データや取締り活動データを日単位で集計・分析し、取締り活動時間と交通事故削減効果の関係性を分析する。

c) 交通事故予測モデルを用いた取締り活動時間の分析

事故リスク値を目的変数、取締り活動等を説明変数とした重回帰ベイズモデルを構築する。構築したモデルの偏回帰係数に着目し、最適な取締り活動時間について分析する。

(3) 対象エリアと使用データ

本稿では、図-1に示す東京都新宿区の JR 新宿駅周辺の 1km 四方を対象エリアとする。東京都新宿区は、交通事故が一定数発生しており、取締り活動も定期的に行われている地域である。また、同じ区内に繁華街と住宅地が共存し、交通量の多い幹線道路から狭小な生活道路が存在するため、交通事故の発生状況を端的に表現できる。以上より、新宿区を本稿の対象エリアとする意義は高いと考えた。

分析に際しては、対象エリアを 50m メッシュに分割し (No.0~No.399)、メッシュ単位かつ日単位という詳細な条件で実用的なモデル構築を行う。また、本稿で使用するデータは以下の 3 点である。

- I.平成 27~30 年の交通事故データ
- II.平成 27~30 年の取締り活動データ
- III.平成 27~30 年の ETC2.0 プローブデータ

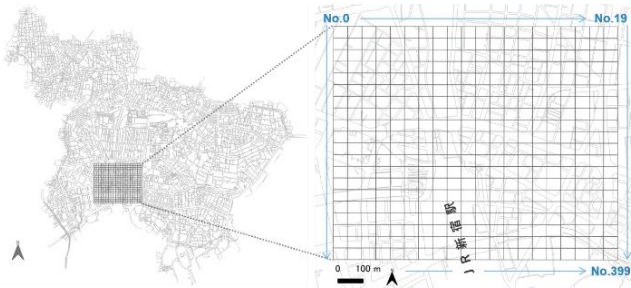


図-1 対象エリアとメッシュ分割法

(4) 語句の定義

a) 事故リスク値

本稿では、一度でも交通事故が発生したメッシュでは、どの時期でも事故発生リスクを持つと仮定し、事故件数を時系列的に平滑化したものを事故リスク値として定義する。具体的には、図-2に示すように同一メッシュでの事故の発生間隔を指数分布で近似し、近似した指数分布の確率密度関数を用いてメッシュごとの事故リスク値を算出する。事故リスク値の定義式を式(2a)に示す。図-3より、あるメッシュで事故が発生した場合、そのメッシュにおけるその日の事故リスク値は 1(件)であり、翌日以降は式(2a)に従って減少していき、事故が再発すると事故リスク値は再び 1(件)に戻る定義となっている。

$$R(t) = e^{-0.003709t} \quad (2a)$$

$R(t)$: 事故発生日から t 日後における当該メッシュの事故リスク値(件)

t : 当該メッシュでの直近の事故発生日からの経過日数(日)

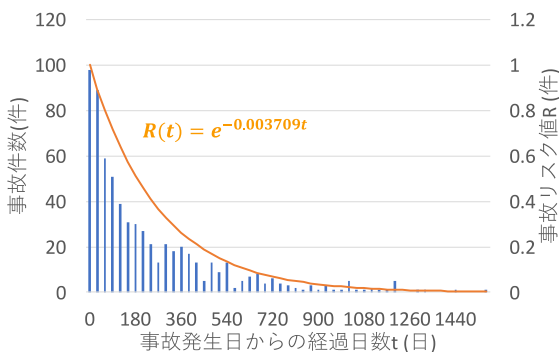


図-2 事故発生日からの経過日数と事故件数・事故リスク値の関係

b) 取締り活動

警察による取締り活動は、街頭活動と違反検挙活動の2種類に大別される。違反検挙活動は、一時停止違反や速度違反などの交通違反を検挙する活動を指す。検挙を行う点、警察官が箇所を移しながら活動する点の特徴である。一方で、街頭活動は、警察官が交通立番や交通警

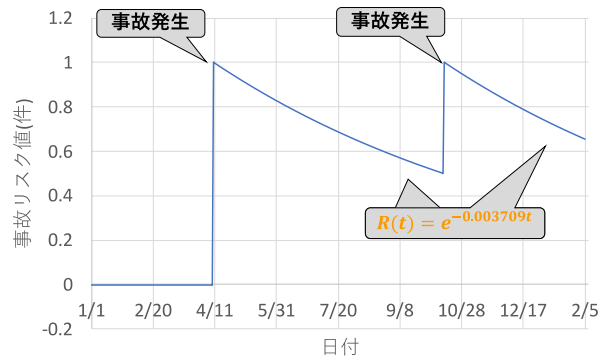


図-3 事故リスク値のイメージ

邏を行う姿を見せて運転手に注意を促す活動を指す。警察官は定点で活動を行う点の特徴である。

本稿では活動箇所や時間を提案するモデル構築の一助を目的とするため、道路上や交差点上などの定点で実施している街頭活動のみを取締り活動として取り扱う。

c) 取締り活動値

本稿では、取締り活動の空間的・時間的な波及効果を考慮するため、下田ら⁷⁾にならない、取締り活動値という指標を用いる。具体的には、取締り活動の効果は空間的には 1km、時間的には 3 週間波及するものと仮定し、式(2b)、(2c)の減衰式に基づき各日・各メッシュの取締り活動値を算出する。

$$E_n = \frac{T}{0.4\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x_n^2}{2 \times 0.4^2}\right) \quad (2b)$$

$$E_t = \frac{E_n}{0.4\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x_t^2}{21}\right) \quad (2c)$$

E_n : n 番メッシュにおける取締り活動値(時間)

T : 基準メッシュの取締り活動時間(h)

x_n : 基準メッシュからの道路距離(km)

E_t : t 日後の当該メッシュの取締り活動値(時間)

x_t : 取締り活動実施日からの経過日数(日)

3. 対象エリアの概要

(1) 対象エリアにおける取締り活動概要

図-4 は取締り活動値総和の推移を平成 27 年から 29 年までを一日ごとに集計したものである。なお、取締り活動値総和とは 2 章で定義した時間的・空間的波及式を考慮した対象日における 400 メッシュの取締り活動値の和をとったものである。各年で周期的に突出している期間が見られるがこれは春秋の交通安全運動に当たる時期である。この期間を除くとおおむね 3,000~4,000 時間付近を推移している。

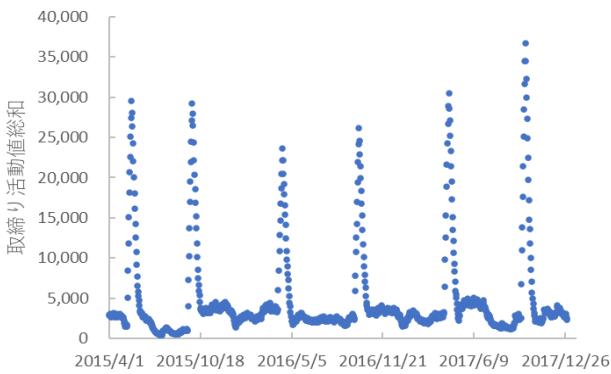


図-4 対象エリアにおける取締り活動値の推移

(2) 対象エリアにおける取締り活動概要

表-1 は対象エリアの交通事故件数を1年単位で集計したものである。事故件数は増減を繰り返しており、更なる事故削減のために、効果的な対策が必要な環境といえる。図-5 は、対象エリアの交通事故発生地点を表している。幹線道路で発生する事故の割合が約7割（平成27年から30年までの対象エリアにおける全事故630件のうち439件が幹線道路で発生したもの）であり、幹線道路で行われる街頭活動によって、事故削減が期待される環境といえる。

表-1 対象エリアにおける交通事故件数の推移

計上年	H27	H28	H29	H30
死亡事故 (件)	1	0	0	0
重傷事故 (件)	0	2	2	5
軽傷事故 (件)	170	142	146	162
合計 (件)	171	144	148	167

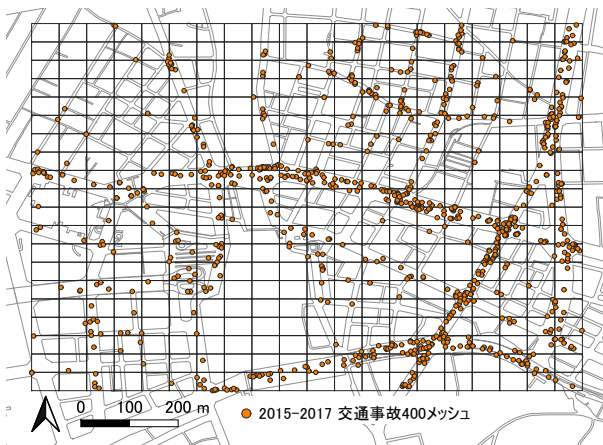


図-5 対象エリアにおける交通事故発生状況

4. 取締り活動時間と交通事故削減効果の関係分析

本節では、平成27年4月1日から平成29年12月31日

までの1,006日分の交通事故件数・取締り活動実施時間を1日ごとに集計したデータを用いた分析結果について記載する。

(1) 取締り活動値総和と事故リスク値の関係性

図-6 は取締り活動値総和と事故リスク値の関係性を表したものである。なお図中の青色の棒グラフは事故リスク値の95%タイル値、赤色の折れ線グラフは事故リスク値の平均値、緑色の折れ線グラフは事故リスク値の分散である。これらの集計値は取締り活動値総和 2,000 時間ごとに算出した。まず、赤色折れ線で示した平均事故リスク値に着目する。取締り活動値総和が0~4,000時間まで活動値の上昇に伴い大きく減少する。しかし、活動値が6,000時間を超えるとほぼ横ばいになり、平均事故リスク値の減少効果は薄くなると考えられる。次に、95%タイル値に着目する。活動値総和が4,000~6,000時間にかけて大きく減少することが確認された。一方で、6,000時間を超えると再上昇し、その後は不規則に増加・減少を繰り返している。これらの結果から、取締り活動値総和 6,000 時間が計画における上限の目安になると考えられる。

一方で、取締り活動値総和が2,000時間以下や6,000時間以上では、分散が大きく更なる検討が必要である。さらに取締り活動の下限は、本章で行った2,000時間単位よりも詳細な分析が必要になる。そこで、取締り活動値総和 2,000 時間以下は次章で重回帰ベイズモデルを用いた考察を行う。また、取締り活動値総和 6,000 時間以上の期間は、交通安全週間に該当するため、6,000 時間以下の期間と比較して著しくデータ数が少ない。そのため、95%タイル値が高くなること、分散が大きくなり事故リスク値の変動が不規則になる。そこで次節では、交通安全週間に焦点を当てた分析を行う。

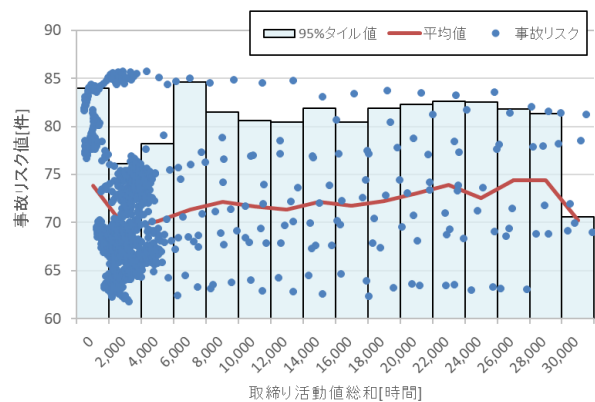


図-6 取締り活動値総和と事故リスク値の関係性

(2) 交通安全週間と事故リスク値の関係性

ここでは、交通安全週間を含む取締り活動値総和 6,000 時間以上の期間に焦点を当てた分析を行う。取締り活動値総和 6,000 時間以上の期間（交通安全週間と直後の3週間を含めた 2017年4月6日～5月6日間の一例）は図-7 に示すように、赤枠で囲った活動値総和が前日比増加の交通安全週間中と前日比減少の青色で囲った交通安全週間直後の3週間に分類することができる。

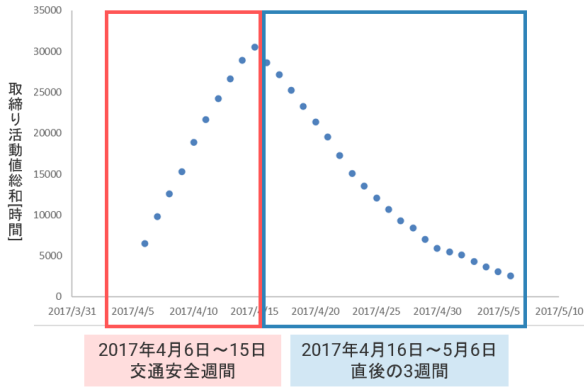


図-7 交通安全週間と直後3週間の取締り活動値

表-2 交通安全週間と直後3週間の概要

年	交通安全週間と直後の3週間
2015年	春：5/11~6/10 秋：9/21~10/21
2016-2017年	春：4/6~5/6 秋：9/21~10/21

表-2 に交通安全週間と直後の3週間の該当期間について示す。ここでは、2015～2017年の該当期間を対象に分析を行った。さらに、図-8, 9 に交通安全週間中と交通安全週間直後の3週間、それぞれの取締り活動値総和と事故リスク値の関係性を示す。

これらを比較すると、平均値には大きな差が見られないものの、交通安全週間中では、95%タイル値が低い傾向が見られる。特に、取締り活動値総和が6,000-8,000時間において、交通安全週間直後の3週間では、交通安全週間中と比較して、事故リスク値が高い傾向が見られる。そこで、交通安全週間中と直後の3週間の95%タイル値についてt検定を行った結果、有意水準5%で有意差が確認された。このことから、交通安全週間中の取組みは、同等の取締り活動値総和を持つ交通安全週間直後の3週間と比較しても事故リスク値減少効果を持つことが明らかとなった。

交通安全週間は、国を挙げた取組みであり、取締り活動の重点的な実施に加え、広報啓発活動の活発な展開、各種教育機関での交通安全教室などによる教育の実施など、あらゆる効果が見込まれる期間であり、今後も実施を続けることが必要であると考えられる。

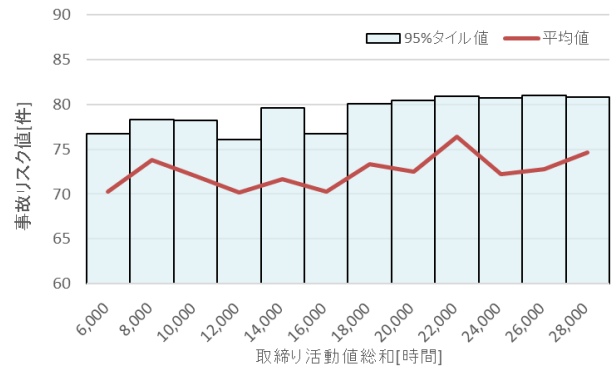


図-8 安全週間時の取締り活動値と事故リスク値の関係

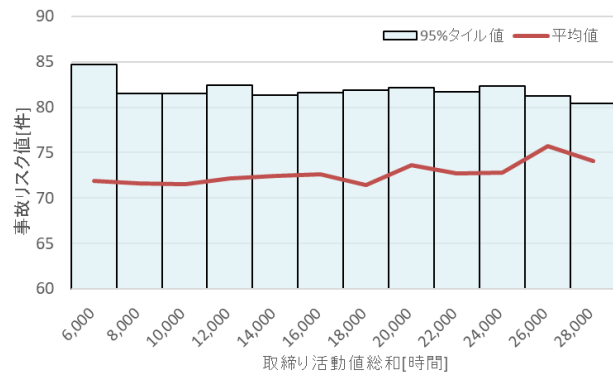


図-9 安全週間直後の3週間の取締り活動値と事故リスク値

5. 交通事故予測モデルを用いた取締り活動時間の分析

(1) 重回帰ベイズモデルの概要

本稿では、ベイズ理論と重回帰分析を組み合わせた重回帰ベイズモデルを構築し、取締り活動を考慮した事故リスク予測を行った。

ベイズ理論とは、既知の確率に新たな情報を追加することで確率情報を更新可能なものであり、データが増加していく過程で高精度化できる利点を持つ。そのため、ETC2.0 データや事故・取締りデータのように、経年的にデータが蓄積していく交通事故解析に効果的と考え選択した。

各データと回帰式間の残差の総和を最小化する重回帰分析と比較して、事象の起こりうる確率を表す尤度関数の最大化をすること、データ更新が可能な点が重回帰ベイズモデルの特徴である。

ここでは、データ数 n の説明変数 s, t から事故リスク値 y を予測する式(5a)のようなモデルについて説明する。このとき、予測モデルの誤差が平均値 0 、分散 σ^2 の正規分布に従うと仮定し、行列 Y, X, β を式(5b)で定義すると、得られる尤度 $L(D|a, b, c)$ は式(5c)で表される。また、偏回帰係数 a, b, c の平均値と分散が定義されている場

合、事前分布 $\pi(a, b, c)$ は式(5d)で表され、その平均値と分散は式(5e)で表される。

この尤度と事前分布から事後分布を算出すると、式(5f)のようになる。ここで、式(5f)における μ_1 と σ_1 はそれぞれ式(5g)で表され、ベイズ理論で得た各偏回帰係数の平均と分散の値である。すなわち、各偏回帰係数は式(5f)及び式(5g)で表される正規分布に従うことを示している。この一連の流れは説明変数がいくつの場合でも成立する理論である。本稿では、このベイズ更新の一連の流れを繰り返しながら偏回帰係数の分布を逐次的に推定し、交通事故予測モデルを構築する。

$$y = a + bx + cs \tag{5a}$$

$$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}, X = \begin{pmatrix} 1 & x_1 & s_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & s_n \end{pmatrix}, \beta = \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix} \tag{5b}$$

$$L(D|a, b, c) \propto e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(Y-X\beta)^T(Y-X\beta)} \tag{5c}$$

$$\pi(a, b, c) \propto e^{-\frac{1}{2}(\beta-\mu_0)^T\Sigma_0^{-1}(\beta-\mu_0)} \tag{5d}$$

$$\mu_0 = \begin{pmatrix} \mu_{a0} \\ \mu_{b0} \\ \mu_{c0} \end{pmatrix}, \sigma_0^2 = \begin{pmatrix} \sigma_{a0}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{b0}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{c0}^2 \end{pmatrix} \tag{5e}$$

y : 目的変数 (事故リスク値)

a, b, c : 偏回帰係数 x, s : 説明変数

$L(D|a, b, c)$: n 個のデータ D から得られる尤度

σ^2 : 回帰モデルにおける誤差の分散

X : 各データの説明変数 Y : 各データの目的変数

β : 各偏回帰係数

$\pi(a, b, c)$: 各偏回帰係数の事前分布

$\mu_0 (= \mu_{a0}, \mu_{b0}, \mu_{c0})$: 各偏回帰係数の平均 (初期条件)

$\sigma_0^2 (= \sigma_{a0}^2, \sigma_{b0}^2, \sigma_{c0}^2)$: 各偏回帰係数の分散 (初期条件)

$$\pi(a, b, c|x, s, y) \propto e^{-\frac{1}{2}(\beta-\mu_1)^T\sigma_1^{-1}(\beta-\mu_1)} \tag{5f}$$

$$\sigma_1^{-1} = \frac{X^T X}{\sigma^2} + \sigma_0^{-1} \quad \mu_1 = \sigma_1 \left(\frac{X^T Y}{\sigma^2} + \sigma_0^{-1} \mu_0 \right) \tag{5g}$$

$\pi(a, b, c|x, s, y)$: 各偏回帰係数の事後分布

σ_1 : 各偏回帰係数の分散 (実行後)

μ_1 : 各偏回帰係数の平均 (実行後)

(2) 重回帰ベイズモデルの構築

本稿では、前章で説明した手法で重回帰ベイズモデルを構築し、事故リスク値の予測を行う。本稿で用いる重回帰ベイズモデルを式(5h)に、モデルの概要を表-3に示す。分析期間は、表-3に示す期間のうち、交通安全運動週間とその波及効果を考慮した直後3週間を除いた期間

を対象とする。これは、交通安全運動週間は他の期間と比べて取締り活動時間が極端に多い特異な期間であり、ベイズ更新に利用するのは不適と判断したためである。また、説明変数の交通量、最高速度は、ETC2.0プローブデータにおける走行履歴情報より導出した。なお、交通量の算出に際しては、1日単位でメッシュごとにETC2.0プローブデータ数を集計した値に東京都における自動車保有台数^{注3)}をETC2.0車載器新規セットアップ件数^{注4)}で除した値を拡大係数として乗じた値を使用した。

$$y = a + bx_b + cx_c + dx_d + ex_e \tag{5h}$$

y : 事故リスク値

a, b, c, d, e : 偏回帰係数

x_b : 取締り活動値

x_c : 交通量

x_d : 最高速度

x_e : 交差点数

表-3 重回帰ベイズモデルの概要

項目	分析条件
分析単位	日単位、50mメッシュ
分析範囲	対象エリアの400メッシュ (No.0~399)
分析期間	モデル構築：2015年4月~2017年12月 ※交通安全運動期間を除く
初期条件	$\sigma^2 = 10$ $\sigma_0^2 = 10$ (全ての項で一律) $\mu_0 = \begin{cases} 0 & (\text{定数項}) \\ 1 & (\text{定数項以外}) \end{cases}$

(3) 偏回帰係数を用いた取締り活動の分析

表-4にモデル構築を行った平成27年4月1日から平成29年12月31日までのうち平成29年1月1日から同年12月31日までの交通安全週間とその直後3週間を除いた303日分の各偏回帰係数の平均値と、 t 値の絶対値が2以上の有意となった日数の割合を示す。交通量・最高速度・交差点数は100%に近い割合で有意となった一方で、取締り活動値は有意でない割合が高くなった。そこで、取締り活動値総和と偏回帰係数の関係性を示した図-10から、取締り活動値総和と2,000時間を境界として、偏回帰係数の有意性に差が確認された。この結果、取締り活動時間配分の際には、全メッシュの取締り活動値総和2,000時間が下限値となり、これを超えるように計画を立てる必要があると考える。

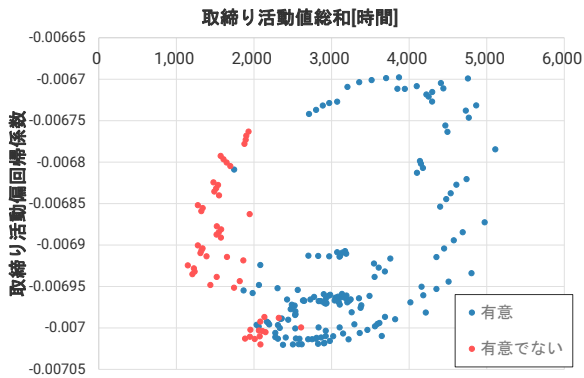


図-10 取締り活動値と偏回帰係数の関係性

表-4 最終日における偏回帰係数

偏回帰係数	最終日 偏回帰係数	t 値絶対値 2以上割合
取締り活動値	6.92E-03	45%
交通量	7.28R-05	100%
最高速度	3.21E-03	100%
交差点数	3.30E-02	95%

(4) 取締り活動時間における考察

図-11 は Oei²⁾により提言された、取締りレベルと事故発生率の関係性である。本稿では、取締りレベルが取締り活動値総和、事故発生率が事故リスク値に該当する。取締りは事故減少に効果が見られるが、取締り活動値が低い場合は効果が現れにくく、一定以上で事故減少効果が現れはじめる。また、飽和点以上の取締り活動値で活動しても、それ以上の効果が薄くなることを意味している。本稿では、取締り効果の発現および飽和点について、取締り活動値総和 2,000~6,000 時間という定量的な知見を得た。この知見をもとに既往研究の取締り箇所提案モデルの効果的な活用の一助につなげる。一方で、飽和点を越えた交通安全週間については、取締り活動のみならず、多様な取組みにより国全体の交通安全意識向上に貢献している。事故抑制効果のみならず、安全教育による子供世代の安全への理解向上など、多様な効果を含めた検討が必要となる。

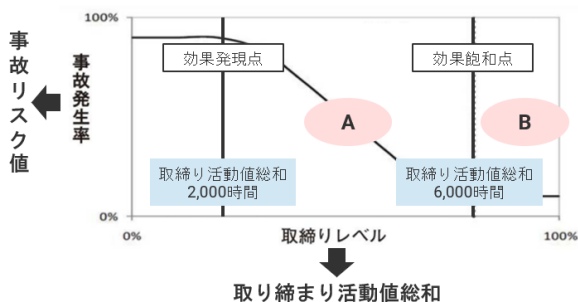


図-11 取締りレベルと事故発生率の関係性

7. おわりに

本稿では、取締り活動時間を考慮した重回帰ベイズモデルの構築や事故データ・取締り活動データの分析を実施した。その結果、取締り活動値総和 2,000~6,000 時間の取締り活動による事故リスク値減少効果の発現、並びに飽和となる適切な活動時間に関する知見を獲得した。

今後は、重回帰ベイズモデルの説明変数や対象エリアの増加・増大を行い、より実用的なモデル構築や考察を行うことが課題である。

謝辞：本稿は、警視庁よりデータ提供を受け、国交省と連携して実施しました。記して謝意を示します。

NOTES

- 注1) 警察庁：道路の交通に関する統計「令和 2 年中の交通事故死者数について」、交通局交通企画課，pp.1-2, 2021.
- 注2) 内閣府：第 11 次交通安全基本計画，中央交通安全対策会議，pp.6-13, 2021.
- 注3) 一般財団法人自動車検査登録情報協会：都道府県別・車種別自動車保有台数，p.1, 2015-2018
- 注4) 一般財団法人 ITS サービス高度化機構：ETC/ETC2.0(DSRC)普及状況，2015-2018
- 注5) 国土交通省：交通事故減少便益の原単位の算出方法，2008

REFERENCES

- 1) 島田大輔，山脇正嗣，寺奥淳，森本章倫：Deep Q-Network を用いた効果的な取締り活動方法の推計に関する研究，土木計画学研究講演集，Vol.65, No.8, 2022. [Shimada, D., Yamawaki, M. Teraoku, J. and Morimoto, A.:A Study on Estimating Effective Methods of Traffic Enforcement Activities Using Deep Q-NETWORK, *Transaction of the Japan Society of Civil Engineers*, Vol.65, No.8, 2022.]
- 2) Oei Hway-liem：Automatic Speed Management in the Netherlands, *Transportation Research Record*, Vol.1560, pp.57-64, 1996
- 3) 森本章倫，古池弘隆，守谷隆志：交通取締りが交通事故減少に与える効果に関する研究，交通工学論文集，Vol.40, No5, pp.72-78, 2005. [Morimoto, A., Koike, and Moriya, T. A.:Effects of Traffic Enforcement on Reduction of Traffic Accidents, *Japan Society of Traffic Engineers*, Vol.40, No.5, pp72-78, 2005.]
- 4) 船本悟史，森本章倫：交通取締りが狭域的な交通事故減少に及ぼす影響に関する研究，土木計画学研究論文集，Vol.25, pp.889-895, 2008. [Funamoto, s. and Morimoto, A.:Influences of Traffic Enforcement on Reduction of Traffic Accidents in Terms of District Level, *Transaction of the Japan Society of Civil Engineers*, Vol.25, pp889-895,

- 2008.]
- 5) 下田 康貴, 森本 章倫 : 取締り活動と事故抑制の関係に関する研究, 交通工学論文集, Vol.4, No.1, pp154-160, 2018.[Shimoda, Y and Morimoto, A. : Study on the Traffic Enforcement Activity to Reduce Traffic Accidents, *Japan Society of Traffic Engineers*, Vol.4, No.1, pp154-160, 2018.]
- 6) 下田 康貴, 寺奥 淳, 田中 秀人, 森本 章倫 : 交通事故予測モデルを活用した街頭取締り活動の効果評価に関する研究, 交通工学論文集, Vol.6, No.2, pp63-70, 2020.[Shimoda, Y., Teraoku, J., Tanaka, S. and Morimoto, A.: A study on the Effect Evaluation of Traffic Enforcement and Street Safety Activity Using a Traffic Accident Prediction Model, *Japan Society of Traffic Engineers*, Vol.6, No.2, pp63-70, 2020.]
- 7) 成瀬拓海, 山脇正嗣, 寺奥淳, 森本章倫 : Q 学習を活用した最適な交通取締り活動の実施場所の予測に関する研究, 交通工学論文集, Vol.8, No.2, pp232-239, 2022. [Naruse, T., Yamawaki, M., Teraoku, J and Morimoto, A.: A study on tPrediction of Optimal Location for Traffic Enforcement Using Q-Learning, *Japan Society of Traffic Engineers*, Vol.8, No.2, pp232-239, 2022.]
- (Received ???)
(Accepted ???)

A Study of Traffic Enforcement Activity Time Using Bayesian Model for Traffic Enforcement

Keita KURASHINA, Jun TERAOKU, Masashi YAMAWAKI
and Akinori MORIMOTO

The occurrence of traffic accidents in Japan has continued to decrease, but the extent of the decrease has been gradually decreasing. The 11th Basic Plan for Traffic Safety of the Cabinet Office has set a goal of reducing the number of fatalities in a 24-hour period to 2,000 or less by 2025, and further efforts to curb traffic accidents are needed to achieve this goal. One example of efforts to reduce traffic accidents is the traffic enforcement. While it has been shown that enforcement activities can decrease traffic accidents deterrence when conducted for an appropriate amount of time, there are many unclear points regarding their quantitative evaluation. In this research, we construct a multiple regression Bayesian model, using data on traffic accidents and enforcement activities to understand the tendency of enforcement activities on the risk of traffic accidents from a statistical point of view. We then attempted to evaluate the enforcement activities from an economic perspective. As a result, we obtained knowledge about traffic enforcement .