

ETC-ODデータを用いた首都高速道路における短期的なOD交通量予測手法に関する研究*

A Study on Short-Term OD Volume Prediction Model using ETC-OD Data on Metropolitan Expressway*

西内裕晶**・Marc MISKA***・桑原雅夫****・割田博*****

By Hiroaki NISHIUCHI**・Marc MISKA***・Masao KUWAHARA****・Hiroshi WARITA*****

1. はじめに

近年の動的な交通管理やリアルタイムでの交通情報提供¹⁾の必要性の高まりにより、正確なOD交通量データのシステムへの入力も重要性が増している。実際に多く使われているOD交通量データは、ある日に全入口でアンケートを配布し、その回答結果に基づき推定されたものである。しかしながら、このOD表はある代表的な1日を表現しているものであり、動的な交通管理方法を検討する場合には質・量ともに不十分であると考えられる。また、筆者ら²⁾が過去に行ったOD交通量の変動分析の研究結果より、OD交通量は、ODペアや時間帯によっては日々・時々刻々とその水準を変えながら発生していることが分かっていることから、それに順応する形で、OD交通量も適切に動的な交通管理において扱われる必要がある。そこで本研究では、30分間OD交通量を対象として、OD交通量の変動特性を柔軟に取り扱うことが可能であり、それぞれの要因の状態によって、OD交通量のばらつきの程度も出力することが可能なOD交通量予測モデルの構築を行う。具体的には、様々な要因間の因果関係をグラフ構造によって表現し、その出力結果を、要因間との条件付き確率で提示されるベイジアンネットワークを用いて、首都高速道路におけるOD交通量を短期的に予測する手法の構築を行うものである。

2. ベイジアンネットワーク

(1) ベイジアンネットワーク概要

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因果関係を非巡回な有向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き確率で表す確率

*キーワード：OD交通量予測、ETC-ODデータ、ベイジアンネットワーク

** 正会員、博(工)、日本大学理工学部社会交通工学科
(千葉県船橋市習志野台7-24-1 744教室、TEL& FAX 047-469-5219, E-mail nishiuchi.hiroaki@nihon-u.ac.jp)

**** 正会員、Ph. D、東京大学生産技術研究所

***** 正会員、Ph. D、東北大学大学院情報科学研究科

***** 正会員、博(工)、首都高速道路株式会社

モデルである³⁾。変数間の因果関係について、原因となるノードを子ノードと呼び、結果となるノードは親ノードと呼ぶ。ここで、ベイジアンネットワーク上の確率変数を $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ とし、これらの子ノードとする親ノードの集合を $Pa(X_i)$ とする。その時、子ノードが発生する確率は、親ノードとの条件付き確率 $P\{X_i | Pa(X_i)\}$ と示される。また、すべての確率変数の同時確率分布は式(1)のように表わされる。

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P\{X_i | Pa(X_i)\} \quad (1)$$

図-1には、ベイジアンネットワークのグラフ構造を図化した例と出力となる条件付き確率表の例を示す。図-1内の条件付き確率表は、ノードx1に着目し、そのx1と因果関係にある親ノード(x2, x3, x4)の状況に応じた条件付き確率を示している。

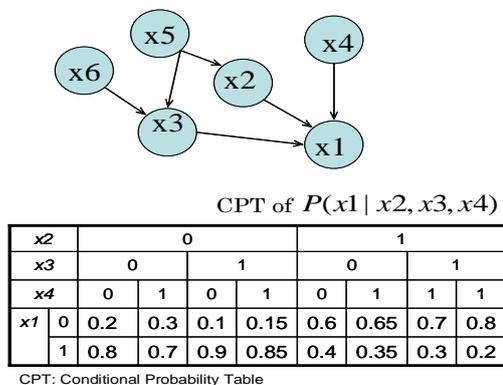


図-1. ベイジアンネットワークと条件付き確率表の例

ベイジアンネットワークは、不確実な要素を取り入れることへのモデルの柔軟さから、マーケティングでの消費者の商品選択要因の研究⁴⁾や機械工学におけるシステム故障診断⁵⁾など、すでに多くの分野で適用されている。

(2) ベイジアンネットワークを用いたOD交通量予測手法

Sun⁶⁾らは、ベイジアンネットワークモデルを用いてリンク交通量を予測する方法を提案している。それは、

予測時点直前の当該リンク交通量データと周辺リンクの交通量データを子ノードとして将来リンク交通を予測するものである。また、OD 交通量予測に関してもベイジアンネットワークを用いた研究はあり、Castillo⁷⁾らや Hezelton⁸⁾は、ベイジアンネットワークを用いた OD 交通量予測手法を提案しており、数値計算上のデータを用いて予測手法の検証を行っている。しかしながら、これらの研究では、実際に計測・蓄積されたデータを用いて、ベイジアンネットワークにより条件付き確率表を学習したものではない。そこで本研究では、首都高速道路にて計測された ETC-OD データをベイジアンネットワークで学習することにより、30 分程度先の OD 交通量を予測する手法について検討を行うこととする。

3. ベイジアンネットワークによるOD交通量の短期的予測手法の構築

(1) ベイジアンネットワークの構築方法

ここでは、本研究におけるOD交通量予測のためのベイジアンネットワークの構築方法を示す。具体的には、時刻と予測時点直前の30分間OD交通量を親ノードとし、将来30分間OD交通量が子ノードとなるベイジアンネットワークを構築するものである。ここで、OD交通量のノードのカテゴリを「予測時点で得られるOD交通量データが過去の平均値に対してどの程度の割合で異なるか」を表現できるように設定する。すなわち、予測時点における当日のOD交通量レベルが、当該時間帯における平均OD交通量に対して何割程度乖離しているかを判断し、それに対して将来OD交通量が予測対象時間帯の平均OD交通量に対してどの程度の乖離が生じるかを予測するベイジアンネットワークを構築する(図-2参照)。よって、ベイジアンネットワークからの出力されるのは、予測時間帯における平均OD交通量に対する割合であり、本研究では以下のように、ベイジアンネットワークからの出力値 $R_{rs}^{30}(t)$ を時間帯別平均OD交通量に

乗ずることにより予測値を計算する。

$$\hat{q}_{rs}^{30}(t) = \mu_{rs}^{30}(t) \cdot R_{rs}^{30}(t) \quad (2)$$

ここで、

$\hat{q}_{rs}^{30}(t)$: 起点 r 、終点 s とする、時刻 t の予測 30 分間 OD 交通量

$\mu_{rs}^{30}(t)$: 起点 r 、終点 s とする、時刻 t の平均 30 分間 OD 交通量

$R_{rs}^{30}(t)$: 起点 r 、終点 s とする、時刻 t の将来 30 分間 OD 交通量が同時間帯における平均 30 分間 OD 交通量に対する割合(予測値)

また、ベイジアンネットワークによるOD交通量予測モデルを構築するためには、確率変数間の因果関係に基づいた条件付き確率分布を蓄積データより推計する必要がある。本研究では、その推計にUnBBayes⁹⁾と呼ばれるソフトウェアを用いた。構築したベイジアンネットワークを図-3に示す。

なお、予測した OD 交通量の予測精度は、予測当日に観測された実測値との RMSE を用いて検証する。また、比較の対象には、過去の蓄積データから算出される時間帯別 30 分平均 OD 交通量と実測値との RMSE(Root Mean Square Error)を用いた。

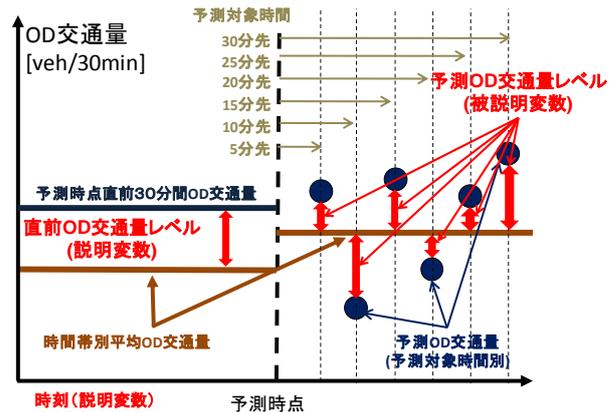


図-2. 構築する予測モデルの考え方

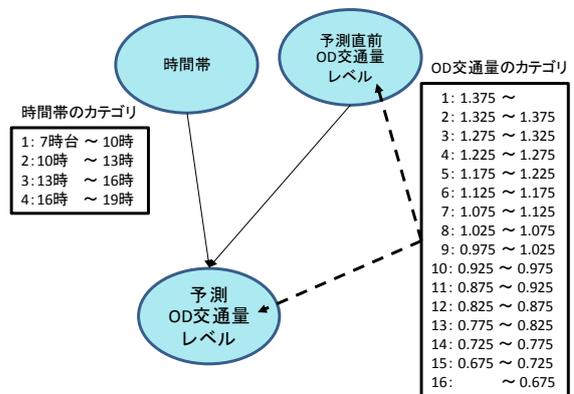


図-3. 構築したベイジアンネットワーク

(2) 予測したOD交通量の精度検証

a) 本研究で用いたETC-ODデータ

本研究で用いたETC-ODデータは、首都高速道路におけるある入口から30分間ランプ間OD交通量データ(以下、OD交通量)である。詳細なデータの取得状況は以下に示す通り、2006年6月26日~2007年3月23日の間で欠損日を除く平日169日間である。その内で、学習用に用いたETC-ODデータは、2006年6月26日~2007年2月末までのデータである。また、予測の対象は、2007年3月5日~9日、12日~16日までの平日で、時間帯は午前7時から午後7時までの12時間である。なお、30分間OD交通量の集計は5分刻みで行っている。

- データ取得期間：2006年6月26日～2007年3月23日の平日169日間(データ欠損日は除く)
- 学習用データ：2006年6月26日～2007年2月末
- 予測用データ：2007年3月5日～9日，12日～16日
- 対象時間帯：7時～19時(12時間)
- 交通量集計単位：30分間，5分刻みで計測

b) 予測対象ODペア

本稿にて検証に用いられたODペアを図-4に示す。OD番号①(錦糸町→京葉道)では，構築したベイジアンネットワークの基本的な特性を調べる際に対象とした。それは，OD交通量が比較的多いODペアであること，OD間距離も短く経路上に分岐点も無く経路選択行動など考慮する必要が無いこと，同時に交通事故などが予測対象時間帯に発生していないからである。

OD番号②(用賀本線→池尻)と③(用賀本線→東関東道)は，筆者ら²⁾の研究により，②はOD交通量の日変動・時間変動が比較的大きく，③は両変動が比較的小さいODペアとして抽出されたODペアである。本稿では，これらの変動特性の違いとベイジアンネットワークからの予測精度の違いの関係について考察を行う。

OD番号	入口	出口	平均5分間OD交通量	級間分散(日変動)
①	錦糸町	京葉道	23.13	4.95
②	用賀本線	池尻	15.26	11.84
③	用賀本線	東関東道	6.56	3.04

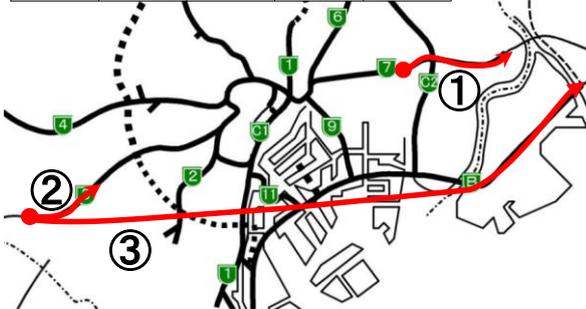


図-4. 予測精度検証に用いたODペアの概要

(3) 構築したモデルの予測精度検証

a) 予測値の決定方法と予測対象時間に着目した予測精度の検証

ベイジアンネットワークを用いて予測値を出力する際に，条件付き確率表からどのカテゴリを出力値とするかによって，予測値の精度も異なってくるのが考えられる。そこで本研究では，まず，出力値の選定方法の違いによる精度の比較を行う。具体的には，条件付き確率の最大値を示す将来OD交通量の値を出力値とする場合と，出力が確率分布であることを生かして，確率値が高い上位5個のカテゴリにおいて当てはまったデータの頻

度を用いた加重平均を用いる場合の予測精度の比較を行った(図-5参照)。

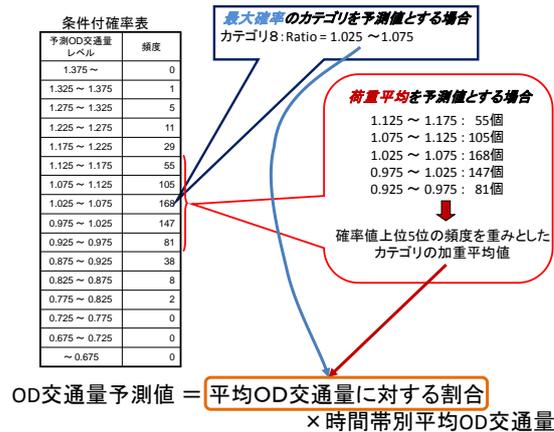


図-5. 条件付き確率表からの予測OD交通量レベルの決定方法

加えて本稿では，予測対象時間帯の違いによるOD交通量の予測精度の違いを考察する。具体的には，予測対象時間を5分先から5分刻みに設定し，どの程度先までであれば，予測モデルからの将来OD交通量が平均OD交通量よりも高精度であるのかを確認した。両指標に着目し，予測誤差(RMSE)をそれぞれ比較した結果を図-6に示す。図-6より，条件付き確率分布から加重平均を予測値として採用する場合の方が，確率最大値を予測値として採用する場合よりも若干ではあるものの予測誤差が小さくなる傾向にあることが明らかになった。また，予測対象時間について，30分程度先を予測対象時間とした際にRMSEで最大2台程度の誤差が生じていることが分かる。また，30分程度先を予測した場合において，両者の予測誤差の乖離が大きくなっており，加重平均値を予測値として採用する場合では，30分程度先までであれば，予測精度を比較的高く保ったまま予測できることが分かる。

ここで，図-7には，加重平均を予測値として採用した場合に出力された予測OD交通量，予測精度の検証に用いた蓄積OD交通量データから算出した平均OD交通量ならびに実測されたOD交通量の推移を比較した結果を示す。図-7より，実測OD交通量に対して予測OD交通量の推移は予測対象時間に合わせて遅れが生じていることが分かる。これは，予測時直前30分間の実測データを参照しながらOD交通量の予測を行っていることから，結果として，予測結果が移動平均を算出しているようになっていることが主な原因であると考えられる。よって，今後はこの問題点の解決が必要であるものと考えられる。しかしながら，平均OD交通量に比べて，当日の変動を捉えることはできており，その点で，RMSEもベイジアンネットワークにより改善できていると言える。

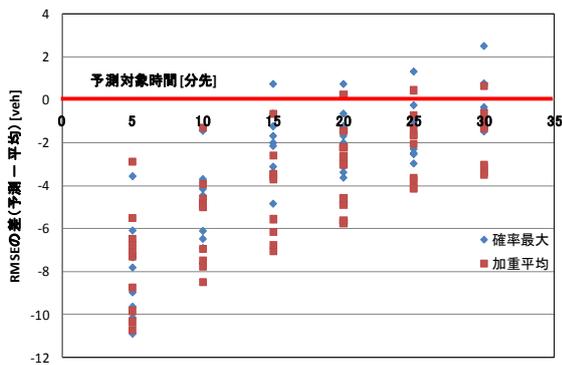


図-6. 予測対象時間の違いによるOD交通量予測精度の違い(1つの点はある予測日1日を示す)

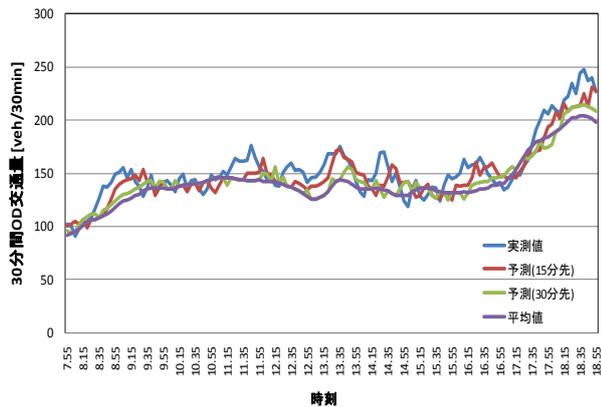


図-7. 予測OD交通量, 実測OD交通量, 平均OD交通量の推移(予測対象日: 2007年3月5日)

b) OD交通量変動特性と予測精度の関係

OD交通量の変動は、ODペアによってその特性が異なることが筆者ら²⁾の研究で明らかになっている。具体的には、ODペアが持つ日変動効果を示す級間分散と時間変動効果を示す級内分散は、ODペアにおける入口・出口の道路ネットワーク上の位置関係により特徴が異なることが明らかとなっている。よって、本稿では、この特徴によりOD交通量の予測精度も異なるものと考え、その特徴と予測精度の関係を検証する。そこで本節では、OD交通量の級内分散と級間分散の特徴に着目しながら、本研究で構築したOD交通量予測の精度の違いについて、②と③のODペアを対象として考察を行う。

結果を図-8-(1)ならびに図-8-(2)に示す。両図より、級間分散が高いODペアほど予測OD交通量の方が時間帯別平均OD交通量よりもRMSEが低くなり、級間分散が低くなる順に時間帯別平均OD交通量の方が精度が高い日が多くなる傾向が見られる。この傾向について、級間分散が低いODペアは日変動効果が小さく、そのようなODペアについては、過去の蓄積データより得られた時間帯別平均OD交通量でもある程度高い精度で予測することが可能であることが考えられる。しかしながら、そのようなODペアにおいて、

時間帯別平均OD交通量の方が予測OD交通量よりも精度が高い日についてもRMSEの差は1以内である。よって、級間分散が低いODペアに関しても、本研究で構築した予測モデルによって、平均値よりも同等か高精度に予測値を出力できることが示された。

以上のことから、何も考慮していないETC-ODデータの時間帯別平均OD交通量を予測値として用いるよりも本研究で構築したOD交通量推計モデルからの予測OD交通量を用いる方が、より高精度な予測が行えることが示された。

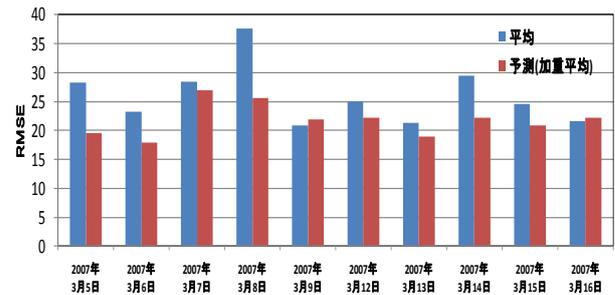


図-8-(1). OD②におけるRMSEの比較(予測OD交通量 vs. 平均OD交通量)

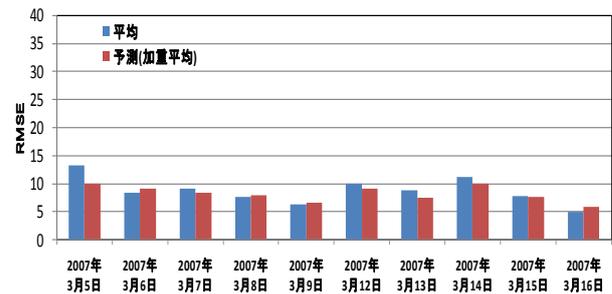


図-8-(2). OD③におけるRMSEの比較(予測OD交通量 vs. 平均OD交通量)

4. OD間の旅行時間の変動を考慮したOD交通量予測モデルの検証

首都高速道路において所要時間情報はリアルタイムで利用者に提供されており、道路利用者はこの情報も用いながら、利用経路の変更や利用出入口の変更などを行っていることが想像される。また、小根山ら¹⁰⁾のETC-ODデータを用いた研究によっても、ETC利用者が高速道路上の交通状況によって普段利用する入口を転換する傾向にあることが明らかにされている。よって、ある時間単位で集計されたOD交通量も、このような入口選択行動の変化も集計されたデータであることを考えると、交通状況によって集計OD交通量も交通状況により変動していることが想像される。そこで本研究では、前章で構築したベイジアンネットワークにOD間のある区間にお

ける旅行時間の情報を新たな説明変数として追加したベイジアンネットワークの予測モデルも構築した。構築したベイジアンネットワークをグラフ構造は図-9に示す。なお、予測精度の検証には、図-4内に示しているODペア②と③を対象とした。旅行時間は、両ODペアの共通の区間である首都高速道路3号渋谷線の用賀～谷町JCT区間において推計されたデータを用いた。また、予測対象時間は30分先とし、予測値の決定方法には、加重平均を用いる方法を採用した。

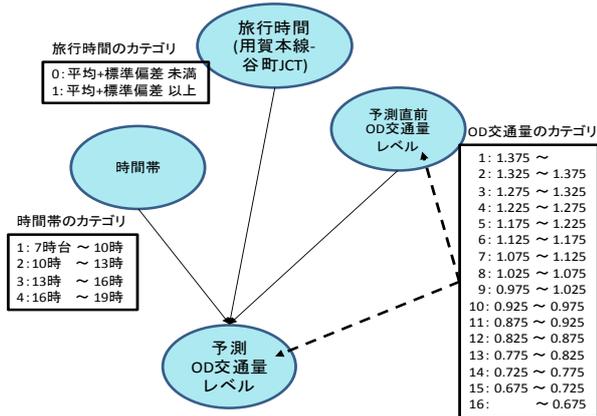


図-9. 旅行時間情報を追加したベイジアンネットワーク

旅行時間の変化を考慮したベイジアンネットワークを用いてOD交通量を予測した結果を図-10-(1)と図-10-(2)に示す。旅行時間を考慮しない場合は時間帯別平均OD交通量よりも予測精度が低かった予測日において、RMSEで改善が見られる。一方で、旅行時間を考慮した場合でも、その予測精度が平均値よりも劣る場合があるものの、両者のRMSEの違いは1台以下である。よって、旅行時間を考慮することにより、時間帯別平均OD交通量と同等以上の予測精度を確保できることを示した。これにより、30分先を予測する場合に、OD交通量予測精度がほぼ全日において、時間帯別平均OD交通量よりも高精度かほぼ同等の結果を得られ、日変動効果と時間変動効果が大きいODペアについても、旅行時間の大小によりOD予測精度が向上することが示された。

ここで、予測モデルの改善が顕著に見られた2007年3月9日における、用賀本線料金所から池尻に向かうOD交通量の推移を予測手法別に図-11に示す。図-11より、旅行時間を考慮した場合のOD交通量の推移は、それを考慮しない場合のOD交通量の推移に比べて、OD交通量実測値の推移傾向の変化に比較的対応できている傾向を見ることができる。すなわち、旅行時間を考慮しない予測結果では、実測OD交通量のピーク値をそのまま追いかけるような傾向にあるものの、旅行時間を考慮した場合においては、実測OD交通量のピークが減

少傾向に転じた場合に旅行時間を考慮しない場合よりも小さい予測OD交通量を出力していることが分かる。これにより、わずかではあるが、旅行時間の変化を考慮することによってRMSEの値が改善されているものと考えられる。しかしながら、予測OD交通量の推移は、実測OD交通量との推移のずれが、両予測モデルとも予測対象時間である30分で生じており、前章に引き続き、これらを解消することによりさらなる予測精度の向上が見込まれる。また、旅行時間自体も日々・時々刻々とその傾向や水準が変化していることから、OD交通量の学習データを更に追加するとともに、旅行時間のより詳細な情報により条件付き確率表を推定し、細かなOD交通量の変動に対応可能なモデル構築が課題となる。

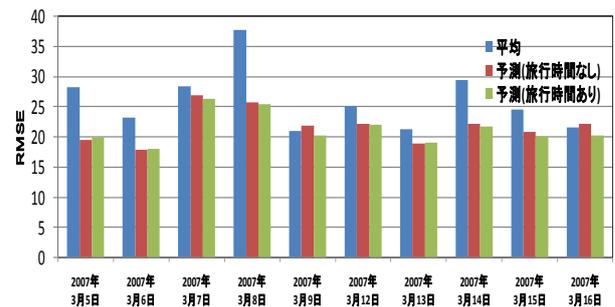


図-10-(1). OD②におけるRMSEの比較 (予測(旅行時間有) vs. 予測(旅行時間無) vs. 平均OD交通量)

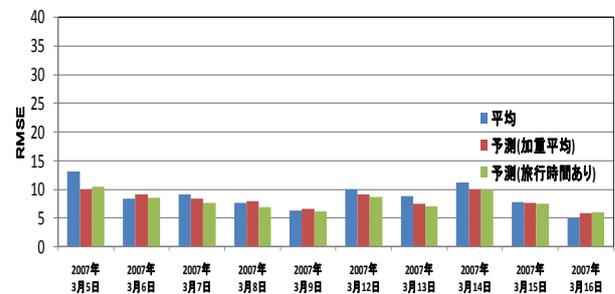
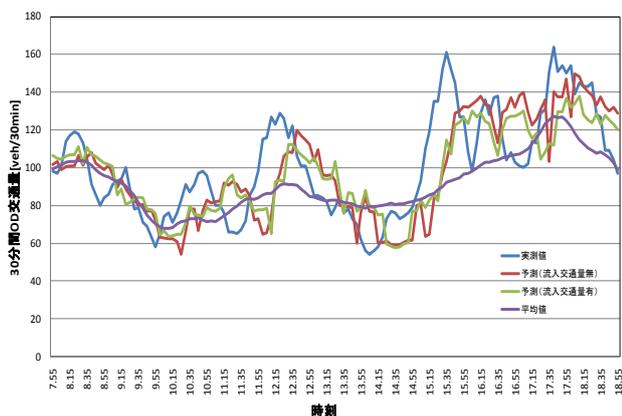


図-10-(2). OD③におけるRMSEの比較 (予測(旅行時間有) vs. 予測(旅行時間無) vs. 平均OD交通量)

5. おわりに

本稿では、首都高速道路において観測されるETC-ODデータを用いて、時刻と予測直前の30分間OD交通量との因果関係に基づいて、蓄積されたOD交通量データを学習しながら条件付き確率を計算するベイジアンネットワークを用いたOD交通量予測モデルの構築を行った。その結果、予測モデルからの予測OD交通量は、過去の蓄積データから得られた時間帯別平均OD交通量を予測値とした場合と比較して、精度良く30分間OD交通量を予測していることを確認した。また、ベイジアンネットワークから得られる条件付き確率表から予測値を決



図一 11. 予測OD交通量(旅行時間の有無別), 実測OD交通量, 平均OD交通量の推移(予測対象日: 2007年3月12日)

定する際に、確率最大値を予測値として採用する場合と確率が高い上位5カテゴリの加重平均を予測値とする場合において、予測精度の違いを確認した。その結果、30分先を予測する場合には、加重平均を予測値としたほうが確率最大値を予測値とする場合に比べて比較的精度良く予測値を出力可能であることが分かった。

さらに、ODペアが持つ分散特性(日変動と時間変動)について着目し、提案したOD交通量予測モデルの予測精度との関係について検証を行った。その結果、日変動(級間分散)が大きいODペアについては、時間帯別平均OD交通量よりも高精度で予測していることを確認した。また、級間分散が小さい、すなわち、日変動が小さいODペアについては、級間分散が高いODペアに比べて予測精度は落ちるものの、時間帯別平均OD交通量と比べて同等以上に予測していることを確認した。

また本稿では、旅行時間の変化を交通状況の変化として捉え、それらをベイジアンネットワークに説明変数として追加し、両指標の変動効果を考慮することによってOD交通量予測モデルの予測精度がどのように変化するかを検証した。その結果、予測OD交通量は実測OD交通量に対して予測の遅れを生じているものの、旅行時間を考慮することにより、多くの予測日においてOD交通量の予測精度が向上することを確認した。

今後の課題としては、予測値の傾向遅れの解消と予測対象時間の拡大ならびに学習用データの充実で変動量の予測範囲の拡張を行うことにより、より詳細なOD交通量の変動に対応可能なベイジアンネットワークを用いたOD交通量予測モデルの構築を行う必要がある。また、ネットワークのリンク上の交通情報や当日の流入交通量、曜日、事故、天候の情報も追加しながら、より様々な事象に対応可能なベイジアンネットワークの構築も、精度良くOD交通量を予測するためには必要である。

謝辞

本研究は首都高速道路(株)が推進する「新しいリアルタイムネットワークシミュレーション研究WG」での検討の一環として実施されたものである。実施に当たり首都高速道路(株)には貴重なデータを提供やその他多大なるご協力をいただいた。この場を借りて謝意を表します。

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・講演集, CD-ROM, 2004
- 2) 西内裕晶, 吉井稔雄, 桑原雅夫, Marc Miska, 割田博: 首都高速道路におけるランプ間OD交通量の独立性, 土木計画学研究・講演集, No.38, CD-ROM, 2009
- 3) 繁柝算男, 植野真臣, 本村陽一: ベイジアンネットワーク概説, 培風館, 2006
- 4) 村上知子, 酢山明弘, 折原良平: ベイジアンネットワークを用いた消費者行動モデルの構築実験, 人工知能学会全国大会論文集, Vol.18, CD-ROM, 2004
- 5) 小川英之, 斎藤光生, 鈴木達也, 稲垣伸吉: Bayesian Network を用いた事象駆動型システムの故障診断, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会講演論文集, CD-ROM, 2007
- 6) Shiliang Sun, Changshui Zhang and Guoqiang Yu: A Bayesian Network Approach to Traffic Flow Forecasting, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol.7, No.1, pp124-132, 2006
- 7) Enrique Castillo, Jose Maria Menendez and Santos Sanchez-Cambronero: Predicting traffic flow using Bayesian networks, Transportation Research Part B, Vol.42, pp482-509, 2008
- 8) Martin L. Hazelton: Statistical inference for time varying origin-destination matrices, Transportation Research Part B, Vol.42, pp452-552, 2008
- 9) UnBBayes
WebSite(<http://unbbayes.sourceforge.net/>)
- 10) 小根山裕之, 秋元健吾, 大口敬, 鹿田成則, 割田博: ETC データを用いた首都高速道路における事故発生時のランプ選択行動に関する実証分析, 土木計画学研究・講演集, No. 38, CD-ROM, 2009