

感知器データに基づく都市間高速道路における 渋滞・事故発生確率予測モデルの構築

舟橋 尚平¹・小根山 裕之²・柳原 正実³・山本 隆⁴

¹非会員 首都大学東京都市環境科学研究科 (〒192-0397 東京都八王子市南大沢1-1)

E-mail: funahashi-shohei@ed.tmu.ac.jp

²正会員 首都大学東京都市環境科学研究科 (〒192-0397 東京都八王子市南大沢1-1)

E-mail: oneyama@ed.tmu.ac.jp

³正会員 首都大学東京都市環境科学研究科 (〒192-0397 東京都八王子市南大沢1-1)

E-mail: yanagihara@ed.tmu.ac.jp

⁴正会員 中日本高速道路(株) 東京支社 (〒105-6011 東京都港区虎ノ門4-3-1)

E-mail: t.yamamoto.ae@c-nexco.co.jp

東名高速道路上りの大和トンネル周辺など都市間高速道路の渋滞多発箇所においては、渋滞のみならず、その前後に交通事故も発生している。交通事故を発生させないようにするためには、現在及び過去の交通状況に基づいて渋滞および事故の起こりやすさを推定し、出来る限り事故の発生しないような交通制御を実施していくことが求められる。本研究では、事故や渋滞の発生を短期的に予測し適切な交通制御を行うためのツールとして、東名高速道路上り大和トンネルをボトルネックとする区間を対象に都市間高速道路における様々な要因・条件下での事故・渋滞発生を予測するベイジアンネットワークモデルの構築を行いその精度を検証した。

Key Words : traffic accident, probability of traffic-jam, interurban expressways

1. はじめに

都市間高速道路単路部での上り坂やトンネル部などのボトルネックにおいて渋滞が発生することは、これまでの研究により明らかとなっている。渋滞は経済的な損失が大きく、例えばわが国の大動脈である東名高速道路横浜町田IC～海老名JCT上り線においては151[万人・時間/年]もの渋滞損失時間が発生している¹⁾。現在、主要な都市間高速道路において、全渋滞長のうちの約25%が事故を原因として生じている²⁾ことから、事故を原因とした渋滞への対策が急がれる。交通事故を発生させないためには、現在及び過去の交通状況に基づいて事故・渋滞の起こりやすさを推定し、出来る限り事故の発生しないような交通制御を実施していくことが求められる。特に近年では移動発光体やVSL、ランプメータリングなど様々な交通制御手法が検討され、それらが事故・渋滞の発生を抑制する効果を有することが明らかとなっており、それら施策をより効果的に活用することへの寄与も期待される。また、著者らの既往研究³⁾によると、「事故に至る渋滞発生」や「渋滞

の原因となる事故発生」につながる交通状況を事前に予測できる可能性を有することが明らかとなった。

そこで本研究では、実際の交通安全施策の効果的な活用を見据え、都市間高速道路における様々な要因、条件下での事故・渋滞発生確率を予測するモデルの構築を目的とし、その精度を検証する。著者らの既往研究³⁾では、ベイジアンネットワークモデルを用いたモデルを構築したが、1年間のデータ数に基づきモデル化を行ったため、事故発生時のデータが十分に確保できなかった。加えて、説明変数をHIGHとLOWの2段階に離散化したため、大まかな傾向は捉えたものの、交通状態の変化に応じたきめ細かな交通制御に適用するには向かないモデルであった。今回は、より精緻化されたモデル構築を行うため、3年間のデータを用いたモデル構築を行い、事故・渋滞の発生しやすい交通状況の組み合わせを把握する。

本研究では、主要渋滞個所として指定されている大和トンネル(以下TN)を先頭とした区間を対象とする。分析には車両感知器データ、事故データ等を用いるものとする。

2. 研究対象と利用データ

(1) 対象地点と利用データ

分析対象地点は、東名高速道路上り線における大和TNからその上流側15kmの区間とした。この区間は主要渋滞箇所である大和TNをはじめとする慢性的な単路部ボトルネックが存在し、特に週末を中心に渋滞および事故が多く発生している。

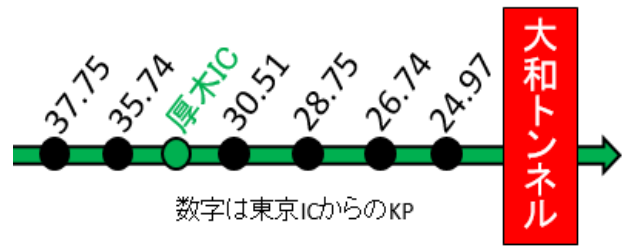


図1 車両感知器設置位置

(2) 対象期間

a) 分析対象期間

2015年1月1日から2018年10月31日の休日のデータを用いる。そのうち2015年1月1日から2017年12月31日までの3年分を学習用データ、2018年1月1日から10月31日までの10ヵ月分を検証用データとして利用する。休日の定義は、毎週の土日に国民の休日、年末年始、GW、お盆の期間を加えたものとする。

b) データの利用時間帯

特に事故の発生が多い時間に絞るため、分析に用いるデータの時間帯を限定する。萩田ら⁷⁾による、「日没前後に交通事故率が高くなり、特に日没直後に最も高くなる」知見を参考に、日の出から日没1時間後までの時間を分析対象とした。

(3) 利用データの詳細

a) 5分間車両感知器データ

5分間車両感知器データは高速道路上での車両感知器により収集されるデータであり、車線、KPごとに5分あたりの全車台数、大型車台数、平均速度、Occupancyが記録されている。地点別の交通量として、大型車台数に乗用車換算係数1.8(pce)を掛けて求めた乗用車換算台数(pcu)を使用する。また分析対象区間に関して、図1に示す車両感知器を基準としている。

b) 事故調書

実際に発生した事故について、個人の特性(性別や年齢)から事故発生当時の事故の原因や状況、天候、路面状態などが記録されている。

c) 天候データ

アメダスのデータを使用する。観測地点は海老名とし、風速や降雨、気温等を利用する。

(4) 渋滞と事故の定義

a) 渋滞

渋滞発生を時速60km以下が10分以上継続した場合とした。大和TNから厚木ICまでの区間内において1箇所でもその条件を満たした場合渋滞とする。またその条件を満たす時間に加え、区間全域で速度回復してから30分経過するまでを本研究での分析には用いないものとする。

b) 事故

大和TNから厚木ICまでの区間内において1箇所でも事故の発生がみられた場合を区間内における事故発生とした。特に本研究では、追突事故が本線で発生した場合のみを対象とした。発生時間については、その時間が含まれる車両感知器基準の5分間を発生時間とする。なお、事故発生以後日付が変わるまでのデータに関しては本研究での分析には用いないものとする。

3. ベイジアンネットワークによる要因間分析

(1) ベイジアンネットワークについて

ベイジアンネットワークとは、原因と結果の関係を複数組み合わせ、それらが互いに影響を与え発生する現象を、有向のリンクとノードを用いたネットワーク図と条件付確率により可視化したものである。すなわち、ある原因から発生する結果を、ネットワーク図と条件付確率を用いて推測する手法と言える。特に、経験則をモデルに組み込むことができ、可視化されたモデル構造を人間が明確に読み取ることができることから、効果を発揮する有用な条件の組み合わせを発見することに優れる。一方で、事前に変数を離散化する必要があり、その仕方が結果に大きく影響してしまう点に留意が必要である。

(2) 使用データ

ベイジアンネットワークモデルが出力する条件付確率は、蓄積されたデータの学習により推定される。本研究では、非渋滞時のある時刻Tとその5,10分前の時刻における、大和TN上流15kmの区間の車両感知器で得

られる交通データ等をElbow法とSilhouette法を用いクラスター数(K)を決定し、kmeans++法からそれぞれの変数の離散化を行った(表1)。これらを説明変数として与え、時刻Tからt(t=10,15,20,25,30)分以内に大和TNから厚木ICの区間において生じる交通状態遷移を推測する。ここで交通状態遷移とは、t分以内渋滞発生(その後60分以内に事故発生有)、t分以内渋滞発生(その後60分以内に事故発生無)、t分以内事故発生(3状態への非渋滞流からの遷移に、非渋滞が継続する場合を加えた4つの交通状態を指す(表2)。

表1 使用する変数とそのクラスター数

クラスター数	変数名
2	5分間降水量
3	速度
4	1時間降水量, 風速
5	実交通量, 車線利用率, 車線間速度差, 気温, 日入方位
6	大型車混入率

表2 交通状態遷移の定義

時間経過	交通状態 (t t = 10,15,20,25,30)
T-10分	非渋滞
T-5分	非渋滞
当該時刻T	非渋滞
T+t分以内	1 非渋滞継続
	2 渋滞発生(後60分以内に事故発生有)
	3 渋滞発生(後60分以内に事故発生無)
	4 事故発生

(3) 分析結果とその考察

分析結果であるネットワークの親子関係を表3に示す。大和TNの直近である24.97kp地点の速度とその4km上流側にあたる28.75kp地点の速度が全てのtにおいて影響があることが確認された。実交通量も全ての時間において影響がみられたが、時間が大きくなるにつれ上流側のものが影響しているような移動をしていることが確認できた。その中でも最も上流側の実交通量が影響

を与えているとされたt=10の場合に関して考察する。

要因の組み合わせによる感度分析を行い、リフト値を求める。リフト値は無条件確率に対する条件付き確率の比のことを指し、要因の条件がそろった際に何倍事象が起こりやすくなるかを示す値である。

その結果を図2,3,4に示す。図2は下流側速度(24.97kp)と上流側速度(28.75kp)どちらも速度が低い状況である。この場合、特に交通量が多い際の渋滞発生が多い結果となった。これは大和TN上流側の速度が全体的に低下し、緩やかに発生した渋滞であると考えられる。図3は下流側速度(24.97kp)が高く、上流側速度(28.75kp)が低い状況である。この場合、特に交通量の少ない場合に事故が起こりやすい傾向が読み取れる。これは比較的流れている第1走行車線へ車線変更を図る際、加速中の後方車に気付かず事故に至る、または事故に至らない場合にも急激な速度低下による渋滞を引き起こす場合が考えられる。図4は下流側速度(24.97kp)が低く、上流側速度(28.75kp)が高い状況である。この場合、実交通量が多い場合に事故発生が起こりやすい結果となった。これは急激な速度低下にブレーキが間に合わず事故に至る、またはその後事故に至りやすい性質を持った渋滞が起こりやすいということが考えられる。以上から、2地点の速度差によって事故に至りやすいか渋滞に至りやすいかの性質に差がある可能性が示唆される結果となった。これは既往研究³⁾の「事故と渋滞で異なる傾向がある」と示したものをより強固にする結果である。

表3 親子関係結果

時間	親1(地点)	親2(地点)	親3(車線/地点)
t=10	速度 (24.97kp)	速度 (28.75kp)	実交通量 (第1/28.75kp)
t=15			5分前実交通量 (追越/35.74kp)
t=20			実交通量 (追越/35.74kp)
t=25			
t=30			

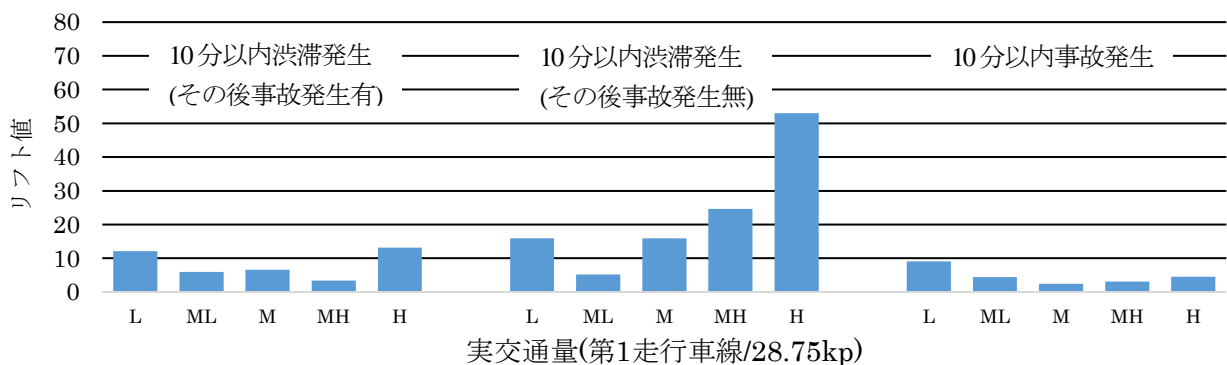


図2 リフト値比較図(速度(24.97kp)=LOW,速度(28.75kp)=LOW)

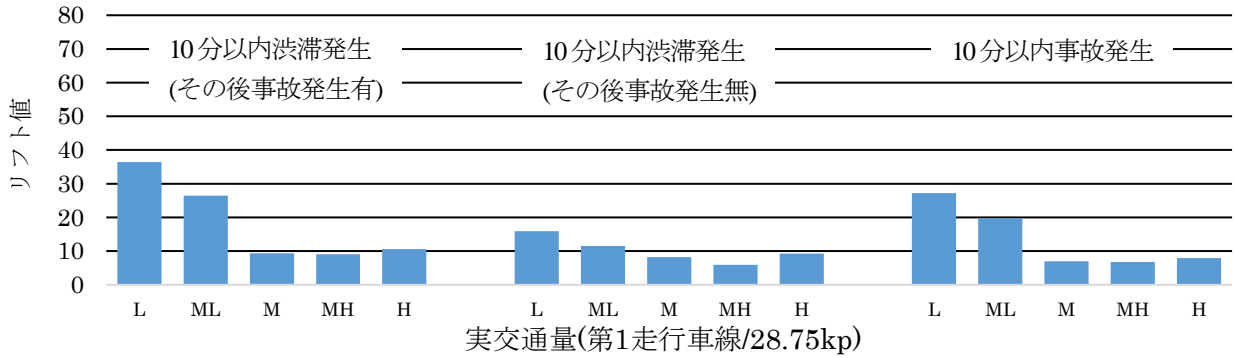


図3 リフト値比較図(速度(24.97kp)=HIGH,速度(28.75kp)=LOW)

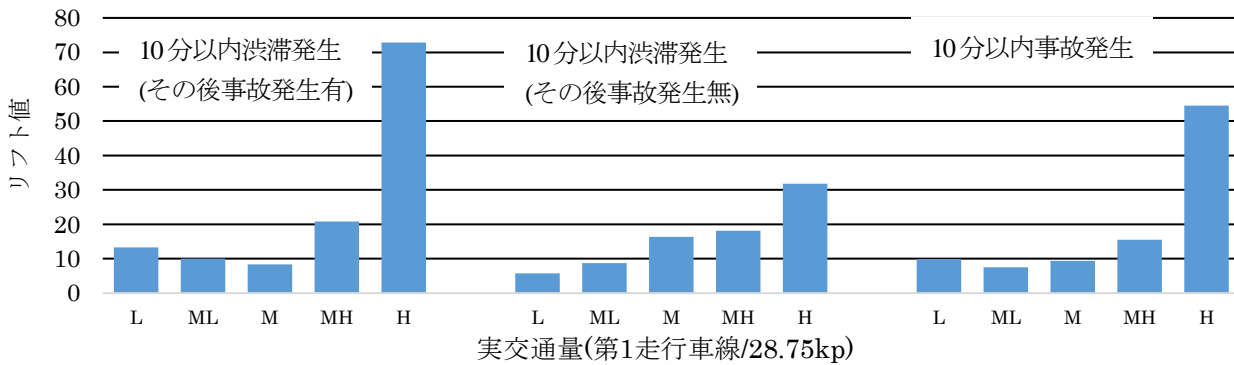


図4 リフト値比較図(速度(24.97kp)=LOW,速度(28.75kp)=HIGH)

(4) 精度検証結果

これまでの分析結果に基づき、2018年1月1日～10月31日までの10ヵ月分のデータを用い精度検証を行った。

a) 的中率

的中率の精度検証結果を図5,6に示す。的中率とは、ある確率以上で渋滞または事故が発生すると判断をした際の発生有無別の的中する確率を示す。図5は渋滞発生確率を推定したものである。判断基準を3%とした場合、非渋滞・渋滞発生両者で約80%的中していることが分かる。一方図6は事故発生確率を推定したものである。判断基準を1%とした場合、最大で事故発生を約85%、事故が発生しない場合を約75%的中していることがわかった。これより、判断基準の閾値を適切に設定することにより、概ね80%前後の精度をもつことが確認できた。

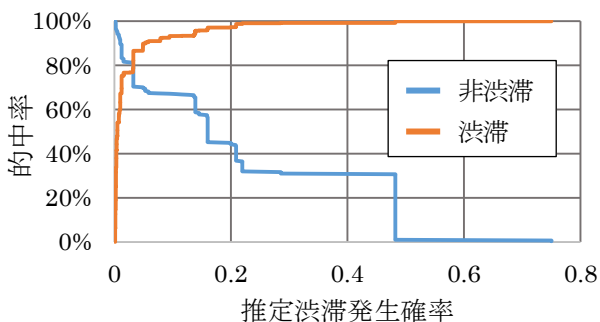


図5 的中率図(渋滞/非渋滞)

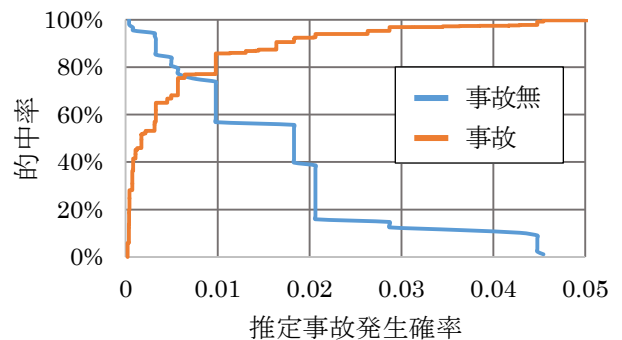


図6 的中率図(事故/事故無)

b) 日別の推定結果

ここでは、実際に求めた推定確率が日別にどのように反映されるか事例を追うこととする。表4にそれぞれの対応する図と交通状態の発生事象を示す。図は渋滞発生確率が第1縦軸、渋滞発生(事故発生有)および事故発生確率では第2縦軸が対応する。

図7を見ると、当日の13:20から急激にそれぞれの発生確率が高まっていることが分かる。また、13:25~13:35にかけて事故・渋滞の発生確率が高い交通状況が断続的に存在していることも特徴的である。しかし一方で、渋滞発生時刻直前に急激に渋滞の発生確率が低下し、事故の発生確率が上昇している。この事例は、表4に示す通り現実には13:45の段階で渋滞に移行し、13:50において

事故が発生している。今回のモデルでは10分以内の変化を見ているため、その様子がよく表現できている結果となった。

図8に目を向けると、事故の発生直前に発生確率の高まりがあることが分かる。また、最終的に事故に至る2時間程度前から、事故および事故に至る渋滞の発生しやすい状況が頻発していることが見て取れる。一方で、渋滞発生(事故発生無)に着目すると、事故および事故に至る渋滞の発生確率が高まっている際に、特に変動のない

動きが見て取れる。これは、事故および事故に至る渋滞と事故発生に至らない渋滞発生の性質や発生メカニズムの違いを表している可能性が考えられる。

表4 事例内容

	月日(曜日)	発生時刻	発生事象
図7	3月25日(日)	13:45	渋滞
		13:50	事故
図8	3月31日(土)	14:35	事故

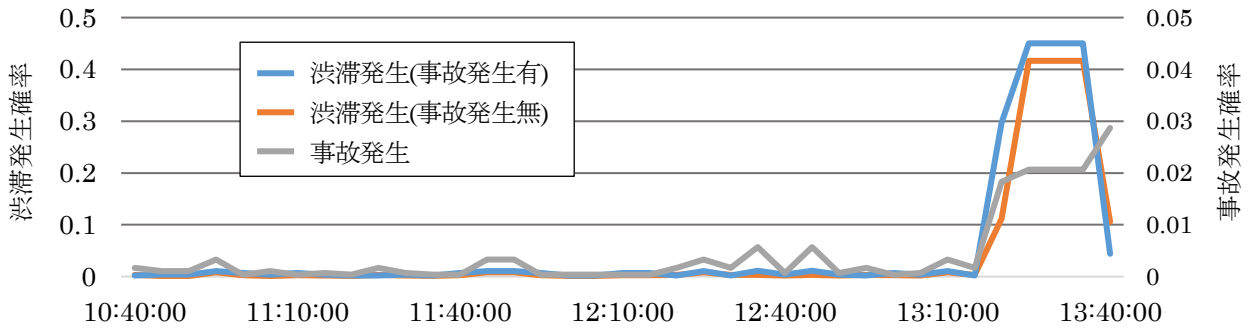


図7 事例1(2018年3月25日13:45渋滞後事故発生)

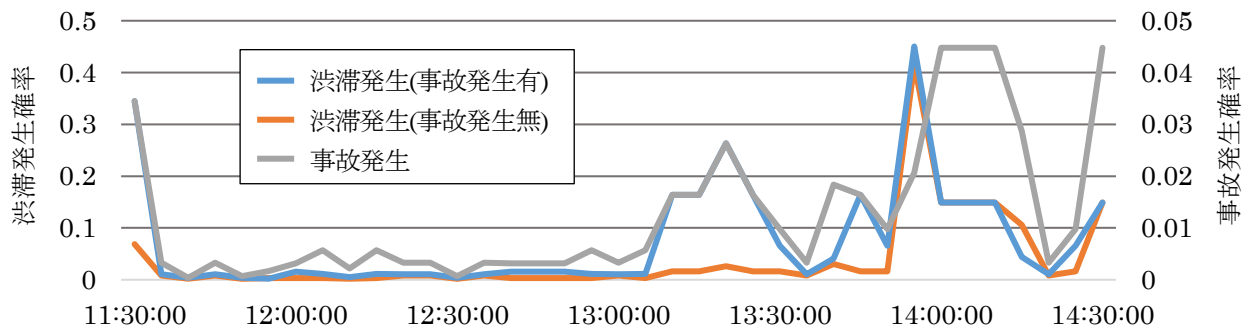


図8 事例2(2018年3月31日14:35事故発生)

5. 最後に

本研究では、都市間高速道路のボトルネック区間における安全かつ快適な交通流の継続に寄与するため、ベイジアンネットワークモデルを用いた事故・渋滞発生確率に関する分析を行い、事故・渋滞の発生しやすい要因の組み合わせを確認した。

その結果、2地点間の速度差が小さい場合には渋滞が発生しやすく、2地点間の速度差が大きい場合に、事故発生および事故に至る危険な渋滞の発生が起こりやすくなることが明らかとなった。これは著者らの既往研究において「事故と渋滞で異なる傾向がある」と示されたものをより強固にしたものである。特に速度の大小の組み合わせ次第で、事故の発生形態が変わる可能性も示唆される結果となり、それぞれに対応した対策を具体的に考えられる可能性がある。例えば、大和TN直近(24.97kp)の速度が低下し、上流側(28.75kp)が高速で流れている場合、上流側の速度を抑える制御をすることで、

事故の抑制を期待できる。

一方で、速度と実交通量以外にも影響を与えていると考えられる要因が多くある中、それらが反映されたモデル構造にはなっていない。また、予測という意味では不十分なケースも多い。さらに条件を加えることでより精緻なモデルにすることや、予測に優れたディープラーニングを用いた分析をすることで補完することを視野に入れより実務に活かせる形でモデルを発展させていくことが現在の課題である。

参考文献

- 1) 国土交通省：高速道路の交通状況ランキング(平成 28 年)。
- 2) NEXCO 中日本：路線別断面交通量データ集, 2014.4.
- 3) 舟橋尚平・小根山裕之・柳原正実・山本隆・山本浩司：東名大和サグ部を対象とした渋滞・事故発生確率の複合的分析, 土木計画学研究発表会, 2018
- 4) 増本裕幸・宇野伸宏・山崎浩気・亀岡弘之・山本浩司・

- 山本隆：ETC2.0 プローブ情報を用いた都市間高速道路における速度低下に関する分析，第 36 回交通工学研究発表会論文集，No.7，pp41-48，2016.
- 5) Minderhoud, M. M., Botma, H and Bovy, P. H.: Roadway Capacity using the Product-Limit Approach, Proceedings of the 77th Annual Meeting of the TRB, 1998.
- 6) 稲野晃，中村英樹，内海泰輔：複数ボトルネックを含む高速道路区間における渋滞現象の確率的解析，高速道路と自動車，第 52 巻，第 1 号，pp. 19-29, 2009.
- 7) 萩田賢司・森健二：太陽の眩しさが交通事故に与えた影響の分析，土木学会論文集，Vol67，No5，ppL1055-L1062，2011
- (2019.10.4 受付)

CONSTRUCTION OF PREDICTION MODEL OF CONGESTION / ACCIDENT OCCURRENCE ON INTERCITY EXPRESSWAY BASED ON SENSOR DATA

Shohei FUNAHASHI, Hiroyuki ONEYAMA, Masami Yanagihara
and Takashi YAMAMOTO

In areas where congestions frequently occur on intercity expressways, such as around the Yamato Tunnel on the Tomei Expressway, not only congestions but also traffic accidents occur before and after. In order to prevent traffic accidents from occurring, it is necessary to estimate traffic congestion and the likelihood of accidents based on current and past traffic conditions, and to implement traffic control that prevents accidents as much as possible. In this research, in order to use it as a tool for predicting the occurrence of accidents and congestions and performing appropriate traffic control, various factors in the intercity expressway are targeted for the section where the Tomei Expressway inbound Yamato Tunnel is a bottleneck. We constructed a Bayesian Network model to predict the occurrence of accidents and traffic jams under the conditions, and verified its accuracy.