

交通事故データおよび急減速データを併用した 事故危険性の評価方法に関する基礎的検討 ーベイズ更新モデルを用いてー

松尾幸二郎¹・廣島康裕²

¹正会員 博(工) 豊橋技術科学大学 建築・都市システム学系 (〒 441-8580 愛知県豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1-1)
E-mail: k-matsuo@ace.tut.ac.jp

²正会員 工博 豊橋技術科学大学 建築・都市システム学系 (〒 441-8580 愛知県豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1-1)
E-mail: hirobata@ace.tut.ac.jp

近年、民間の自動車プローブデータが大量に収集され、そこから急減速事象を得ることができるようになってきた。本研究では、交通事故データと急減速データを併用して各地点や各エリアの事故危険性の評価を行うための方法をベイズ更新モデルを用いて構築した。その中では、危険性評価の際の事故データに対する急減速データの重みが、データの収集期間および事故件数と急減速発生件数との関連を表すパラメータによって規定されることを示した。また、豊橋市内信号交差点における事故発生件数および急減速発生件数を用いた危険性評価を試み、本モデルの働きを確認した。

Key Words : *Traffic Accident data, Urgent deceleration data, Bayesian model*

1. はじめに

地域レベルの交通安全マネジメントにおいては、(1) 事故危険性が高い対策優先箇所の抽出、(2) 優先箇所における事故要因の把握、(3) 事故要因に基づく対策の立案と実施、(4) 実施した対策の事後評価、といったプロセスが必要である。これらのプロセスを効果的かつ効率的に行うためには、各地点もしくは各エリアの事故危険性の評価を適切に行うことが求められる。

従来は、交通事故発生状況に基づく事故危険性の評価が中心であった。しかし交通事故は非常に稀な現象であることから、データの安定性を確保するためには長期間のデータ収集が必要となる。従って、実施した対策の迅速な事後評価が困難であるとともに、長期間のデータを用いたとしてもその間に交通状況が変化することも多くあり、やはり正確な評価は難しい。

一方、近年、民間の自動車プローブデータが大量に収集され、そこから急減速事象(ヒヤリハット事象とも呼ばれることもある)を得ることができるようになってきた。急減速事象は事故よりも頻度が高く、かつ事故事象と一定の関連を持つという視座のもと、急減速データを利用して潜在的な事故危険性の評価や対策効果の評価を試みる研究が行われている¹⁾。

ただし、現状のプローブデータはあくまで全車両に対するサンプルデータであり、また、急減速事象が多いところで必ずしも事故が多いというわけではない

め、事故データと急減速データをバランスよく併用していくことが重要であると考えられる。しかしながら、事故データと急減速データを併用して事故危険性の評価を行うための理論的な枠組みはまだ整理されていないのが現状である。

そこで本研究では、交通事故データと急減速データを併用して各地点や各エリアの事故危険性の評価を行うための方法をベイズ更新モデルにより構築し、その特性について考察することを目的とする。

2. 方法

(1) 評価対象

本研究では、ある地点やあるエリア内の年間事故発生件数の期待値 ν (件/年) を潜在的な事故危険性と考え、評価対象とする。ただし、 ν は必ずしも一定の値ではなく、ある分布を持った確率変数と考える。以下では、実現した交通事故件数 y および急減速発生件数 z から ν の確率分布を更新するベイズ更新モデルを構築し、その特性について考察を行う。

(2) 交通事故件数による更新

期間 t (年) における事故発生件数 y (件/ t) の条件付き尤度関数 $p(y|\nu)$ は、パラメータ ν をもつ以下のポアソン分布とする。

$$p(y|\nu) = \frac{(\nu t)^y}{y!} e^{-\nu t} \propto \nu^y e^{-\nu t}. \quad (1)$$

ν (件/年)の事前密度関数 $w(\nu|\alpha, \beta)$ は、ポアソン分布の自然共役事前分布である以下のガンマ分布とする。

$$w(\nu|\alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha \nu^{\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} e^{-\beta \nu} \propto \nu^{\alpha-1} e^{-\beta \nu}. \quad (2)$$

ここで、 α, β はパラメータである。

従って、実際に事故発生件数 y (件/ t) が得られた場合の ν (件/年)の事後密度関数 $w'(\nu|y)$ は、以下のガンマ分布に更新される。

$$w'(\nu|y) = \frac{p(y|\nu)w(\nu|\alpha, \beta)}{p(y)} \propto \nu^{\alpha'-1} e^{-\beta' \nu}, \quad (3)$$

$$\alpha' = \alpha + y, \quad (4)$$

$$\beta' = \beta + t. \quad (5)$$

ガンマ分布の平均および分散がそれぞれ、

$$E(y|\alpha, \beta) = \frac{\alpha}{\beta}, \quad (6)$$

$$V(y|\alpha, \beta) = \frac{\alpha}{\beta^2}, \quad (7)$$

であることを踏まえると、更新に用いた事故発生件数 y の期間 t が長いほど、事前分布よりもデータの重みが大きくなる。また、仮に真の ν が一定であれば、分散は小さくなるのが分かる。更新回数を増やした場合も全く同様のことが言える。すなわち、例えば3年分のデータを1回の更新に用いても、1年毎に分割して3回の更新に用いても同様の結果となる。これはベイズ統計モデルの特性である。

ここで問題になるのが、1回目の更新の際の事前分布のパラメータをどのように設定するかであるが、パラメータについて全く情報がないということを踏まえ、 $\alpha \equiv 0, \beta \equiv 0$ とし、平らな事前分布を用いることを想定する。従って、 ν の事後分布は得られるデータにほぼ依存することとなる。

ところで、 ν の事前分布にガンマ分布を用いている理由は2点ある。1点目は事後分布の計算の容易さである。もう1点は、事故発生件数 y の周辺密度関数 $p(y)$ を整理すると、以下に表される負の二項分布になるためである。

$$\begin{aligned} p(y) &= \int_{-\infty}^{\infty} p(y|\nu)w(\nu|\alpha, \beta) d\nu \\ &= \frac{\Gamma(y+\alpha)}{\Gamma(y+1)\Gamma(\alpha)} p^\alpha (1-p)^y. \end{aligned} \quad (8)$$

$$p = \frac{1}{1+\beta}. \quad (9)$$

交通事故事象は稀な現象であることから、事故件数のモデリングには、従来からポアソン分布モデルが用いられてきた。しかし、ポアソン分布では「分散が期待値に等しい」という制約があり、過大分散や過小分散が生じてしまうという問題を内在している。そこで最近では負の二項分布を用いたモデリングが行われるようになり、その中で、事故件数はポアソン分布を仮定すると過大分散になってしまうケースが多く見られるようになってきた。本研究で用いるモデルは、上述したように、ポアソン分布のパラメータである期待値がさらにガンマ分布に従うと仮定することで、事故件数の周辺分布が負の二項分布となる。従って、更新によって事後分布の分散が小さくなっていけばポアソン分布モデルになり、分散が小さくならなければ負の二項分布モデルになるため、過大分散の問題にも対応できていることになる。

(3) 急減速発生件数による更新

次に急減速データを用いた ν の分布の更新について述べる。急減速事象は事故事象に比べると頻度は高いと考えられるが、交通に関する時間単位でみれば頻度の低い現象であることには変わりはない。そこで期間 t における急減速発生件数 z (件/ t) の尤度関数もポアソン分布とする。ただし、急減速発生件数は事故件数と一定の関係があり、平均的には事故件数の一定倍になると考えられるため、急減速発生件数の期待値を事故件数の期待値の ϕ 倍とした以下の尤度関数を用いる。

$$p(z|\nu) = i \frac{(\phi \nu t)^z}{z!} e^{-\phi \nu t} \propto \nu^z e^{-\phi \nu t}. \quad (10)$$

急減速発生件数 z の尤度関数および年間事故発生件数の期待値 ν (件/年)の事前分布((2)式)から事後分布を求めると、 ν の事後密度関数は以下ようになる。

$$w'(\nu|z) = \frac{p(z|\nu)w(\nu|\alpha, \beta)}{p(z)} \propto \nu^{\alpha'-1} e^{-\beta' \nu}, \quad (11)$$

$$\alpha' = \alpha + z, \quad (12)$$

$$\beta' = \beta + \phi t. \quad (13)$$

ここで、(11)式は(3)式と同様であり、異なるのは(12)式、(13)式で表されるパラメータ α' および β' である。特筆すべき点として、 β' の右辺二項目が、事故件数で更新した場合((5)式)には t のみであるのに対し、急減速発生件数で更新した場合には ϕt となっている。すなわち、 t 年分の急減速データを用いた場合、 ϕt 年分の

事故データを用いた場合と同様の重みがデータに与えられることになる。従って、仮に急減速事象が事故事象に比べ平均的に5倍発生しやすい状況において、半年分の急減速発生件数を用いた場合、事故件数に比べ5/2倍の重みを持つことになる。

もし急減速発生件数により事故件数を完全に説明できるのであれば、急減速発生データは事故データの ϕ 倍の重みを持つことになる。しかしながら実際には、必ずしも急減速発生件数が事故件数を正確に説明しているとは言い難いため、重みを割り引く必要があると考えられる。そこで本研究では、事故件数を急減速発生件数で回帰した場合の決定係数 R^2 を用いて α' および β' を以下のように修正することとする。

$$\alpha' = \alpha + R^2 z, \quad (14)$$

$$\beta' = \beta + R^2 \phi t. \quad (15)$$

3. 実データへの適用

(1) データ概要

本研究で構築したモデルの動作を確認するため、愛知県豊橋市内の信号交差点を対象として、実データへの適用を試みる。ただし、事故件数および急減速発生件数の集計の都合上、対象とする信号交差点はESRIジャパン社製の「詳細地図」データに組み込まれている信号交差点334箇所のみとした。

a) 交通事故データ

交通事故データとして用いるのは、2005年～2006年の2年間に豊橋市内で発生した人身事故データである。各事故の発生位置をもとに、対象交差点の中心から35mの範囲をバッファリングし、信号交差点における交通事故発生件数を集計した(図-1参照)。

b) 急減速データ

急減速データは、パイオニア社が収集しているプローブデータから得られる急減速事象を同社が集計したものである。具体的には、愛知県を緯度・経度共に1000/256秒単位(約100m四方)に分轄した各メッシュにおいて、2013年の1年間に発生した0.3G以上の減速の発生回数を道路種別別に集計したものである。本研究ではこの急減速データを、さらに対象交差点の中心から35mの範囲をバッファリングすることで、信号交差点における急減速発生件数を集計した(図-1参照)。

なお、交通事故データおよび急減速データの収集期間が大きく異なるのが問題であるが、構築したモデルの動作の確認という目的に限定して用いることとした。

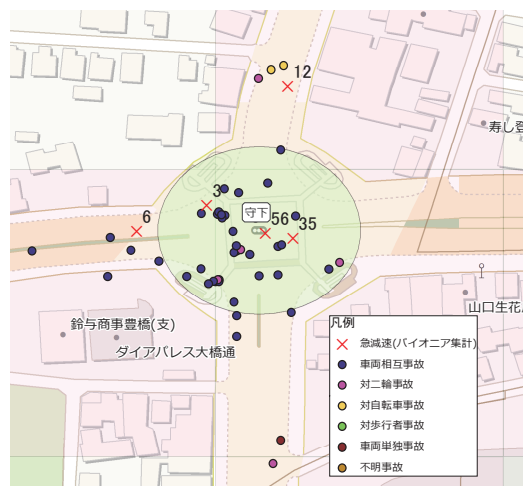


図-1 信号交差点における交通事故・急減速データ例
(急減速マーク右上についている数字は各メッシュ内における道路種別別の急減速発生回数)

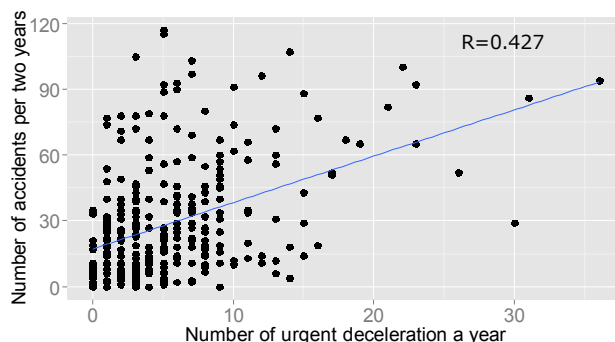


図-2 交通事故件数と急減速発生件数の散布図

(2) 結果と考察

今回対象とした信号交差点334箇所における事故件数および急減速発生件数の総数は、それぞれ1784(件/2年)および9473(件/1年)であったため、事故件数と急減速発生件数を関連付けるパラメータは、 $\phi = 9473/(1784/2) = 10.7$ とした。また、図-2に示すように、事故件数と急減速発生件数の相関係数は0.427となったため、事故件数に対する急減速発生件数の重みを割り引くパラメータは $R^2 = 0.183$ とした。従って、(15)式右辺の2項目は $R^2 \phi t = 1.96$ となり、今回用いた急減速データは、本研究で構築したモデルにおいて、事故データの約2年分の重みを持つことになる。

次に、事故件数上位3交差点および急減速発生件数上位3交差点について、年間事故発生件数の期待値 ν の事後分布が更新されていく様子を、それぞれ表-1および表-2に示す。併せて、事故件数(件/2年)、急減速発生件数(件/1年)も示している。 $E(\nu)_1$ および $V(\nu)_1$ はそれぞれ、事故件数データにより更新された ν の事後分布の平均と分散を表している。また、 $E(\nu)_2$ およ

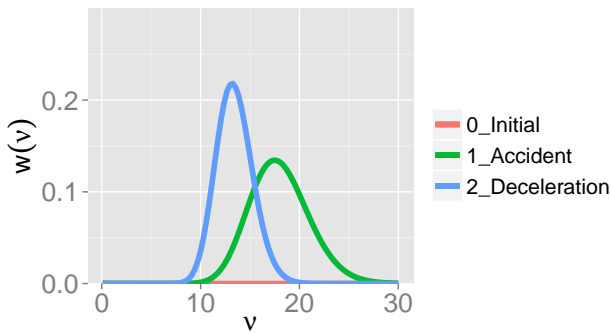


図-3 大池南交差点における ν の分布の更新の様子

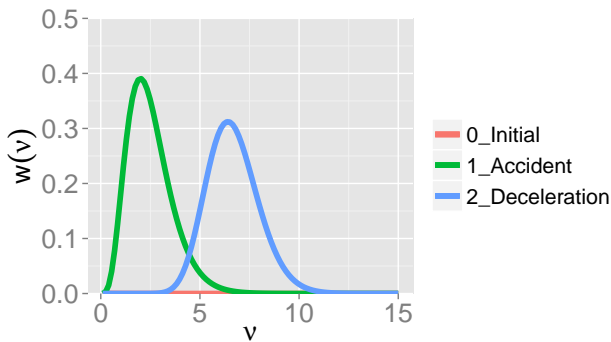


図-4 豊川橋北交差点における ν の分布の更新の様子

び $V(\nu)_2$ はそれぞれ、急減速発生件数データにより更新された ν の事後分布の平均と分散を表している。

表-1の交差点では、急減速データによる更新によって、 ν の平均が減少していることが分かる。これらの交差点では事故件数に対して急減速発生件数がそれほど高くないためである。また、分散も減少していることが分かるが、これは事故件数データに加えて急減速発生件数データが蓄積されたことで、 ν に関する情報が増加したと解釈できる。これらのことは、図-3からも見て取れる。

一方、表-2の交差点では急減速データによる更新によって、 ν の平均が増加している。これらの交差点では事故件数に対して急減速発生件数が高いためである。また、山中橋東交差点では分散が減少しているが、上2つの交差点では逆に分散が増加している。これは事故件数データにより形成された ν の事前分布に対して急減速発生件数データの乖離が大きかったためである(図-4参照)。

表-1 事故件数上位3交差点における ν の分布の更新状況

交差点	事故	急減速	$E(\nu)_1$	$V(\nu)_1$	$E(\nu)_2$	$V(\nu)_2$
守下	36	94	18.0	9.0	13.4	3.39
殿田橋	31	86	15.5	7.70	11.8	2.98
大池南	30	29	15.0	7.50	8.9	2.25

表-2 急減速件数上位3交差点における ν の分布の更新状況

交差点	事故	急減速	$E(\nu)_1$	$V(\nu)_1$	$E(\nu)_2$	$V(\nu)_2$
豊川橋北	5	117	2.5	1.25	6.7	1.68
一里山	5	115	2.5	1.25	6.6	1.66
山中橋東	14	107	7.0	3.50	8.5	2.14

表-1の交差点と表-2の交差点を比べると、事故件数と急減速発生件数との関係性が大きく異なっている。これは、事故類型(例えば、追突と出合頭など)や道路規模(例えば、幹線道路と準幹線道路など)などによるものであると考えられる。従って本研究で構築したモデルの精度を高め、効果的に用いていくためには、今後、事故件数と急減速発生件数の関係をより詳細に分析して行く必要がある。

4. おわりに

本研究では、交通事故データと急減速データを併用して各地点や各エリアの事故危険性の評価を行うための方法をベイズ更新モデルを用いて構築した。その中では、危険性評価の際の事故データに対する急減速データの重みが、データの収集期間および事故件数と急減速発生件数との関連を表すパラメータによって規定されることを示した。また、本モデルの動作を確認するため、豊橋市内信号交差点における事故発生件数および急減速発生件数を用いた危険性評価を試みた。今後の課題として、道路規模や事故類型に着目し、事故発生件数と急減速発生件数との関係をより明確にしていけることが挙げられる。

参考文献

- 1) 例えば、岡田朝男・水野裕彰・中村俊之・絹田裕一：道路交通における交通事故とヒヤリハットの関係性に関する基礎的研究，第31回交通工学研究発表会論文集，pp.49-55，2011。

(2014. 8. 1 受付)

Evaluating the Danger of Traffic Accident Using Accident Data and Urgent Deceleration Data: A Bayesian Updating Model

Kojiro MATSUO and Yasuhiro HIROBATA