

ベイジアンネットワークを用いたリアルタイム 交通事故予測モデルの構築

小林 涼介¹・室町 泰徳²

¹学生会員 東京工業大学土木・環境工学科（〒152-8550 目黒区大岡山2-12-1）

E-mail:kobayashi.r.af@m.titech.ac.jp

²正会員 東京工業大学人間環境システム専攻（〒226-8502 横浜市緑区長津田町4259）

E-mail:ymuro@enveng.titech.ac.jp

ベイジアンネットワークは、交通事故という複雑な現象をリアルタイムに確率的に捉えられることから、リアルタイム交通事故予測モデルの開発手法として有効である。本研究では交通事故防止のための方策としてベイジアンネットワークを用いたリアルタイム事故予測モデルを提案し、事故の多発する高速道路上の地点においてモデルを構築した。またオンランプ流入交通量の削減によって交通事故発生確率が減少する可能性を調べた。

モデル構築の結果、交通事故に至りやすい状況は60.6%の的中率で、かつ正常な状況を交通事故に至りやすい状況と誤って予測する確率は28.1%である予測パフォーマンスを示した。モデルによって交通状態を事前に知ることができれば、進展著しいIT技術を介して、速度調整、交通量調整などの対策を施すことができるものと考えられる。

Key Words : Real-time Crash Prediction, Bayesian Network, Urban Expressway, Speed and Flow, Probability Distribution

1. はじめに

高速道路、特に首都高速道路などの都市高速道路は、大都市における大量の人、モノの輸送を担う重要なインフラとして内外で整備されており、その安全性、信頼性を高めるための技術開発が進められている。中でも交通事故は、死傷者の発生などの直接的な被害のみならず、これに伴う渋滞による時間損失などの間接的な被害をもたらすことから、これを削減するためハード、ソフト両面からの対策が検討され、一部は実施に移されてきた（桑原¹⁾、Mehran and Nakamura²⁾等）。

最近では、車両感知器から交通量、速度などのデータをリアルタイムに得て、交通事故に至りやすい交通状況を検知し、これに何らかの回避手段を施すことにより交通状況を改善し、交通事故の発生を未然に防止しようというリアルタイム交通事故予測モデルの開発研究が進められている。

リアルタイム交通事故予測モデルは、Oh, et al.³⁾により基本的なフレームワークが提示されている。すなわち、モデリングは、(1)交通状況を的確に表現する統計値を変数として選択する。(2)各交通事故ケースに対し、当

該箇所、あるいは関連箇所の変数値を収集する。(3)交通状況を交通事故に至りやすい状況とその他の正常な状況の2つの状況に分類する。(4)変数を用いて2つの状況を分類する問題として交通事故を予測するモデルを構築する。(5)モデルによる予測パフォーマンスを評価する。というプロセスにしたがって行われている。中心的プロセスとなる(4)におけるモデル構築手法としては、主に統計的手法とデータマイニング手法が検討されている。前者には、ロジスティック回帰モデル（Abdel-Aty et al.⁴⁾等）、ベイズ統計（Oh et al.³⁾）などの研究例がある。後者には、ニューラルネットワーク、ファジー理論などの方法がある。Hossain and Muromachi^{5) 6) 7)}は、モデル構築手法にベイジアンネットワークを採用し、交通事故に至る交通状況の検知率を高めることに成功している。

ベイジアンネットワークは、交通事故という複雑な現象をリアルタイムに確率的に捉えることが可能で、かつ適応性やデータ欠損などに対する頑強性に優れており、リアルタイム交通事故予測モデルの開発におけるモデル構築手法として有利な特徴を備えている。

2. ベイジアンネットワークの基本的な概念

ベイジアンネットワークの基本的な概念は、「複数の確率変数の間の定性的な依存関係をグラフ構造によって表し、個々の変数の間の定量的な関係を条件付き確率で表した確率モデル」と定義されている⁹⁾。例えば、図1はグラフ構造の一例を示したものであり、これは分析者が、「交通事故 C」の発生は「交通量 F」と「速度 S」とに依存している、という定性的な因果関係を仮定していることを示している。

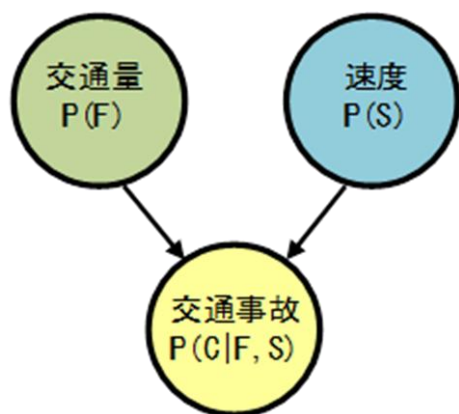


図1 ベイジアンネットワークのグラフ構造の一例

条件付き確率の考え方に従えば、図1のグラフ構造は、交通量F、速度S、交通事故Cが同時に生じる確率は、

$$P(C, F, S) = P(C | F, S)P(F)P(S) \quad (1)$$

と表されることを意味している。

一般的な統計モデルが問題部分に焦点を当ててモデル構築を行うのとは異なり、ベイジアンネットワークによるモデル構築は完全なシステムを記述することから始められるため、説明変数、被説明変数の区別を持たない。また、システム内の変数の値の推定は、他の変数の値に基づいて行われる。その場合には、ベイズの公式を当てはめる。

$$P(S | C) = \frac{P(C | S)P(S)}{P(C)} \quad (2)$$

リアルタイムに交通事故を予測する上で、ベイジアンネットワークには非常に優れた性質を備えている。交通事故は稀な現象であるため、モデル構築のために十分なサンプルを収集することが難しい。対象とする交通事故に関連するデータが全て利用可能でない場合もある。

ベイジアンネットワークはこれらの問題に柔軟に対処できる。新しいデータが利用可能となった場合は、条件付き確率を更新して、モデルを再キャリブレートすることが容易である。例えば、新しいデータとして「天候 W」が利用可能となり、分析者が「天候」は「速度 S」のみに影響すると仮定したとすれば、図1に親ノード「天候 W」とこれから子ノード「速度 S」に向かう有向

リンクが付加されることとなる。その際、必要となるインフォメーションである $P(W)$ と $P(S|W)$ さえ更新すればよい。

また、交通事故は非常に複雑な現象であると考えられるが、ベイジアンネットワークは変数を離散化して捉えること多いため、変数間の相関関係に柔軟に対応できる。交通量に関係する変数の中には、相関関係の高いものも少なくないことから、この特性は有利である。

その上、ベイジアンネットワークは、グラフ構造と条件付き確率が事前に与えられれば、時々刻々と新しいデータが蓄積される状況に対応して、モデル自体を動的に更新する適応性を備えている。リアルタイム交通事故予測モデルの開発に関して、適応性は2つの意味で重要である。まず、モデル構築の初期段階では少数サンプルしか利用可能でなかった場合でも、モデルを実際に適用することにより更新していくことが可能である。また、特定の対象に基づいて構築されたモデルでも、その他の対象に実際に適用することにより、その対象に適合するようにモデル自体が更新されていく、すなわち高い移転可能性が期待できる。

3. ベイジアンネットワーク適用モデル作成

モデル対象は、首都高速道路の一部区間である。具体的には、オンランプデータを活用する目的から、2つのオンランプを 800m 以内の上流にもつ特定の感知器を含む区間を対象に検討を行った。

首都高速道路では、高性能な交通感知器を多数、かつほぼ一様に設置していることから、対象区間はリアルタイム交通事故予測モデルの開発検討に最適な環境を有している。設置されている感知器からは、交通量、速度、オキュパンシ、大型車交通量などのデータが5分ごとの集計値として得られている。交通事故データからは、各交通事故ケースの発生日時、場所、事故タイプなどの情報が得られている。感知器データと交通事故データの双方に関して、2009年6月から2010年5月にかけてのデータを基にモデル構築を行う。

交通状況を的確に表現する統計値の変数としては、感知器から得られる交通量、速度、オキュパンシ、大型車交通量の他、複数の感知器データを加工して作られる変数、例えば、感知器1と感知器2の交通量差、速度差、あるいは同じ感知器の時間差データから作られる変数、例えば、交通量変化、速度変化なども検討の対象とした。これらの変数の変数値を、各交通事故ケース、および次に説明する正常なケースに対し、対象とする感知器から収集してデータベース化する。

次に、交通状況を交通事故に至りやすい状況とその他の正常な状況の2つの状況に分類する。2つの状況の定義

は、既存研究によりやや異なるが、本研究では実際に交通事故の発生した場所の5分前の交通状況を交通事故に至りやすい状況、交通事故の発生しなかった同じ場所同じ曜日の状況を正常な状況と定義することとした。例えば、事故が2012年X月YY日(木)の18時35分に発生したとすると、交通事故に至りやすい状況のデータは、同日同場所の18時25分から30分の間から得られる。これに対応する正常な状況は、事故当日を除く同じ木曜日同場所の18時25分から30分の間から得られるものと仮定する。最終的なデータベースには、感知器の上下流約2kmの区間における169交通事故ケースが含まれることとなった。

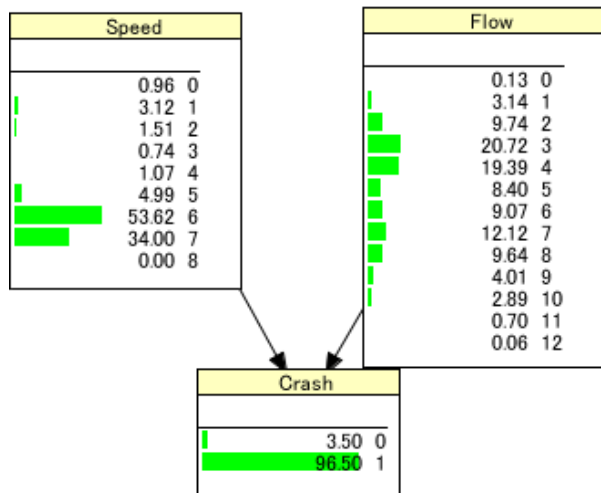


図2 対象区間での事故発生確率

次に、変数を用いて2つの状況を分類する問題として交通事故を予測するモデルを構築する。ベイジアンネットワークのインフォメーション変数としては、ここでは速度と交通量という2変数を用いることとした。全交通状態において、交通事故が発生しやすい状態となる確率は3.50%と算出された(図2)。

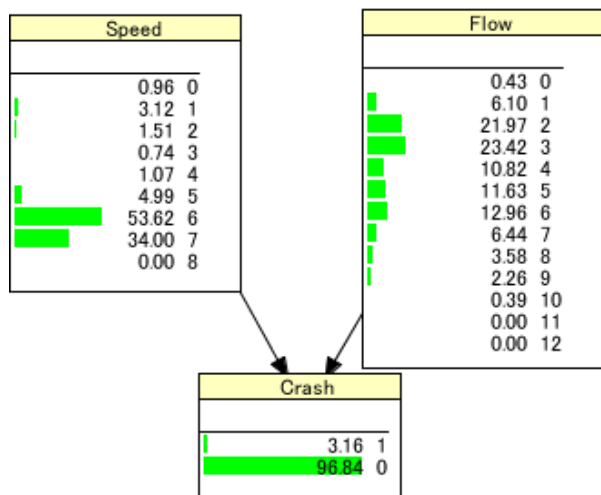


図3 オンランプ交通量を差し引いた事故発生確率

次に、仮に、上記モデルからオンランプ交通量を差し

引いた場合の結果を示す(図3)。交通量分布は全体として小さい方に推移している。事故発生確率は3.16%となり、オンランプ交通量を差し引く前の3.50%より0.34%低下した値となった。つまり、交通事故が発生しやすい状態が予測された場合、ランプ交通量を制限することにより交通事故が起こりにくくすることの可能性が示された。

また、前述のモデルについて予測パフォーマンスの評価を行った。2変数の情報が無い場合の交通事故に至りやすい状況である確率3.5%をベースラインの閾値として、閾値を変動させることによりモデルの予測パフォーマンスを検討する。モデル構築に利用した期間以降の33の交通事故ケースと対応する645の正常なケースを抽出し、モデルによって予測確率を計算し、閾値と比較して、交通事故に至りやすい状況であるか正常な状況であるかを分類した。

表1 モデルによる予測パフォーマンスの評価

閾値	Crash	Non-Crash
1.5%	75.8	56.7
2.5%	60.6	71.9
3.5%	33.3	81.4
4.5%	24.2	86.2

表1に示すように、閾値を高める、すなわち交通事故に至りやすい状況であると判定されるケースを少なくすると、交通事故に至りやすい状況を予測するパフォーマンスは下がるが、正常な状況を交通事故に至りやすい状況と誤って予測するケースも少なくなる。ベースラインの閾値3.5%では、交通事故に至りやすい状況は33.3%の的中率で、正常な状況を交通事故に至りやすい状況と誤って予測する確率は $100 - 81.4 = 18.6\%$ である。閾値2.5%では、交通事故に至りやすい状況は60.6%の的中率であり、誤って予測する確率は28.1%である。いずれの閾値を選択するかは、交通事故に至りやすい状況に対するモデル感度と誤った予測がもたらすモデル信頼度とのバランスを分析者がどう判断するか依存している。

4. 終わりに

本稿では、ベイジアンネットワークを利用したリアルタイム交通事故予測モデルを提案し、リアルタイムで交通事故が発生しやすい状態が予測された場合にオンランプ交通量の制限を行うことが交通事故を減少させる可能性があることを示した。

本研究で用いたモデルは発展の余地があり、解決すべき課題も少なくないものの、時々刻々と変化する高速道路の交通状況をモニタリングする車両感知器を最大限活

用して、交通事故に至りやすい状況がある程度、事前に知ることができれば、進展著しい IT 技術を介して、速度調整、交通量調整などの対策を施すことができるのではないかと筆者らは考えている。これらの対策効果の検討や二次的な影響の評価なども数ある課題に含まれる。また、ベイジアンネットワーク自体もリアルタイム交通事故予測モデルのみならず、多様な適用分野が考えられる手法であり、今後、適用例が増えていくものと考えられる。

謝辞：本研究を進めるにあたって、首都高速道路株式会社から貴重なデータをご提供頂きました。また、本研究は、科研基盤研究(C)（番号25420535）の補助を得ています。ここに謹んで謝意を表します。

参考文献

- 1) 桑原雅夫、「安全な道」は「円滑な道」、交通工学、Vol.44, No.1, p.1, 2009
- 2) Mehran, B. and Nakamura, H., Considering Travel Time Reliability and Safety for Evaluation of Congestion Relief Schemes on Expressway Segments, IATSS Research, Vol.33 No.1, pp.55-70, 2009
- 3) Oh, C., Oh, J., Ritchie, S., and Chang, M., Real-time estimation of freeway accident likelihood, Proceedings of the 80th Annual Meeting of Transportation Research Board, 2001
- 4) Abdel-Aty, M., Uddin, N., Pande, A., Abdalla, M. F. and Hsia, L., Predicting Freeway Crashes from Loop Detector Data by Matched Case-control Logistic Regression, Journal of the Transportation Research Board, No. 1897, pp. 88-95, 2004
- 5) Moinul HOSSAIN and Yasunori MUROMACHI, Applicability of Bayesian Network in Real-time Crash Prediction, Proceedings of Infrastructure Planning Review, Vol.38, CD, 2008
- 6) Moinul HOSSAIN and Yasunori MUROMACHI, A Bayesian Network Based Framework for Real-time Crash Prediction on the Basic Freeway Segments of Urban Expressways, Accident Analysis & Prevention, Vol.45, pp.373-381, 2012
- 7) Moinul HOSSAIN and Yasunori MUROMACHI, A Framework for Real-time Crash Prediction: Statistical Approach versus Artificial Intelligence, Infrastructure Planning Review Vol.26(5), pp.979-988, 2009
- 8) 本村陽一、岩崎弘利、ベイジアンネットワーク技術、東京電機大学出版局、2006

0

DEVELOPMENT OF REAL-TIME CRASH PREDICTION MODEL BY APPLYING BAYESIAN NETWORK TECHNIQUE

Ryosuke KOBAYASHI and Yasunori MUROMACHI

Bayesian Network is useful for building Real-time Crash Prediction Model (RCPM) in that it can grasp road crash phenomenon probabilistically on real-time basis. In this study, the model was applied in a crash-prone urban expressway section and the probability of crash was calculated by applying Bayesian Network. Then the model was used for examining how the constraint on 2 on-ramp flows affected the crash probability. The model could predict 60.6% of future crashes with 28.1% false alarm rate. Also, we found that the constraint on ramp flows might be able to reduce crash risk on real-time basis within the framework of the RCPM.