

# 都市内高速道路における交通現象診断モデル 構築のための基礎的検討

西内 裕晶<sup>1</sup> ・ 割田 博<sup>2</sup>

<sup>1</sup>正会員 長岡技術科学大学助教 環境・建設系 (〒274-8501 千葉県船橋市習志野台7-24-1-744)

E-mail:nishiuchi.hiroaki@nihon-u.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 首都高速道路株式会社 (〒274-8501 千葉県船橋市習志野台7-24-1-744)

E-mail: csyu09050@g.nihon-u.ac.jp

本研究では、交通管制システム高度化に資するために、大規模で長期的に観測された各種交通情報を組み合わせることにより交通現象診断モデルの構築を行う。具体的には、ベイジアンネットワークにより、事象間の因果関係をネットワーク化し、交通事故や渋滞等の事象が発生する確率を発生原因となる要因間の条件付き確率として推計するモデルの構築である。条件付き確率は、高速道路上で蓄積されている車両感知器データから交通量、交通密度、速度の傾向を学習し推計するものとする。それにより、主として対象区間の交通状況から突発事象発生を検知を可能とするモデルの構築を行う。本稿では、モデルの枠組みについて検討した結果を報告する。

**Key Words :** *Urban Expressway, Incident Detection, Bayesian Network, Traffic Detecotr Data*

## 1. はじめに

都市内高速道路では、円滑で安全な交通管理や利用者への正確な交通状況の情報提供を目指し、数時間先の将来交通状況予測のためのリアルタイム交通流シミュレーション導入等、より高度な交通管制システムの検討が進んでいる<sup>1)</sup>。その中で、交通事故時の旅行時間予測手法<sup>2)</sup>や交通事故発生時における交通現象の変化等<sup>3,4)</sup>の分析が、高速道路上に設置されている車両感知器やETC等から観測される情報を用いてなされている。これらの研究では、高速道路上の交通事故等の突発事象により旅行時間や交通量が変動する現象を確認しているものの、具体的に突発事象発生時から交通状況がどのようにどの程度変化するかを明らかにするまでには至っていないのが現状である。そのような現状において、実際の交通管制の現場に立つ交通管制官や道路管理者らは、リアルタイム交通流シミュレーションが管制システムに導入されても自身らの知見・経験によりトラブル時の交通管理に関する意思決定を行っているという意見も出ている。よって、交通管制システム高度

化のためには、現象をデータからのみ説明付けしようとする手法ではなく、交通事故等の突発事象が発生した後の交通渋滞発生・延伸のプロセスを各事象との因果関係で示すことがより効果的であると考えられる。

本研究では、今後の交通管制システム高度化に資するために、大規模で長期的に観測された各種交通情報を組み合わせることによる交通現象診断モデルの構築を行う。具体的には、事象間の因果関係をネットワーク化し、交通事故や渋滞等の事象が発生する確率を発生原因となる要因間の条件付き確率として推計するモデルの構築である。条件付き確率は、高速道路上で蓄積されている車両感知器データから交通量、交通密度、速度の傾向を学習し推計するものとする。それにより、対象区間の交通状況から突発事象発生を検知や、突発事象が検知された区間の前後区間の交通状況を推計可能とする。本稿では、モデルの構築ならびに構築したモデルの精度検証を行い、交通現象診断モデル構築のための基礎的な検討を行うこととする。

## 2. 欧州における高速道路の動的な交通管制

ここでは、動的な交通管制施策を積極的に実施しているオランダ、イギリス、スペイン（バルセロナ）を例に、欧州における高速道路の交通管制について、筆者らが2012年2月に現地で実施したヒアリング調査した結果の概要を述べる。各国ともに共通していることは、リアルタイムで収集されるループ式車両感知器データを活用し、状況に応じた動的な交通管理施策が交通管制室から行われている。具体的な施策としては、可変式速度規制、路肩の車線解放、可変型の車線数運用であった。また、速度規制等については、交通状況に応じて自動で調整値がセットされる仕組みになっており、それを採用する際には、自動で運用される場合もあれば、交通管制官が最終的な意思決定を行う場合もあった。一方で、事故等の突発事象が発生した際には、日本と同じくいかに素早く事故処理を行うかが重要視されており、その際には、交通管制官の経験等による意思決定が、事故処理時間を左右する重要な役割となる。そこで、



写真-1. オランダの路肩解放



写真-2. イギリスの可変式車線運用

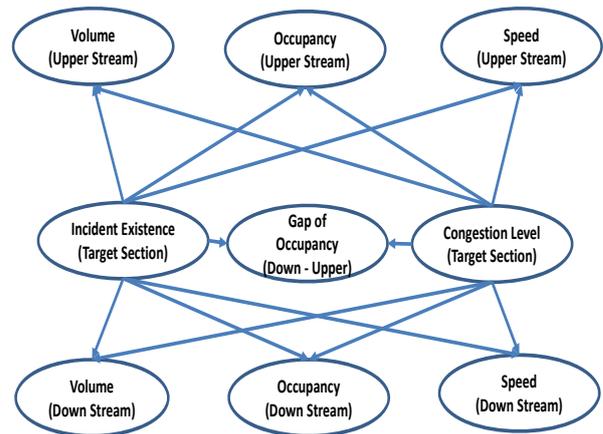


図-1. 交通現象診断モデルのモデル構造

本研究で構築する交通現象診断モデルでは、事故時の状況も考慮することが可能であり、発生後の交通状況がどのように変化するかを考察可能なモデルとする。

## 3. 交通現象診断モデルの構築

本研究で構築する交通現象診断モデルではベイジアンネットワークを用いてモデルを構築する。ベイジアンネットワークとは、複数の確率変数間の定性的な依存関係をグラフ構造によって表し、個々の変数間の定量的な関係を条件付確率で表す確率モデルである。すなわち、確率変数をノードで表し、因果関係を持つノード間をリンクで表すネットワーク構造となっているモデルである<sup>9)</sup>。ベイジアンネットワークを用いて突発事象を検知するモデル構築の例としては、Zhang<sup>9)</sup>らの例がある。Zhangらは、オーストラリアの高速道路を対象とし、ある区間で発生した突発事象を前後の区間の交通状況から自動で検知する仕組みをベイジアンネットワークを用いて構築している。

本研究でも、Zhangらの構築したモデル構造を参考にベイジアンネットワークを構築することとした(図-1)。具体的には、本モデルによって検知する交通状況は高速道路上のある1区間とし、子ノードを持たない異常検知変数を、検知対象区間の上下流におけるオキュパンシの差とする。すなわち、検知対象区間において発生した突発事象が、ある要因によって発生した場合、検知対象区間の上下流において自由流と渋滞流が発生することを示している。その差が生じる要因(親ノード)を、検知対象区間における交通状況(渋滞流、混雑流、自由流)と交通事

故が原因である交通渋滞の発生の有無とする。また、両変数により、対象区間の上下流区間において交通量、オキュパンシ、平均速度の状況が決定されるものと仮定する。

本稿において検知の対象とする現象を交通事故を原因とする交通渋滞とし、検知対象時刻にその現象が発生している確率を推論することにより、交通事故の発生が発生しているか否かを検知する。各変数における確率分布は、過去に蓄積された車両感知器データから学習することにより条件付き確率表(CPT;Conditional Probability Table)を作成する。構築したモデルの精度は、別途用意するモデル検証用データにおける交通状況を、学習したベイジアンネットワークに入力し、被説明変数である交通事故を原因とする交通渋滞の有無の発生確率を予測することにより検証する。

### 3. 研究対象区間と使用データ

前章にて構築したモデルの適用には、首都高速道路でも事故発生件数が比較的多いとされる4号線上下方面の区間とする。交通量、交通密度、速度、突発事象の有無のデータは、首都高速道路上に多く設置されている車両感知器のデータを用いる。車両感知器データは、上述のデータが5分おきに記録されている。本研究では、2006年6月1日から2007年3月25日までに収集されたデータを用いる。以下に示す通り、ベイジアンネットワークにて各事象の発生確率を推定するための学習には、2007年3月25日までのデータを、モデルの精度検証用データには残りの2007年3月26日から31日までのデータを用いることとした。

学習用データ：2006年6月1日～2007年3月25日

検証用データ：2007年3月26日～3月30日

ここで、車両感知器データは首都高速道路上において複数の区間に分割されてデータが計測・蓄積されている。本稿で示す交通事故による交通渋滞を検知

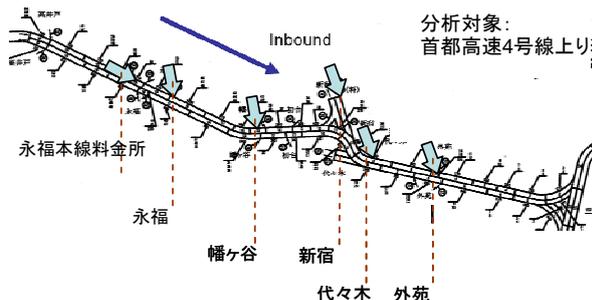


図-2. 首都高速道路4号新宿線の概要

表-1. 交通事故状態予測精度

交通事故状況発生件数	58件
交通事故状態検知件数	23件
交通事故状態検知率	39.6%

表-2. 既存研究<sup>7)</sup>による交通事故検知率

カリフォルニアアルゴリズム	62.5%
UCバークレーアルゴリズム	37.5%
首都高速道路アルゴリズム	41.7%
ニューラルネットワーク	50.0%

する際には、代々木入口における交通状況を検知の対象区間とし、その前後の区間の交通状況から当該区間における交通状況を構築したベイジアンネットワークにより検知するものとする。

### 4. 交通現象診断モデルの精度検証

表-1には、本研究で構築したベイジアンネットワークへモデル精度検証用データを用いて、データ取得期間中における交通事故による交通渋滞が発生した件数を予測した結果である。ここで、表内における交通事故状況発生件数は、車両感知器データが記録されている各5分間において、当該交通状況が渋滞流と判定され、その要因が交通事故である交通状態を示した時間帯の件数を指している。すなわち、分析対象路線における実際の事故件数そのものとは異なっている。表より、予測精度検証用に用いたデータ取得期間(2007年3月26日～3月30日)においては、交通事故状況発生件数の58件に対して、約4割の23件の時間帯について、交通事故を起因とする交通渋滞流を検知することができた。

この検知状況を確認するために表-2では、Chungらが行った研究成果と比較する。Chungら<sup>7)</sup>の研究では、首都高速道路の複数路線において交通事故検知に関する複数の手法を検討し、その精度を比較したものである。なお、Chungらの研究では、交通事故件数そのものを検知しており、本研究で提案したベイジアンネットワークによる交通事故を起因とする交通渋滞流発生時間帯の件数とは異なるので、参考までの数字である。表-2より、Chungらが行った交通事故検知結果は、カリフォルニアアルゴリズムと呼ばれる手法において最も検知率が62.5%と高い。これらから本研究の検知率を比較すると、本研究で提案したベイジアンネットワークは40%程度の検知

率であるため、検知精度を上げるための検討が必要であると考えられる。

また、実務上で必要となるのは、交通事故の検知のみならず、交通事故が発生していないにも関わらず交通事故状況であるとモデルが判断するケースであり、これらに関しても、モデルを精緻にしていく上で検討すべき事項である。

#### 4. おわりに

本研究では、首都高速道路において発生する交通事故を起因とする交通渋滞流を、リアルタイムで検知するための交通現象診断モデルの構築を、ベイジアンネットワークを適用することにより試みた。具体的には、首都高速道路4号上りの代々木入口付近の交通状況の発生確率を過去の車両感知器データを学習することにより推定し、検知対象期間における車両感知器データを用いて、交通事故状態の検知を試みたものである。その結果、約40%程度の検知率であることを確認し、検知する現象の定義が異なるため直接的な比較は困難であるが、既存の研究との検知率の違いについても確認をした。

今後は、より高い精度で交通事故状況を検知するベイジアンネットワークモデルを構築する必要がある。具体的には、各変数（観測データ）の離散化を区間や路線に応じて適切に設定すること、曜日や時間帯等の検知時の状況を加味できる変数の導入、他区間・他路線におけるモデルの適用を進め、交通現

象診断モデルの予測精度を高める必要がある。また、構築したモデルを用いて、事故発生状況とその時の交通流の状態に関する詳細な考察を行う。

#### 参考文献

- 1) 例えば、白石智良, 桑原雅夫, 堀口良太: リアルタイム予測交通流シミュレーションシステムの開発, 第30回土木計画学研究発表会(秋大会)講演論文集, CD-ROM, 2004.
- 2) 上野秀樹, 森田緯久, 桑原雅夫, 割田博: 事故継続時間を考慮した突発事象発生時の旅行時間予測方式の研究, 第27回交通工学研究発表会論文報告集, pp 221-224, 2007.
- 3) 田村勇二, 割田博, 桑原雅夫, 佐藤光, 岡田知朗: 首都高速道路における流入制御時の入口転換行動分析, 第37回土木計画学研究・講演集, Vol. 37, CD-ROM, 2008.
- 4) 秋元健吾, 小根山裕之, 西内裕晶, 割田博, 桑原雅夫: ETC データを用いた首都高速道路のランプ入口・出口選択行動に関する実証分析, 第37回土木計画学研究・講演集, Vol. 37, CD-ROM, 2008.
- 5) 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
- 6) Kun Zhang, Michael A.P. Taylor: Towards universal freeway incident detection algorithms, Transportation Research Part C, Vol. 14, No. 2, pp. 68-80, 2006.
- 7) Edward Chung: Masao Kuwahara, Toshio Yoshii: Comparative study of freeway incident detection algorithms using real life incident data, 生産研究, Vol.50, No. 9, pp. 47-50, 1998.